

Università degli Studi di Napoli Federico II

**Customer satisfaction: sviluppo di metodologie statistiche per la sua
misurazione con particolare applicazione
alle aziende di trasporto pubblico**

Tesi di Dottorato in
Statistica

XX ciclo



Candidato
Velia Guazzo

Coordinatore
Carlo Natale Lauro

INDICE

INTRODUZIONE.....	7
1. Qualità e Customer Satisfaction.....	12
1.1. La Customer Satisfaction.....	12
1.2. La Qualità dei servizi: definizione e misura.....	18
1.3. Il processo di misurazione della Customer Satisfaction: le scale di misura.....	21
1.4. La carta dei servizi.....	30
2. I modelli ad equazioni strutturali (SEM).....	36
2.1. I modelli ad equazioni strutturali (SEM): le basi.....	41
2.2. Metodi di stima basati sulla covarianza (covariance-based Structural Equation Modeling).....	51
2.2.1. L'approccio secondo LISREL.....	52
2.2.2. Stima dei parametri.....	57
2.2.3. La valutazione e il miglioramento del modello.....	64
2.3. Metodi di stima basati sulle componenti (component – based Structural Equation Modeling).....	75
2.3.1. Il PLS Path Modeling.....	75
2.3.2. L'algoritmo PLS.....	86
2.3.3. La validazione del modello.....	88

2.4.	Costruzione di un indice di Customer Satisfaction: il modello ECSI	94
2.4.1.	Identificazione delle leve per il miglioramento	97
3.	Le variabili moderatrici nel PLS Path Modeling	100
3.1.	Tipi di relazioni causali	100
3.1.1.	Relazione diretta	102
3.1.2.	Relazione reciproca	102
3.1.3.	Relazione spuria	103
3.1.4.	Relazione indiretta	107
3.1.5.	Relazione condizionata (interazione)	109
3.2.	Variabili mediatrici	111
3.3.	Variabili moderatrici	114
3.3.1.	Variabili moderatrici categoriche	116
3.3.2.	Variabili moderatrici continue	117
3.4.	Analisi degli effetti di moderazione nel PLS Path Modeling	118
3.4.1.	Effetti di moderazione	118
3.4.2.	Effetti di moderazione: considerazioni per il modello strutturale	121
3.4.2.1.	Effetti di moderazione come termini di prodotto	122
3.4.2.2.	Determinazione degli effetti di moderazione attraverso confronti di gruppo	125

3.4.2.3.	I due approcci a confronto.....	127
3.4.2.4.	L'interazione a tre vie.....	128
3.4.3.	Implicazioni per il modello di misura.....	128
3.4.3.1.	L'approccio dell'indicatore prodotto: variabile indipendente e variabile moderatrice sono entrambe riflessive	129
3.4.3.2.	L'approccio PLS a due stadi per la determinazione degli effetti di moderazione quando almeno uno dei costrutti è formativo.....	131
3.4.3.3.	Variabile indipendente o variabile moderatrice come variabili categoriche.....	133
4.	Indagine statistica sulla Customer Satisfaction di un'azienda di trasporto pubblico locale	136
4.1.	Il campionamento	137
4.2.	Il questionario.....	138
4.3.	Le caratteristiche socio economiche del campione	140
4.4.	Le analisi descrittive dei principali risultati dell'indagine	142
4.5.	L'analisi della Customer Satisfaction con il PLS Path Modeling ...	150
4.5.1.	L'effetto di variabili moderatrici sull'analisi globale.....	169
4.5.1.1.	Il PLS Path Modeling applicato ai viaggiatori con biglietto	169

4.5.1.2. Il PLS Path Modeling applicato ai viaggiatori con abbonamento mensile.....	179
4.5.1.3. Il PLS Path Modeling applicato ai viaggiatori con abbonamento annuale.....	190
4.5.1.4. Il confronto tra i modelli locali.....	198
4.5.2. L'identificazione delle leve per il miglioramento	204
CONCLUSIONI	207
BIBLIOGRAFIA	209

INTRODUZIONE

Nei tempi moderni la domanda stabile, la tensione competitiva in forte crescita e l'aumento della complessità di prodotti e servizi, si traduce nel considerare il *cliente* come protagonista indiscusso dei processi decisionali e operativi interni all'azienda: egli rappresenta oggi il miglior interlocutore grazie al feed-back di informazioni preziose che può fornire all'impresa. Dalla conoscenza del cliente discende la necessità di proporgli i prodotti più consoni alle sue esigenze, in termini di qualità, immagine esteriore, prezzo, soddisfazione. Diventa importante, quindi, conoscere i potenziali consumatori, le loro abitudini di consumo e le motivazioni che li spingono all'acquisto; da qui l'imperativo di tenere saldamente legata a sé la clientela migliore costituisce un obiettivo imprescindibile per le imprese di successo. In questa ottica, quindi, lo scopo principale è quello di assicurarsi consumatori fedeli, la cui fedeltà, appunto, si traduce in maggior volume di acquisti e minor sensibilità nei confronti del prezzo. La *strategia d'impresa* non può quindi prescindere dalla soddisfazione dei consumatori e dalle loro esigenze personali: in questo contesto ha acquisito sempre più importanza la customer satisfaction e con essa si sono affermate diverse metodologie statistiche per la sua misurazione, in particolare il PLS Path Modeling quale strumento di previsione dei bisogni e delle aspettative dei clienti, poiché i comportamenti d'acquisto sono influenzati in modo determinante da numerosi fattori, oltre che culturali e sociali, soprattutto personali e psicologici.

In questo lavoro l'attenzione viene focalizzata sull'analisi degli effetti delle variabili moderatrici, inserite in un modello di Customer Satisfaction stimato attraverso il metodo PLS Path Modeling, sulle percezioni e soddisfazioni dei consumatori rispetto al prodotto/servizio offerto; nel presupposto che la soddisfazione non è un concetto unico, è importante individuare i fattori di maggiore criticità per i diversi gruppi di consumatori esaminati con l'introduzione di una variabile moderatrice, variabile esterna al modello ma che influenza le relazioni all'interno dello stesso, in modo da stabilire non una singola strategia ma strategie differenziate, per gruppi di consumatori, adottate dalle aziende per soddisfare al meglio e tempestivamente le esigenze specifiche dei propri consumatori, in modo tale da conseguire due vittorie allo stesso tempo: 1) fidelizzare i propri

clienti, considerata l'evoluzione della customer satisfaction verso la customer loyalty e 2) abbattere la concorrenza puntando sul fattore qualità e su una strategia market-oriented.

La tesi è strutturata in quattro capitoli che rappresentano il frutto delle ricerche condotte dalla candidata nei quattro anni di dottorato.

Il primo capitolo, di introduzione al lavoro di tesi, fornisce una definizione di Customer Satisfaction e sottolinea che il crescente interesse nel corso degli ultimi decenni nei confronti della customer satisfaction ha contribuito allo sviluppo di molteplici metodologie statistiche per la sua misurazione. Negli ultimi anni infatti anche le strutture che erogano un servizio pubblico sono state interessate da una serie di mutamenti che hanno reso necessario un ripensamento del loro ruolo: non solo "istituzioni" ma anche "aziende", per le quali la sopravvivenza e il successo sono influenzati dalle capacità di orientamento al mercato. In questa ottica, chi usufruisce di un servizio è visto come utente da seguire e soddisfare in tutte le fasi del suo rapporto con l'istituzione.

Pienamente consapevoli di queste nuove esigenze, le aziende di trasporto pubblico di alcune province italiane hanno avviato indagini volte a valutare la qualità dei servizi offerti attraverso studi di Customer Satisfaction, con l'obiettivo di conoscere bisogni e aspettative degli utenti. La soddisfazione mostrata da un utente verso un servizio di cui è fruitore rappresenta un concetto non osservabile, quindi non direttamente misurabile. La sua valutazione può avvenire, pertanto, solo considerando caratteristiche che ne misurino l'effetto. Tipicamente lo studio della soddisfazione viene inteso come valutazione della qualità percepita nei confronti di particolari aspetti del servizio erogato; tali aspetti, che si interpretano come manifestazioni di dimensioni "latenti" della soddisfazione, sono quantificabili attraverso variabili, definite "manifeste", solitamente espresse su una scala ordinale di punteggi. I legami che sussistono tra variabili manifeste e variabili latenti possono essere formalizzati attraverso un preciso modello che rende rigoroso il procedimento di definizione del concetto di customer satisfaction e, quindi, della sua valutazione.

Nel secondo capitolo vengono descritti nel dettaglio i modelli ad equazioni strutturali e vari metodi proposti in letteratura per la stima degli stessi. Tali metodi sono distinti in due grandi famiglie: i metodi cosiddetti covarianza-based, di cui fanno parte tutti i metodi di tipo LISREL, e i cosiddetti metodi components-based. La distinzione tra i due approcci è

legata al diverso obiettivo perseguito. In particolare, i metodi di stima covarianza-based hanno come obiettivo primario quello di ricostruire la matrice di varianze e covarianze tra le variabili manifeste osservate attraverso i parametri del modello stimato. In altre parole, nei metodi covarianza-based i parametri del modello vengono individuati in modo da ottenere una ricostruzione della matrice di varianze-covarianze tra le variabili manifeste il più possibile vicina a quella osservata. Il principale metodo di stima con l'approccio covarianza-based è senza dubbio quello proposto da Joreskog nel 1970 e basato sulla Massima Verosimiglianza: il SEM-ML. Questo stesso metodo è stato in seguito identificato con la sigla LISREL (Linear Structural RELations), che per molti anni ha rappresentato il software di riferimento nell'ambito della stima dei modelli ad equazioni strutturali. Successivamente, altri metodi di stima, quali ad esempio i Minimi Quadrati Generalizzati, sono stati utilizzati per ottenere stime dei parametri sempre in un'ottica covarianza-based. Nel lavoro di tesi la candidata si riferisce a tutti questi metodi come ai metodi di tipo LISREL. Tutti gli approcci di tipo LISREL si fondano su ipotesi distribuzionali più o meno forti che interessano tanto le variabili manifeste, quanto i residui del modello. Inoltre, essendo tutti basati sulla ricostruzione della matrice di varianze-covarianze, è possibile ottenere una valutazione immediata della bontà del modello attraverso il confronto diretto tra la matrice di varianze-covarianza osservata e quella ottenuta dal modello. I vari indici di bontà del modello, così come i diversi metodi di stima, sono presentati nel dettaglio. I metodi cosiddetti component-based, invece, hanno come obiettivo quello di stimare le variabili latenti in modo che siano il più rappresentative possibile del proprio blocco di variabili manifeste e che, contemporaneamente, riescano a spiegare il più possibile le relazioni individuate nel modello strutturale.

Tra i metodi di stima component-based il più noto è senza alcun dubbio quello basato sul PLS (Partial Least Squares), anche noto come PLS Path Modeling (PLS-PM). Di recente Al-Nasser [2003] ha proposto di ottenere una stima dei modelli ad equazioni strutturali basata sulla Massima Entropia, il Generalized Maximum Entropy (GME), mentre Hwang e Takane [2004] nella loro Generalized Structured Component Analysis (GSCA) propongono un metodo di stima alternativo al PLS ed in grado di identificare un'unica funzione obiettivo.

Il PLS Path Modeling è applicato ampiamente nell'ambito della customer satisfaction, esso può dimostrarsi un aiuto prezioso nelle decisioni aziendali e, in più, particolarmente critico quando si tratta di analizzare il livello di customer satisfaction del prodotto o servizio offerto dall'impresa.

Un indicatore di valutazione di customer satisfaction è il Customer Satisfaction Index (CSI), che fonde insieme il comportamento dei consumatori, il loro grado di soddisfazione e il livello di qualità del prodotto o servizio offerto; esso presenta delle varianti a seconda dei paesi in cui è stato utilizzato e, in molti casi, rielaborato anche con nuove tecniche di stima. Per cui vi sono ad esempio:

- SCSB (Swedish Customer Satisfaction Barometer): nato in Svezia nel 1989, fu il primo indice di soddisfazione basato sulle valutazioni dei clienti;
- NCSB (Norwegian Customer Satisfaction Index): usato in Norvegia;
- ACSI (American Customer Satisfaction Index): adottato negli U.S.A nel 1994;
- MCSI (Malaysian Customer Satisfaction Index): adottato in Malesia;
- ECSI (European Customer Satisfaction Index): adottato in Europa.

Per la stima di suddetti indici economici che misurano la soddisfazione dei consumatori, sono stati costruiti modelli specifici, ma la logica di fondo comune in tutti questi modelli è il legame che sussiste ormai tra un acquisto e la soddisfazione da parte dei consumatori che, sempre più esigenti e consci del loro potere sulle imprese, fanno sì che ogni acquisto rifletta la loro soddisfazione in merito a consumi precedenti. Quindi la sfida che oggi si propone alle imprese è di suscitare un senso di qualità del prodotto o servizio prima del suo acquisto, e confermare tale qualità dopo il suo consumo. Occorre perciò per le imprese individuare quali indicatori - direttamente misurabili - incidono maggiormente sulle variabili latenti qualitative, che sono poi i fattori che spiegano la soddisfazione e possono spingere a ripetere gli acquisti o orientarli in futuro verso altre imprese. Statisticamente significa studiare le relazioni di causa-effetto che intercorrono tra le variabili qualitative determinanti sulla customer satisfaction e loyalty, e per ciascuna di esse le relazioni con possibili fattori esplicativi.

Il terzo capitolo offre una panoramica dei diversi tipi di relazioni di causalità tra variabili ed è dedicato alla definizione delle variabili mediatrici e delle variabili moderatrici, e all'inserimento e descrizione degli effetti delle

variabili moderatrici nei modelli ad equazioni strutturali, stimati attraverso il metodo PLS Path Modeling. In particolare, una variabile funziona come variabile mediatrice quando influisce sulla relazione tra il predittore ed il criterio, la variabile mediatrice è infatti una variabile che spiega la relazione tra altre due variabili. Una variabile moderatrice invece è una variabile qualitativa (es: sesso, razza, classe) o quantitativa (es: livello di remunerazione) che incide sulla direzione e/o sulla forza della relazione tra una variabile indipendente o predittore ed una variabile dipendente o criterio. Quindi mentre le variabili moderatrici specificano quando certi effetti si presentano ed influenzano la direzione e/o la forza di una relazione tra altre due variabili, le variabili mediatrici spiegano, invece, come o perché certi effetti si presentano, delucidando così la relazione che sussiste tra le altre due variabili.

Nel quarto capitolo si illustrano i risultati di un'indagine statistica di misurazione di Customer Satisfaction condotta dalla candidata Velia Guazzo nell'ambito di un'azienda di trasporto pubblico locale. Un modello statistico specifico, ECSI (ECSI "European Customer Satisfaction Index") basato su ben note teorie sul comportamento del consumatore, è stato derivato per la suddetta indagine e come metodo di stima è stato utilizzato il PLS Path Modeling. L'analisi di Customer Satisfaction condotta nell'ambito dell'azienda di trasporto pubblico locale viene poi rielaborata inserendo nell'ambito del modello la variabile moderatrice titolo di viaggio e applicando nuovamente il metodo di stima PLS Path Modelling ai tre gruppi di viaggiatori, possessori di biglietto ed abbonati mensili ed annuali, al fine di analizzare gli effetti dell'inserimento della variabile moderatrice titolo di viaggio sulle percezioni e soddisfazioni dei viaggiatori rispetto al servizio di trasporto pubblico oggetto di analisi e di identificare le strategie differenziate per il miglioramento.

CAPITOLO 1

1. Qualità e Customer Satisfaction

1.1. La Customer Satisfaction

La valutazione statistica della qualità e la misura della soddisfazione del cliente sono strumenti la cui importanza è ormai largamente riconosciuta, ma ancora poco utilizzati da molti Enti che erogano servizi di pubblica utilità.

L'attenzione degli statistici verso queste problematiche è notevolmente aumentata negli ultimi anni soprattutto per la forte richiesta sia del sistema produttivo che degli Enti Pubblici di tecniche statistiche idonee ad affrontare le problematiche inerenti la valutazione della efficacia, della efficienza e della qualità, con particolare riferimento alla customer satisfaction. La misura del grado di soddisfazione della clientela, customer satisfaction, costituisce un momento conoscitivo di importanza fondamentale ai fini dell'acquisizione e del consolidamento nel lungo periodo di vantaggi competitivi.

Un indicatore direttamente riconducibile alla soddisfazione del consumatore è la fedeltà, customer loyalty: quanto più un consumatore è soddisfatto, tanto più è probabile che rimanga fedele. Le aziende si propongono di ottenere e consolidare nel tempo le preferenze e il

gradimento dei consumatori per le proprie offerte. A tal fine mettono in atto strategie di marketing mix, stimoli sottoposti all'attenzione di tutti i consumatori potenziali. La risposta del consumatore agli stimoli è pari alla quantità o valore di prodotti venduti. Il comportamento del consumatore è complesso, si possono distinguere diverse fasi:

1) fase cognitiva: chiama in causa le conoscenze e le informazioni di cui il singolo dispone;

2) fase affettiva: si collega al sistema di preferenze specifiche del consumatore e alla sua valutazione soggettiva;

3) fase comportamentale: descrive gli atti di acquisto e il comportamento successivo.

La Customer Satisfaction è il risultato di una valutazione emergente da un processo comparativo tra la performance percepita dal consumatore e le attese (aspettative e desideri).

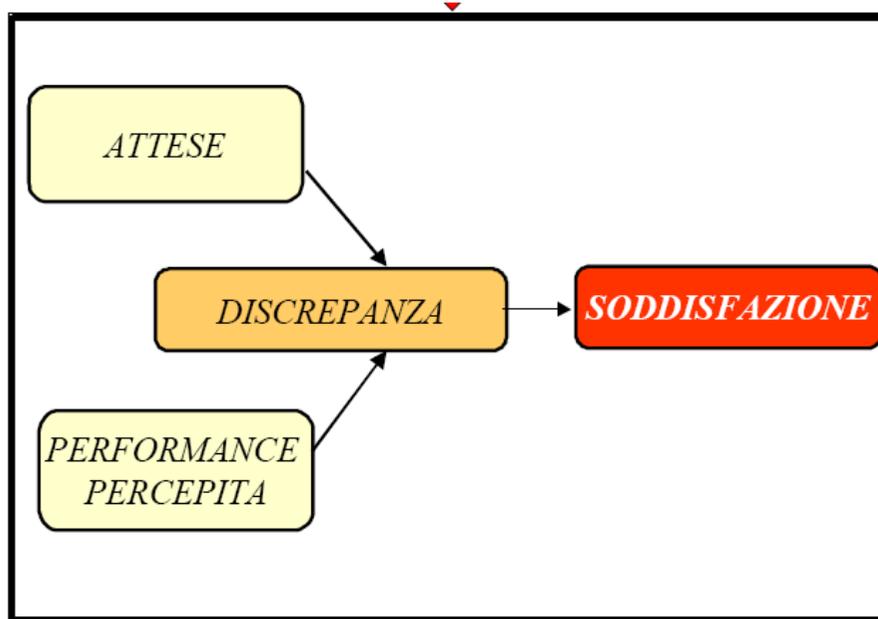


Fig. 1.1 – Il paradigma della discrepanza

Le attese comprendono le aspettative ed i desideri: le aspettative si fondano su elementi cognitivi, derivano da esperienze passate, informazioni esterne e inferenze, mentre i desideri si basano su elementi motivazionali, derivano da obiettivi personali, stimoli interni, pressioni esterne.

La performance percepita differisce dalla performance oggettiva, la tangibile realtà delle caratteristiche del prodotto, a causa del processo di percezione attraverso il quale gli individui vengono esposti alle informazioni o a stimoli di diversa natura e li notano, li osservano e li comprendono.

La discrepanza secondo l'approccio algebrico è data dalla differenza algebrica tra attese e performance percepita (si considera la sfera cognitiva); mentre secondo l'approccio soggettivo è la valutazione soggettiva della differenza tra attese e performance (si considera anche la sfera affettiva).

La Customer Satisfaction può essere quindi definita come: l'atteggiamento di soddisfazione assunto (e non necessariamente manifestato) da un utente/cliente attuale, derivante dall'utilizzo di un bene o dalla fruizione di un servizio e dall'attività di comunicazione del produttore. Esso si rifletterà probabilmente in un futuro comportamento di "riacquisto" ed in un atteggiamento attivo di motivazione all'acquisto da parte di altri potenziali clienti. Se protratto nel tempo, inoltre, sarà destinato a rafforzare il rapporto fiduciario con il produttore".

Un'azienda misura la sua Customer Satisfaction perché la sua conoscenza permette di cogliere opportunità in termini di incremento dei profitti futuri e perché deve misurare le sue performance.

Negli ultimi anni anche le strutture che erogano un servizio pubblico sono state interessate da una serie di mutamenti che hanno reso necessario un ripensamento del loro ruolo: non solo "istituzioni" ma anche "aziende", per le quali la sopravvivenza e il successo sono influenzati dalle capacità di orientamento al mercato. In questa ottica, chi usufruisce di un servizio è visto come utente da seguire e soddisfare in tutte le fasi del suo rapporto con l'istituzione.

Pienamente consapevoli di queste nuove esigenze, le aziende di trasporto pubblico di alcune province italiane hanno avviato indagini volte a valutare la qualità dei servizi offerti attraverso studi di Customer Satisfaction, con l'obiettivo di conoscere bisogni e aspettative degli utenti. La soddisfazione mostrata da un utente verso un servizio di cui è fruitore rappresenta un concetto non osservabile, quindi non direttamente misurabile. La sua valutazione può avvenire, pertanto, solo considerando caratteristiche che ne misurino l'effetto. Tipicamente, lo studio della soddisfazione viene inteso come valutazione della qualità percepita nei confronti di particolari aspetti del servizio erogato; tali aspetti, che si interpretano come manifestazioni di dimensioni "latenti" della

soddisfazione, sono quantificabili attraverso variabili, definite "manifeste", solitamente espresse su una scala ordinale di punteggi.

I legami che sussistono tra variabili manifeste e variabili latenti possono essere formalizzati attraverso un preciso modello che rende rigoroso il procedimento di definizione del concetto di customer satisfaction e, quindi, della sua valutazione. Tramite un modello esplicativo delle relazioni di dipendenza o causalità tra variabili si ottengono gli elementi per verificare una teoria, ovvero per valutare l'adeguatezza della misurazione delle variabili e delle relazioni ipotizzate tra le variabili stesse.

I modelli concettuali per la valutazione della Customer Satisfaction sono:

- SERVQUAL (Parasuraman, Zeithaml, Berry, 1991) come sistema di misurazione delle percezioni dei clienti sulla qualità del servizio. Il cui fondamento teorico è la teoria dei Gap: differenza tra percezioni ed attese mediata dall'effetto dei pesi dall'importanza assegnata ad ogni dimensione;
- TWO-WAY (Schvaneveldt, Enkawa, Miyakawa, 1991), il cui fondamento teorico è che i fattori latenti di valutazione sono aspetti "oggettivi" (attributi della qualità) e "soggettivi" (livelli di soddisfazione);
- SERVPERF (Cronin, Taylor, 1992) il cui fondamento teorico è che si considerano le sole "percezioni" senza la componente delle attese;
- Normed Quality (Teas, 1993), il cui fondamento teorico presuppone che si distingua tra attesa ideale ed attesa realizzabile;
- Qualitometro (Franceschini, Rossetto, 1996) il cui fondamento teorico prevede che si misurino le attese e le percezioni in momenti separati.

Altri modelli proposti si concentrano su aspetti aziendalistici, sulla centralità dell'affidabilità (capacità del fornitore di erogare quanto e come richiesto in modo affidabile e preciso), sul processo, sul risultato e sul contesto fisico.

Le dimensioni nei suddetti modelli proposti sono:

- aspetti tangibili, inteso come aspetto delle strutture fisiche, degli impianti, delle attrezzature, degli strumenti di comunicazione e del personale;
- affidabilità, inteso come la capacità di realizzare il servizio nel modo più diligente e accorto;
- capacità di risposta, inteso come volontà di aiutare i clienti e di fornire il servizio con prontezza;
- capacità di rassicurazione, inteso come competenza e cortesia dei dipendenti e nella capacità di questi ultimi di ispirare fiducia e sicurezza;

- empatia, inteso come attenzione particolare ai bisogni dei clienti.

I modelli Servqual, Servperf e Qualitometro sono costruiti per la rilevazione della soddisfazione dei clienti di servizi non specifici, hanno un aspetto più generale e quindi possono essere appropriati per un servizio in un determinato settore, può essere inadeguato per un altro, spesso gli item risultano abbastanza complessi e di non semplice comprensione, in quanto sono tesi a valutare prima le dimensioni latenti, e successivamente la soddisfazione come sintesi delle dimensioni stesse. In generale i problemi associati al Servqual (Cronin & Taylor, 1992) sono l'instabilità delle dimensioni, l'ambiguità dell'interpretazione delle aspettative, l'inaffidabilità del punteggio differenziale. Alcuni di questi aspetti sono stati superati da un diverso approccio basato esclusivamente sulle percezioni delle prestazioni. Ma rimangono ancora delle limitazioni legate soprattutto al numero delle dimensioni che non possono costituire uno schema generale applicabile a tutti i settori.

Gli indici di Customer Satisfaction di riferimento sono:

- l'indice modello ACSI (American Customer Satisfaction Index) degli Stati Uniti;
- l'indice ECSI (European Customer Satisfaction Index) europeo;
- l'indice NCSB (Norwegian Customer Satisfaction Barometer) norvegese.

Questi indici di soddisfazione del cliente si costruiscono con i modelli ad equazioni strutturali (SEM).

L'European Customer Satisfaction Index (ECSI) è un indice economico che misura la Customer Satisfaction è un adattamento dello Swedish Customer Satisfaction Barometer e dell'American Customer Satisfaction Index (ACSI) proposto da Claes Fornell.

Si riportano di seguito due rappresentazioni grafiche del modello ECSI:

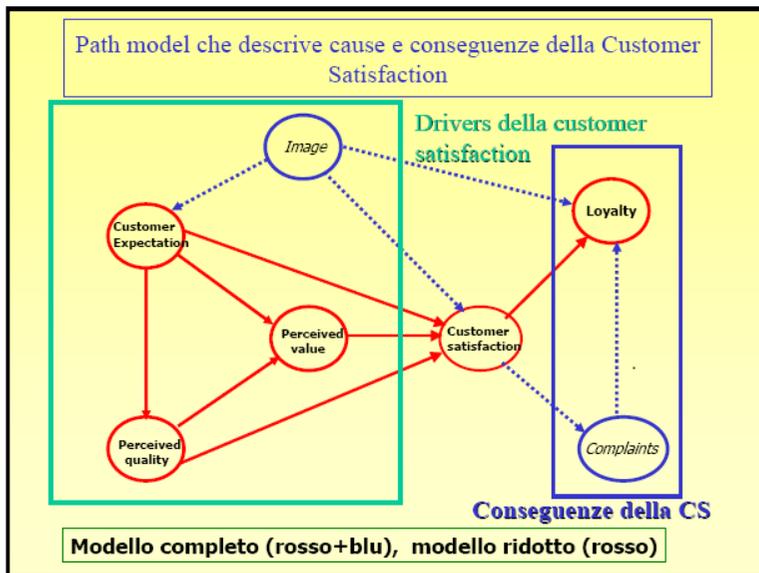
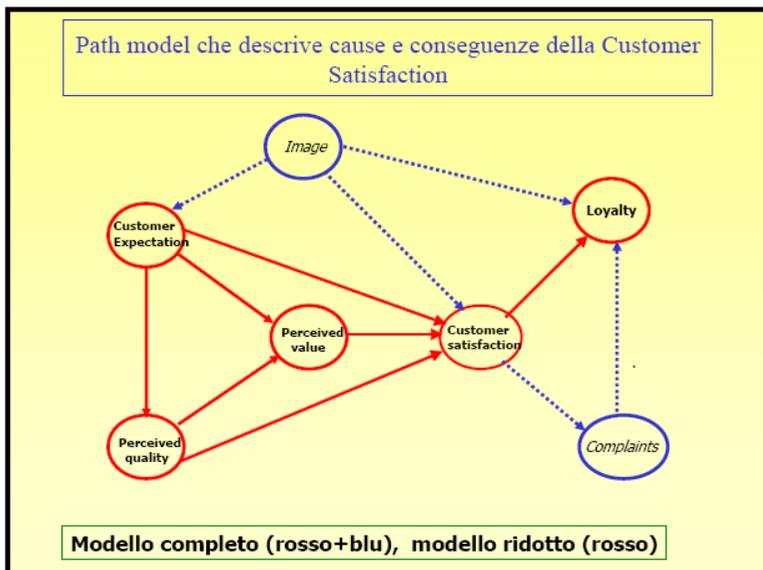


Fig. 1.2 – Rappresentazioni grafiche del modello ECSI

1.2. La Qualità dei servizi: definizione e misura

Anche se il termine “qualità” appare spesso di semplice interpretazione, la sua misura può risultare molto complessa, dipendendo dalla natura del prodotto di riferimento. La qualità, infatti, può essere definita sia dal lato dell’offerta che da quello della domanda di un bene o servizio. Essa può essere intesa, in senso tecnico, come assenza di imperfezioni in tutti gli aspetti che riguardano l’offerta: dal processo produttivo all’organizzazione dell’attività economica, ai canali di distribuzione, ecc. Se, però, il contesto di analisi è quello dell’economia e del marketing, la qualità di un prodotto o servizio può essere definita come la capacità di soddisfare in tutto o in parte i bisogni per i quali il prodotto è stato creato. In questo senso, la qualità è intesa dal lato della domanda. Un’eccessiva attenzione al versante dell’offerta può pertanto essere fuorviante: la qualità intesa come capacità di soddisfare i bisogni umani, infatti, non coincide necessariamente con la qualità offerta. Ciò è particolarmente evidente nel caso in cui si faccia riferimento a servizi relazionali, cioè a quei servizi il cui contenuto dipende dalla relazione che si instaura tra produttore e consumatore (utente). Un esempio significativo è quello dei servizi di pubblica utilità, nei quali la qualità può essere osservata solo ex-post. La produzione e il consumo di servizi sono in genere simultanei, e ciò elimina, di fatto, i meccanismi di filtro della qualità che esistono nel comparto dell’industria. In altri termini, non è possibile controllare la qualità dei servizi scartando quelli che non raggiungono un determinato standard prima di immetterli sul mercato, come avviene invece nel caso dei prodotti tangibili. L’insieme delle tecniche per il controllo della qualità alla fine del ciclo produttivo si viene così a trovare senza oggetto. Più in generale, i servizi si distinguono dai prodotti per tre caratteristiche:

a) intangibilità: i servizi sono immateriali, esistono nella misura in cui sono prodotti e consumati, motivo per il quale non sono valutabili ex-ante;

b) deteriorabilità: non è possibile immagazzinare servizi; è necessario quindi adeguare sempre l’offerta alla domanda, per non perdere il valore del servizio;

c) inscindibilità: servizio di base, servizi accessori e sistema di erogazione (personale di controllo, strutture, modi di partecipazione dell'utenza, ecc.) contribuiscono tutti a formare la percezione, da parte dell'utente, del servizio globale.

Per le aziende di servizi la valutazione della qualità dei prodotti offerti agli utenti è, quindi, particolarmente complessa per questi problemi legati alla definizione e alla misura di servizi che, per loro natura, hanno caratteristiche di intangibilità e soggettività. E' comunque opinione ormai largamente diffusa che per servizio di buona qualità debba intendersi quello che, in una data situazione, soddisfa il cliente. Se si accetta questa definizione si ipotizza, dunque, che la qualità sia direttamente proporzionale alla soddisfazione che il cliente trae dalla prestazione nel suo insieme. Allora la caratteristica principale di questa qualità, oltre al fatto di non poter mai essere data per acquisita, sta nel suo valore relativo. Potrà sempre accadere, infatti, che due clienti abbiano una percezione molto diversa della qualità del medesimo servizio, se hanno aspettative e stile di vita diversi.

Tra le tecniche più utilizzate per valutare la qualità, quelle basate sulla rilevazione diretta di giudizi puntuali sul livello di soddisfazione del servizio erogato hanno offerto i risultati maggiormente apprezzabili nel campo della misurazione della qualità per i servizi. Attribuendo punteggi crescenti all'aumentare della soddisfazione, è possibile valutare i singoli aspetti del servizio per ottenere un'indicazione complessiva sulla qualità percepita. La disponibilità di informazioni ripetute nel tempo sulla customer satisfaction degli utenti e sui gap esistenti tra qualità attesa e percepita consente di monitorare l'effetto delle scelte aziendali sulla soddisfazione dei propri clienti e, quindi, di predisporre tempestivamente nuovi interventi di miglioramento o di variazione delle proprie strategie.

La diffusione dei programmi di certificazione ISO 9001:2000 e l'adozione dei principi definiti nella carta dei servizi del settore Trasporti (DPCM 30.12.1998) hanno portato un sempre più elevato numero di aziende di Trasporto Pubblico Locale ad attivare delle procedure di valutazione non solo di efficacia e di efficienza ma in termini più generali di qualità. Il concetto di qualità, tuttavia, nel corso degli anni, si è modificato legandosi sempre più strettamente a quello di soddisfazione. Per le imprese di trasporto aumentare la soddisfazione dei passeggeri può significare l'incremento nell'utilizzo del sistema, l'attrazione di nuovi viaggiatori,

nonché il miglioramento dell'immagine dell'azienda nel pubblico e la garanzia di un risultato finanziario di medio - lungo periodo.

I modelli di gestione per la qualità ISO 9001:2000 e ISO 9004:2000 per le aziende di produzione e di servizi e organizzazioni in generale, attribuiscono un'importanza primaria alla soddisfazione dei clienti, in un approccio sistemico alla gestione, basata su dati di fatto. Il successo di un'organizzazione dipende dal saper comprendere, esigenze ed aspettative, presenti e future, implicite, espresse e latenti dei clienti attuali e potenziali e degli utenti finali, tradurle in requisiti del cliente e caratteristiche dell'offerta e soddisfarli (punti 5.2, 7.2 e 8.2 della ISO 9001:2000) mirando a superare le loro stesse aspettative, in modo competitivo. La Norma UNI 11098 si colloca nel contesto delle ISO 9001 e 9004, costituisce una norma tecnica di supporto che rappresenta lo stato dell'arte sul tema. La Norma UNI 11098 si colloca inoltre fra le Norme UNI sugli indicatori per la qualità e affronta il punto chiave: la costruzione di indicatori di prestazione (della organizzazione) sulla qualità percepita da parte del cliente. Essa veicola un messaggio fondamentale: con indicatori di prestazione della qualità percepita dai clienti, la direzione è in grado di meglio valutare l'efficacia delle decisioni di marketing attuate. La Norma definisce gli indicatori della qualità percepita per il quadro di governo aziendale e la gestione dei sistemi di qualità e come componenti eventuali del sistema premiante. Essi sono:

- indicatori costruiti sintetici complessivi o parziali:
 - sintetici complessivi quando riguardano tutti i fattori della soddisfazione considerati (le variabili osservate);
 - parziali quando riferiti solo a parti dei fattori (ad esempio quelli relativi alle relazioni commerciali o alla qualità del front office);
- indicatori analitici: riguardano un solo fattore della soddisfazione (una variabile osservata), e per ciascuno di essi offrono
 - la ripartizione fra clienti soddisfatti, insoddisfatti e deliziati
 - l'intensità di insoddisfazione e delizia
 - il tasso di forte insoddisfazione (rischio di abbandono) e quello del superamento delle aspettative (delizia)
- mappe di priorità d'intervento: sono costruite con percentuali di insoddisfatti o deliziati e importanza di fattori e consentono di indicare su quali variabili osservate è necessario operare

prioritariamente, per ridurre i clienti insoddisfatti e l'intensità di insoddisfazione e aumentare i clienti deliziati e l'intensità di delizia.

Gli indicatori di prestazione sulla qualità percepita dai clienti non esistono "in natura", possono essere solo costruiti. La Norma indica il percorso per una loro corretta costruzione, definendo i requisiti del processo di raccolta e di trattamento dati sulla soddisfazione dei clienti:

1. utilizzo di chiare definizioni operative di clienti, soddisfazione, insoddisfazione e delizia; di intensità di insoddisfazione e delizia e di modalità di determinazione dell'importanza del fattore;

2. individuazione degli specifici fattori della soddisfazione, le variabili da osservare su cui rilevare la Customer Satisfaction;

3. rilevazione della soddisfazione per ciascun fattore/variabile osservata, senza compensazioni (ma tuttavia tale da consentire di trattare la "overall satisfaction" con lo stesso set di dati raccolti) adottando una metrica mista (relativa e assoluta);

4. robustezza statistica degli indicatori di prestazione della qualità percepita, costruiti a partire dalle variabili osservate, in modo che siano meglio utilizzabili per fare confronti temporali, anche rispetto ad obiettivi perseguiti, concorrenti, standard di mercato e best practices;

5. gestione di universi di piccola dimensione e campioni di bassa numerosità, che sono molto diffusi anche nelle grandi organizzazioni a rete (a livello di punti vendita, agenzia, concessionarie, ecc.);

6. modelli concettuali e di costruzione degli Indicatori trasparenti e semplici per essere utilizzabili facilmente da tutte le parti interessate (oltre ai clienti, dipendenti, enti affidatari di servizi, etc.).

1.3. Il processo di misurazione della Customer Satisfaction: le scale di misura

La conoscenza di un fenomeno viene ottenuta attraverso la sua misurazione. La misurazione è il processo mediante il quale si assegnano valori numerici (linguaggio matematico) alle caratteristiche, proprietà ed attributi di oggetti, stati o individui, secondo regole predefinite, quando la proprietà di un oggetto è esprimibile attraverso un numero, questo porta con sé tutte le informazioni sulla proprietà stessa.

Non esistono procedure ben definite per la misurazione di grandezze non tangibili come l'estetica, il gusto, l'odore, il comportamento, la soddisfazione, la percezione della qualità (Finkelstein, 1982). Per questa ragione il concetto di misurazione ha subito nel tempo numerose evoluzioni e ridefinizioni, fino a comprendere anche le procedure di misura nel campo delle scienze sociali e cognitive.

Secondo la teoria "classica" della misurazione (Campbell 1920): sono misurabili solo le grandezze "fisiche" per le quali può essere costruita un'operazione empirica di addizione ("fondamentali"). Attualmente le grandezze fondamentali assunte dal Sistema Internazionale (S.I.) di misura sono sette: lunghezza, massa, tempo, temperatura termodinamica, quantità di sostanza, corrente elettrica e intensità luminosa. Le grandezze collegate, attraverso determinate leggi fisiche, alle fondamentali sono dette "derivate".

La misurazione è il processo di assegnazione empirica ed oggettiva di numeri a proprietà di oggetti od eventi del mondo reale in modo da poterli "descrivere" ovvero l'instaurazione di una corrispondenza tra un insieme di manifestazioni e relativi legami di una proprietà ed un insieme di numeri e delle rispettive relazioni. Ciò che viene misurato non è un oggetto od un evento, ma una sua caratteristica o proprietà. E' importante prima di sviluppare una procedura od una scala di misurazione, formulare il concetto o costruito teorico della proprietà che si desidera analizzare, prevedendo l'esame delle possibili manifestazioni di un insieme di oggetti e delle rispettive relazioni empiriche che si deducono dall'osservazione del mondo reale. La formulazione deve prevedere l'esame:

- delle possibili manifestazioni dell'insieme di oggetti analizzati e delle loro relazioni (sistema relazionale empirico);
- dei possibili valori numerici e delle relazioni tra le misure adottate (sistema relazionale numerico);
- della relazione funzionale (procedura) che lega i due insiemi (condizione di rappresentazione), regole di assegnazione delle misure agli oggetti;
- della condizione di unicità della misurazione.

Si elencano di seguito i diversi tipi di scale di misura:

- scala nominale : le misure sono semplicemente codici numerici che etichettano le modalità delle variabili, senza una relazione d'ordine, un'unità di misura o un'origine. Principio di identità ($a = b$) v ($a \neq b$);

- scala ordinale: è presente un ordinamento delle misure che risponde ad un preciso criterio (ad es. la maggiore o minore preferenza); gli ordinamenti non contengono riferimenti alle distanze effettive tra misure né ad un'origine. Ammette trasformazioni monotone ($a < b$) v ($a > b$);
- scala ad intervalli: presuppongono un'unità di misura che consenta il calcolo di distanze ed un'origine fissata in modo arbitrario. Ammette trasformazioni lineari del tipo $y = a + bx$ con $b > 0$;
- scala di rapporti : scale metriche per definizione, presuppongono una relazione d'ordine, un'unità di misura ed un'origine corrispondente allo zero oggettivo. Ammette trasformazioni del tipo $y = cx$.

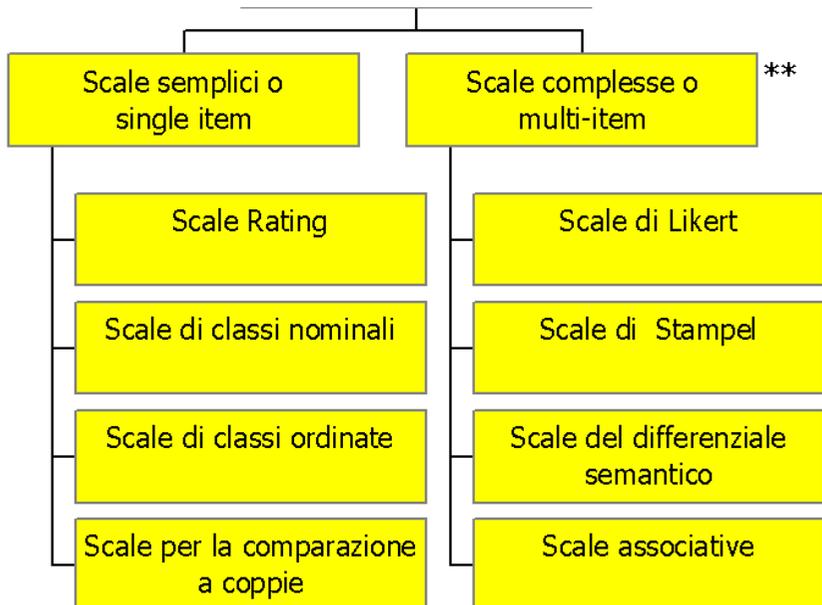
La misurazione di elementi non fattuali come le attitudini (es. soddisfazione, fedeltà alla marca ecc.) o le opinioni e gli atteggiamenti non hanno un riferimento in un valore vero sottostante l'informazione quindi le misurazioni non possono essere validate. L'idea di base è che le attitudini possono essere rappresentate in uno spazio unidimensionale (es. una retta) e che i rispondenti possono essere ordinati in funzione della loro attitudine lungo un continuo (Togerson, continuum psicologico). Le scale attitudinali possono essere semplici (a quesito unico) o complesse (a quesiti multipli). Le scale complesse consentono di comprendere i molteplici fattori che sottendono un'attitudine e di aumentare l'affidabilità della scala (misure ripetute del dominio di misurazione) e la stabilità temporale.

Il primo passo per misurare l'attitudine è la raccolta delle valutazioni dei soggetti. Per un individuo esprimere l'atteggiamento su un oggetto significa identificare una similarità con una delle categorie della scala che gli viene proposta.

	Grandezze Fisiche	Grandezze non Fisiche
Mezzi di misurazione	Strumento di misura	Giudizio
Riferimenti per la misura	Multipli dell'unità di misura	Categorie di risposta

Tab. 1.1 – Comparazione tra misurazione di grandezze fisiche e non

Scale attitudinali



** L'opinione del soggetto verso l'oggetto psicologico in esame è dato dall'insieme dei giudizi espressi per tutti gli items

Fig. 1.3 – Macro-classificazione delle scale di misura

Le scale semplici o di valutazione realizzano una misurazione diretta dell'attitudine e delle sue componenti attraverso un singolo quesito: l'intervistato è chiamato ad indicare la sua posizione su una scala prestabilita. Il giudice colloca l'oggetto valutato in un punto lungo un continuo o in una delle categorie ordinate in successione (il valore numerico è assegnato a un punto o a una categoria/punteggio). Se è richiesta la valutazione di un oggetto (es. percezione della qualità di un servizio, soddisfazione rispetto al tempo di consegna ecc.) senza un riferimento ad alternative o ad uno standard prefissato, scala non comparativa. Le scale, non comparative, semplici possono essere continue se all'intervistato è chiesto di fornire la sua valutazione ponendo un segno su una linea che collega un estremo all'altro dell'attitudine:

Es. E' soddisfatto dei servizi di front office della banca ?

Molto soddisfatto _____ X _____ Per niente soddisfatto

Solo le 2 categorie estreme sono dotate di un significato (unità di misura soggettiva). Oppure le scale non comparative semplici possono essere

discrete se all'intervistato è chiesto di fornire la sua valutazione come punteggio (rating) su una scala discreta:

Es. Quanto è soddisfatto dei servizi di front office della banca (scala 1- 10)?

Per niente soddisfatto *Molto soddisfatto*

Le scale non comparative semplici sono categoriche (molto usate) quando l'intervistato può scegliere tra un numero limitato di opzioni ordinate a secondo della loro posizione sulla scala. Le opzioni (categorie) possono essere descritte verbalmente o essere numeriche (es. su scala percentuale).

Es. E' soddisfatto dei servizi offerti dalla banca Y?

<i>molto soddisfatto</i>	<i>abbastanza soddisfatto</i>	<i>poco soddisfatto</i>	<i>Per niente soddisfatto</i>
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

Si possono avere opzioni bilanciate (scale simmetriche) quando il numero di opzioni favorevoli è uguale a quello delle sfavorevoli. Se le opzioni sono dispari la modalità centrale è neutrale. Le opzioni sono non bilanciate (scale asimmetriche) quando è differente il numero di opzioni favorevoli/sfavorevoli. Se ci si attende che parte dei giudici non abbia alcuna valutazione da esprimere si dovrebbe includere un'opzione esterna alla scala del tipo: nessuna opzione, non so.

Es. E' soddisfatto dei servizi offerti dalla banca Y?

<i>molto soddisfatto</i>	<i>abbastanza soddisfatto</i>	<i>poco soddisfatto</i>	<i>Per niente soddisfatto</i>	<i>Non so</i>
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

Le scale non comparative semplici discrete e categoriche possono considerarsi congiuntamente legando i punteggi a delle categorie predefinite per ridurre la soggettività del sistema di riferimento.

Es. In un'intervista in un self-service di un aeroporto l'intervistato valuta globalmente il servizio di cui ha appena fruito e sceglie tra le alternative:

- 1 sicuramente riproverò il servizio
- 2 probabilmente riproverò il servizio
- 3 forse riproverò il servizio
- 4 forse non riproverò il servizio
- 5 probabilmente non riproverò il servizio

6 sicuramente non riproverò il servizio

7 non so se riproverò il servizio

Eventualmente si può chiedere una motivazione per l'opzione scelta.

La percentuale di risposte rientranti nelle risposte più favorevoli (prime 2 categorie) fornisce il top box score.

Le scale possono essere comparative semplici se si desidera un comune riferimento per tutti i rispondenti (es. una marca o un set di prodotti). Come nel caso di misure ordinali di valutazione (ranking o rating/scoring), in cui all'intervistato si richiede di ordinare un insieme di oggetti in base ad un criterio prestabilito o con riferimento ad un oggetto che funge da standard. Se gli oggetti sono "complessi", descritti simultaneamente da più attributi caratterizzanti", si sottopone a valutazione un set di oggetti da un disegno sperimentale chiedendo di attribuire un punteggio o una posizione nella graduatoria (assegnando tutti i punteggi/posizioni della scala senza ripetizioni). Tra le alternative da valutare è importante inserire le opzioni ritenute rilevanti. I vantaggi sono i seguenti: tecnica realistica, meno time consuming, semplicità; mentre gli svantaggi sono legati alla produzione di dati solo ordinali (analisi limitate) a meno che non si adottino delle semplificazioni.

Nelle scale comparative semplici a somma costante, l'intervistato deve allocare una somma costante (es. 100 punti) tra diversi oggetti o attributi del prodotto/servizio in modo tale da riflettere la preferenza relativa per ciascun oggetto, l'importanza di un attributo o il grado con cui è presente nell'oggetto. I valori sono sommati per produrre una scala di rapporti.

Si elencano di seguito altre scale comparative semplici di misurazione:

- Choice based: lega la valutazione di oggetti alternativi ad una concreta intenzione di acquisto (preferenza) o riacquisto (soddisfazione). Tra un set di alternative si esprime quale si acquisterebbe (è possibile anche non l'opzione di non scelta) e con quale probabilità.
- Valutazione testuale: consente l'espressione libera di una valutazione tra oggetti in forma testuale.
- Trade off: consente di confrontare in un'ottica parziale coppie di attributi di oggetti complessi. Criticato per l'artificialità e l'effetto di esplosione dei confronti richiesti.

Le scale attitudinali complesse consentono di misurare l'attitudine rispetto a fenomeni complessi non osservabili in quanto intangibili o di fatto "multidimensionali".

Lo sviluppo di una scala complessa richiede un processo a più stadi:

1. definizione coerente dell'oggetto di misurazione (es. soddisfazione)
2. si rende operativa la misurazione individuando una batteria di quesiti (item) legati al dominio di misurazione
3. test dei quesiti su un campione pilota per verificare consistenza interna e validità (ridondanze ed ambiguità)
4. somministrazione dei questionari e sintesi dei risultati in una scala e validazione della scala, ovvero capacità della scala di misurare il costrutto per cui è stata costruita.

Nella scala di Thurstone o equintervallata si colleziona un numero m sufficientemente elevato di affermazioni, o quesiti candidati, che descrivono una specifica attitudine, nei confronti dei quali l'intervistato deve esprimere il suo assenso o dissenso e si seleziona un campione numeroso di giudici a cui si chiede di ordinare in 11 gruppi i quesiti in base alla loro connotazione (positiva o negativa) rispetto al dominio di indagine. Per ciascun quesito si calcola il valore mediano ed il campo di variazione. Sono eliminati i quesiti che presentano una dispersione più elevata e che risultano più ambigui e si seleziona un numero ridotto (20-30) di quesiti in modo da coprire l'intero spazio di misurazione dell'attitudine. I quesiti sono sottoposti al campione (accordo/ disaccordo) ed il valore della scala attitudinale per il rispondente viene ottenuto considerando la media dei punteggi realizzati sulle affermazioni con cui è d'accordo.

Potrebbero presentarsi le seguenti criticità:

- individui con pattern di risposta diversi possono ottenere lo stesso punteggio attitudinale (monodimensionalità della misurazione);
- il metodo non permette di cogliere l'intensità delle preferenze perché basato sul semplice accordo/disaccordo su determinate affermazioni;
- tecnica costosa e time consuming;
- risultati condizionati dalle risposte dei giudici che non necessariamente presentano pattern equivalenti.

La scala di Likert (summated rating) si basa sull'attribuzione di un punteggio complessivo attraverso la somma di punteggi attribuiti a singole

prove (scala additiva). L'intervistato deve indicare se ed in che misura è d'accordo con una serie di affermazioni, anche in questo caso il concetto da misurare si considera unidimensionale e si genera un set di proposizioni candidate a descriverlo. E' diversa la modalità di presentazione dei quesiti perché l'intervistato deve indicare il suo grado di accordo o disaccordo rispetto al set di affermazioni. Ai giudici non è richiesto che cosa pensano ma solo quanto favorevole ritengano ogni item rispetto al costrutto da misurare. Le categorie di risposta sono multiple così si ha un aumento della precisione con cui si colgono le differenze attitudinali. Si calcolano le intercorrelazioni tra coppie di items in base ai punteggi assegnati dai giudici.

Ciascuna scala ha un valore medio "neutrale"; in alternativa si può usare una scala a scelta-obbligata senza modalità centrale. La scala non possiede un'origine naturale e qualunque trasformazione lineare $y=a+bx$ non altera la misurazione. Il punteggio finale per l'intervistato si ottiene come somma dei propri rating per tutti gli item. Per le affermazioni connotazione negativa (reversal items) si richiede il rovesciamento della scala dei punteggi attribuiti a quelle con connotazione positiva prima di procedere alla somma dei punteggi.

Vi è poi la scala del differenziale semantico. Il differenziale semantico è una tecnica di rilevazione dei significati che determinati concetti assumono per gli intervistati, non è basato sulla descrizione soggettiva e diretta del significato da parte dell'intervistato ma sulle associazioni che questo instaura tra ciascun concetto con altri proposti in modo standardizzato. Si caratterizza per l'uso di aggettivi bipolari; l'elenco degli attributi bipolari non deve avere relazione con l'oggetto valutato (anche se è possibile aggiungere attributi specifici) ed il numero degli attributi varia e dipende dall'obiettivo dello studio e dal rilievo che la tecnica assume nel quadro della rilevazione, di solito è dispari (con modalità centrale neutrale). Le risposte sono analizzate mediante una rappresentazione grafica ottenuta congiungendo con una linea il punteggio medio dallo specifico oggetto su ogni coppia di attributi. Un'interpretazione interessante può operarsi mediante i metodi di analisi fattoriale, in modo da determinare le dimensioni fondamentali che sono dietro i giudizi espressi.

La scala di Stampel non è bipolare ma le frasi descrittive e gli aggettivi sono presentati separatamente. I punti sulla scala sono identificati da numeri e il numero delle posizioni lungo la scala è di solito pari (manca la modalità neutrale).

Vi è poi lo scalogramma di Guttman o scala cumulativa il cui obiettivo è di stabilire un continuum unidimensionale per il concetto che si vuole misurare. Si deve però individuare un set di affermazioni in modo che un intervistato che è d'accordo rispetto ad una domanda sarà d'accordo rispetto a tutte le domande precedenti. Si ricerca un set di proposizioni che si adatta a tale pattern secondo un principio di cumulatività.

Le fasi dello scalogramma di Guttman sono:

- 1) Si definisce il focus della scala.
- 2) Si selezionano gli items per la formulazione delle domande, che riflettono il concetto da analizzare con o senza focus group
- 3) Si richiede ad un campione di valutare se le affermazioni siano favorevoli rispetto al concetto analizzato (sì se l'item è favorevole, no al contrario)
- 4) Si costruisce una matrice che riporta le risposte di tutti i rispondenti su tutti gli items. Si riordinano i dati nella matrice in modo che gli intervistati che hanno espresso accordo verso il maggior numero di affermazioni siano collocati in alto e viceversa. Per gli intervistati che presentano lo stesso numero di accordi, si ordinano gli items da sinistra a destra. Se gli elementi della scala sono perfettamente scalati solo alcune sequenze di risposte sono ammissibili, dal punteggio complessivo si può risalire alle risposte date da quell'individuo ai singoli elementi della scala, la tecnica utilizza solo domande a risposta dicotomica mentre nella realtà si verificano risposte al di fuori delle sequenze previste (errori).
- 5) Una volta selezionati gli item per la scala finale, si presentano agli intervistati chiedendo di verificare le affermazioni con cui sono d'accordo. Ogni item ha un valore associato sulla scala (ricavato dall'analisi dello scalogramma).
- 6) Il punteggio dell'intervistato sulla scala è ottenuto sommando i valori sulla scala degli item con cui sono d'accordo. Nell'esempio il punteggio finale è una misura dell'attitudine rispetto al fenomeno dell'immigrazione.
- 7) Analisi dei risultati ed eliminazione degli elementi (valutazioni) con troppi errori.
- 8) Calcolo di un indice globale di accettazione della scala.

Le scale unidimensionali mirano alla rilevazione di un concetto complesso e latente (es. fedeltà), mentre le scale multidimensionali mirano

ad individuare quante e quali dimensioni latenti si nascondono in un insieme di osservazioni.

1.4. La carta dei servizi

La Carta dei servizi è un impegno sulla qualità reso ai clienti e agli altri portatori d'interesse da parte del gestore di servizi pubblici ed agisce sulla chiarezza del rapporto e sulle strategie di miglioramento. Impegna infatti a misurare il conseguimento degli standard dei servizi, a informarne i clienti e a individuare procedure di miglioramento in continuo. Viene dunque ad assumere un'importante funzione di riferimento per la corretta fruizione del servizio sia in termini quali-quantitativi di erogazione sia in termini di funzionalità d'uso.

La "Carta dei servizi", che le imprese operanti nei diversi settori dei servizi pubblici locali sono tenute a redigere, non deve essere un mero adempimento formale ma un vero e proprio strumento di sostanza. Affinché la "Carta dei servizi" assuma questo ruolo strategico è necessario che sia da un lato criterio di orientamento della gestione e, dall'altro, uno degli elementi fondanti del processo decisionale dei servizi pubblici in un generale progetto di qualità. I protagonisti devono essere i cittadini. Occorre individuare strumenti e procedure affinché sia forte il valore dei cittadini e quindi i bisogni dei cittadini che devono essere recepiti quali obiettivi, standard qualitativi e di prestazione nella Carta dei servizi.

La carta dei servizi si prefigge dunque :

- il raggiungimento di obiettivi di miglioramento della qualità dei servizi forniti
- il miglioramento del rapporto tra utenti e fornitori dei servizi.

La ricerca della formula che meglio possa garantire l'interesse pubblico deve essere condotta senza alcuna pregiudiziale ideologica e deve comunque essere affrontata dopo aver analizzato le strategie, gli obiettivi e i criteri gestionali del servizio pubblico inteso come bene collettivo .

La cultura della "qualità " diventa dunque decisiva e può favorire un nuovo sistema organico di pubblici servizi altamente specializzati.

Fortunatamente negli amministratori pubblici e nei dirigenti delle aziende è ormai evidente e condivisa la consapevolezza di non poter

fronteggiare in modo adeguato, secondo la superata concezione dell'azienda monopolista, il problema dell'offerta dei servizi al cittadino; ben più elevati standard di qualità e di quantità nei servizi possono invece essere raggiunti attraverso politiche integrate, tanto per la programmazione che per la gestione operativa. L'orientamento al cliente deve partire dalle aspettative del cliente e dai suoi desideri e dunque aumentare la qualità di un prodotto/servizio senza che cresca la percezione del cliente non è funzionale; la qualità del servizio in genere non è l'oggetto del servizio, ma la conformità ad una serie di parametri (tra cui la compatibilità, il rispetto della salute, la sicurezza, la continuità). Queste devono diventare le componenti fondamentali della Carta dei servizi intesa come impegni vincolanti per il gestore a favore dell'utente. I cittadini-clienti chiedono sempre più strumenti di controllo, bilanci e rapporti: tra valori e gestione (responsabilità sociale); tra missione e gestione (bilancio di impresa); tra strategia e gestione (bilancio economico), ma soprattutto chiedono regole trasparenti.

Si assiste pertanto allo strutturarsi di una domanda sempre più vasta, da parte dei cittadini, di coinvolgimento diretto nei processi di gestione pubblica in particolare nel campo ambientale.

Si pone dunque in modo crescente il problema del consenso sulle scelte che incidono direttamente sul territorio e sulla qualità della vita dei cittadini. Le imprese di servizi pubblici sanno di rappresentare una parte importante del benessere di un cittadino. Si riconosce dunque il fondamentale ruolo economico e sociale dei cittadini in qualità di consumatori di beni e utenti di servizi; al cittadino deve essere data l'opportunità di interagire con il sistema fornendo indicazioni sulla qualità del servizio e suggerimenti per migliorarlo e renderlo completo. Bisogna maturare la consapevolezza che occorre potenziare le politiche per il consumatore e gli strumenti di regolazione che lo riguardano.

Si rileva sempre più spesso che le principali esigenze dei cittadini sono tre:

- 1) la sicurezza, ovvero la consapevolezza di essere protetto e considerato;
- 2) la trasparenza, ovvero la visibilità delle logiche usate per amministrare i servizi;
- 3) il benessere, ovvero la diffusione di strumenti di qualità della vita.

Il rapporto con ogni cliente deve dunque diventare una “small business relationship”. Si ha bisogno di informare, ma anche di formare e di comunicare. Crescono allora gli interessi e gli strumenti per la cura del Cliente (UOC utilities on care) e sulla collaborazione del cliente CRM (Customer Relationship Management).

La consapevolezza è che la prossima importante liberalizzazione del mercato debba contenere tra le sue regole della competizione lo sviluppo di una forte cultura della qualità per il miglioramento dei servizi erogati. Su questa base diventano fondamentali due fattori: la comunicazione (saper informare) e la certificazione (ricerca di qualità).

Il compito della comunicazione è quello di soddisfare il bisogno di informazione, di assicurare trasparenza e visibilità, di essere strumento sociale di integrazione, di partecipazione attiva di cultura.

E' ormai cresciuta la consapevolezza della corretta comunicazione perché il cittadino-cliente si aspetta di essere informato ed è preparato.

La comunicazione deve dunque essere parte integrante delle strategie e deve essere esplicita e continua, deve essere integrata e non episodica. E' importante che acquisti valore la trasparenza e cioè il diritto del cittadino di "vedere" le logiche usate per amministrare le risorse pubbliche.

Il rapporto cittadino-impresa di servizi di pubblica utilità è radicalmente mutato nel tempo e l'impatto dei nuovi strumenti di comunicazione ha modificato il modo di comunicare; è cresciuta la consapevolezza che la qualità dei servizi erogati dipenda dalla capacità delle imprese di "stare sul mercato" e di proporsi come imprese attente ai valori sociali e agli equilibri economici. Per le imprese che erogano servizi di pubblica utilità nel campo dei servizi al cittadino dunque la dicotomia fra comunicazione ambientale e comunicazione di impresa non deve trovare nessuna valida ragione e quindi si può parlare di una comunicazione ambientale di impresa.

Il ruolo della corretta informazione e della comunicazione è stato ed è ancor più oggi di fondamentale rilevanza. Il cittadino chiede trasparenza e ha diritto di conoscere la situazione reale, di come si evolve e di chi ne è responsabile.

La certificazione di sistemi integrati (qualità/ambiente - ISO 9001 /Vision 2000/ISO 14001 e soprattutto EMAS II) diventa uno dei principali strumenti di qualificazione delle imprese .

Il perseguimento della Certificazione è ormai un obiettivo imprenditoriale che qualifica le aziende nelle sue varie componenti strategiche e che rappresenta per i cittadini una garanzia e uno stimolo ad assumere un atteggiamento collaborativo consapevoli dell'importanza del proprio ruolo nel raggiungimento di obiettivi di interesse comune.

Per valutare la qualità del servizio, specie in relazione al raggiungimento degli standard previsti, il gestore è bene svolga apposite verifiche, anche acquisendo periodicamente la valutazione dei clienti e, se necessario, partecipando a riunioni pubbliche territoriali.

Uno strumento fondamentale a questo proposito è rappresentato dalla customer satisfaction che è in una scienza di analisi dei consumi e serve per misurare la qualità di una azienda.

L'orientamento al cliente deve partire dalle aspettative del cliente e dai suoi desideri; bisogna monitorare la mappa delle insoddisfazioni salienti (separando quelle che contano dalle altre) e individuare dei progetti di miglioramento. Il risultato atteso è di rilevare direttamente la qualità percepita (bisogni espliciti), assieme alle informazioni fornite dagli Enti locali in quanto rappresentanti delle collettività (bisogni impliciti).

I relativi obiettivi, espressi in forma di standard, possono migliorare il contenuto di base della Carta dei servizi.

Le finalità dell'indagine devono essere, in sintesi, :

- il confronto sistematico di qualità nel tempo e nello spazio (e non occasionale)
- ricercare i fattori che determinano la soddisfazione del cliente (ascoltare la voce dell'utente)
- individuare le azioni per rendere conformi gli standard del servizio erogato con le aspettative degli utenti
- esplicitare indicatori di qualità per controllare la qualità erogata ed attesa.

I contenuti delle indagini devono evidenziare le esigenze dei cittadini-utenti (il servizio atteso), la percezione dei cittadini sul servizio ricevuto, la valutazione del servizio da parte dei dipendenti e l'individuazione di strategie di miglioramento dei processi.

In particolare è richiesta la verifica della situazione in relazione a:

- soddisfazione globale (servizi, zone)
- fattori della qualità (valutazioni)
- aree d'intervento (proposte, consigli)

- informazioni utenza (ricordo spontaneo, giudizio)

Aumentare la qualità di un prodotto/servizio senza che cresca la percezione del cliente non è infatti funzionale; la qualità del servizio in genere non è l'oggetto del servizio, ma la conformità ad una serie di parametri (tra cui la compatibilità, il rispetto della salute, la sicurezza, la continuità).

La customer satisfaction serve per misurare la qualità e individuare dei progetti di miglioramento; bisogna allora monitorare la mappa delle insoddisfazioni salienti. Il vero circolo virtuoso della customer satisfaction è infatti quando si riesce a gestire l'intero ciclo a partire dalla insoddisfazione. I gestori effettuano rilevazioni periodiche con cadenza almeno annuale sul grado di soddisfazione dell'utenza, al fine di migliorare i livelli di qualità del servizio erogato. I gestori indicano, inoltre, con quali mezzi gli utenti possono far pervenire i propri suggerimenti.

L'analisi sistematica sulla qualità percepita (sistema di ascolto) deve essere definita sulla base di precisi riferimenti relativi a universo di riferimento, campione, base territoriale, temi di intervista, strumenti utilizzati, durata, periodo di rilevazione, cadenza prevista.

Esaminate le informazioni raccolte (indicando la tecnica di rilevazione, es: analisi regressiva multipla, analisi statistica), elabora e valuta i dati relativi, intraprendendo le opportune scelte gestionali per il miglioramento della qualità dei servizi. Le azioni di miglioramento del servizio vengono effettuate anche sulla base dell'analisi delle cause dei reclami scritte dei clienti. Sulla base delle rilevazioni effettuate, i gestori si impegnano a pubblicare annualmente un rapporto sulla qualità del servizio e sulla valutazione del grado di soddisfazione dell'utente, confrontando i risultati conseguiti nell'esercizio precedente con gli standard garantiti e individuando le ragioni degli scostamenti, precisando eventuali azioni correttive.

La Carta dei servizi è il documento attraverso il quale il gestore del servizio dialoga con la propria Clientela, informandola sulle caratteristiche dei servizi offerti, le modalità di utilizzo ed i canali d'interazione con l'azienda. Rappresenta lo strumento mediante il quale l'azienda comunica i livelli di qualità raggiunti e gli obiettivi che si prefigge per l'anno in corso.

La Carta dei servizi viene redatta sulla base di precise disposizioni legislative:

- art. 16 della Costituzione Italiana;

- art. 8 del Trattato di Maastricht;
- Direttiva del Presidente del Consiglio dei Ministri del 27 gennaio 1994 “Principi sull’erogazione dei servizi pubblici”;
- Decreto Legislativo n. 422 del 19 novembre 1997 “Conferimento alle Regioni ed agli Enti Locali di funzioni e compiti in materia di trasporto pubblico locale”, a norma dell’art. 4, comma 4, della Legge n. 59 del 15 marzo 1997;
- Decreto del Presidente del Consiglio dei Ministri del 30 dicembre 1998 “Schema generale di riferimento per la predisposizione della Carta dei settore trasporti o Carta della Mobilità”;
- Legge regionale n. 3 del 28 marzo 2002 “Riforma del trasporto pubblico locale e sistemi di mobilità della regione Campania”.

La prima indicazione nella carta dei servizi è il rispetto dei principi fondamentali riportati nei contenuti espressi nel citato DPCM 29 Aprile 1999, ci si riferisce in particolare ai principi di: eguaglianza di trattamento, imparzialità, continuità, partecipazione, efficacia ed efficienza, cortesia, chiarezza e comprensibilità dei messaggi, condizioni principali di fornitura, accessibilità al servizio, facilitazioni per utenti particolari, rispetto degli appuntamenti concordati, tempi di attesa agli sportelli, risposta alle richieste degli utenti, risposta ai reclami scritti, gestione del rapporto contrattuale, rettifiche di fatturazione, semplificazione delle procedure, continuità e servizio di emergenza, pronto intervento.

In relazione alla continuità dei servizi erogati in particolare si ritiene debba essere sempre garantita la costanza di qualità dei servizi stessi.

Una puntuale attenzione deve essere inoltre rivolta agli strumenti ed ai criteri di informazione; il gestore deve assicurare infatti al cliente un agevole accesso ad ogni informazione (con continuità nel tempo) concernente i diversi profili del rapporto contrattuale (quali le procedure di stipulazione del contratto, le modalità di erogazione del servizio, l’assistente tecnica, i servizi accessori, la consulenza tariffaria, l’informazione sui pagamenti e l’acquisizione delle letture dei contatori) e devono individuare idonee modalità di comunicazione per informare gli utenti sui principali aspetti normativi, contrattuali e tariffari, e loro modificazioni, che caratterizzano la fornitura del servizio.

CAPITOLO 2

2. I modelli ad equazioni strutturali (SEM)

Modellare il mondo reale è un compito fondamentale in Statistica. I modelli sono costruiti per descrivere, comprendere, stimare, riprodurre ed esaminare i fenomeni reali (Piccolo 1998).

Per modello dobbiamo intendere l'espressione formalizzata di una teoria (Kendall e Buckland, 1957, 184). Esso dunque appartiene al dominio della teoria, e questo ne è il primo elemento caratterizzante; esso assume poi le caratteristiche di una espressione formalizzata. In modo più preciso o comunque più esplicito, il modello può essere definito come l'espressione semplificata e formalizzata di una teoria, o più precisamente l'espressione semplificata e formalizzata del processo causale che si pensa esista nella realtà, dove riduzione della complessità della teoria e formulazione secondo un insieme sintattico di simboli ne rappresentano i due elementi quantificanti.

La formulazione modellistica implica due componenti: una è la semplificazione concettuale (intrinseca, interna), e l'altra è la formalizzazione della formulazione (per così dire esterna). Per quanto riguarda il primo aspetto, la semplificazione, obiettivo di un modello è la ricerca della più semplice spiegazione esistente per il fenomeno studiato. E

più semplice sarà il modello, maggiore sarà la sua rilevanza teorica. Quanto alla caratteristica della formalizzazione, un modello teorico è esprimibile in forma diagrammatica o in forma matematica.

La possibilità di esprimere un modello in forma matematica costituisce l'elemento determinante per poter applicare al modello stesso gli strumenti concettuali ed operativi messi a punto dalla matematica e dalla statistica.

Lo scopo fondamentale è spiegare la complessità all'interno di un sistema studiando le relazioni tra le variabili osservate sulle unità statistiche.

I modelli ad equazioni strutturali (SEM) [Bollen (1989); Kaplan (2000)] includono un numero di metodologie statistiche che permettono di stimare le relazioni causali, definite secondo un modello teorico, che connettono due o più concetti complessi latenti, ciascuno misurato attraverso un numero di variabili osservate. L'idea di base è che la complessità all'interno di un sistema può essere studiata prendendo in considerazione l'insieme delle relazioni causali tra i concetti latenti, definite variabili latenti, ciascuna misurata da diverse variabili osservate definite di solito variabili manifeste.

E' in questo senso che i modelli ad equazioni strutturali rappresentano un punto di unione tra la path analysis [Tukey (1964) , Alwin e Hauser (1975)] e l'Analisi fattoriale confermativa (Thurstone, 1931).

L'analisi fattoriale è la tecnica più nota per l'individuazione e lo studio delle variabili latenti, chiamate fattori, costrutti teorici per loro natura non direttamente osservabili e quindi non direttamente misurabili ma che hanno implicazioni per le relazioni fra le variabili osservate. Queste ultime sono variabili misurabili e legate al più generale concetto teorico sottostante e da questo sono causalmente prodotte. L'analisi fattoriale presume che un numero di fattori (le variabili latenti) più piccolo del numero di variabili osservate sono responsabili della struttura di varianza-covarianza condivisa tra le variabili osservate. Le tecniche statistiche quindi che vengono ricondotte sotto il nome generale di analisi fattoriale hanno come fine quello di esprimere un insieme di variabili osservate nei termini di un numero inferiore di variabili latenti, chiamate fattori. Il punto di partenza per l'analisi è costituito dalla matrice di correlazione (covarianza) fra le variabili osservate, e l'obiettivo è quello di spiegare queste correlazioni attraverso l'esistenza di fattori sottostanti, dei quali le variabili osservate sarebbero delle combinazioni lineari. Si tratta quindi di un processo di riduzione della complessità della realtà, col duplice obiettivo di una

semplificazione dei modelli interpretativi e di un chiarimento concettuale, arrivando anche al risultato di una riduzione dei dati.

I modelli ad equazioni strutturali prendono spunto, anche, dall'idea che differenti sottoinsiemi o blocchi di variabili sono espressione di concetti differenti. Nell'Analisi fattoriale confermativa, infatti, il ricercatore impone sulla base di preesistenti conoscenze del problema una serie di vincoli sul numero di fattori sottostante, sulle relazioni tra i fattori e sulle relazioni fra i fattori e le variabili, e quindi è in grado di tracciare un primo modello teorico e di sottoporlo alla verifica dei dati empirici,.

Inoltre i modelli path sono un'estensione logica dei modelli di regressione poiché implicano le analisi di equazioni di regressione multiple simultanee. Un modello path è un modello relazionale con effetti diretti ed indiretti tra le variabili osservate, mentre i modelli di regressione multipli multivariati essendo additivi per definizione, prendono in considerazione solo relazioni dirette tra le variabili indipendenti e le variabili dipendenti. Quando le variabili all'interno del modello path sono variabili latenti la cui misura è dedotta da un insieme di variabili osservate, la path analysis, (Wright, 1934) che mira a quantificare l'impatto di ogni variabile su ognuna di quelle da questa causalmente influenzate mediante i path coefficients, è definita modelli ad equazioni strutturali.

Dagli anni '70, quando furono pubblicati due lavori di approccio ai modelli ad equazioni strutturali da due diverse prospettive [Modelli ad equazioni strutturali basati sul metodo di stima della massima verosimiglianza, SEM-ML, da Jöreskog (1970) e PLS Path Modeling, PLS-PM, da Wold (1975)], diversi autori si sono interessati ai modelli ad equazioni strutturali, approcciando il modello da punti di vista diversi ed affrontando al suo interno differenti specie di problemi. Si riporta di seguito l'elenco, anche se non esaustivo, dei principali lavori realizzati nell'ambito dei modelli ad equazioni strutturali: Bollen (1989); Hoyle (1995); Jöreskog e Sörbom (1979); Kaplan (2000); Lohmöller (1989); Chin (1998); Fornell e Bookstein (1982); Tenenhaus (2005).

Fondamentalmente sviluppati in campo sociale, i modelli ad equazioni strutturali furono introdotti per primi da Jöreskog (1970) come modelli confermativi per stimare le relazioni causa-effetto tra due o più insiemi di variabili, basati sul metodo di stima della massima verosimiglianza (SEM-ML). Questo metodo, conosciuto pure come LISREL (Linear Structural

Relationship), è stato per diversi anni l'unico metodo di stima per i modelli ad equazioni strutturali (SEM).

Il termine LISREL è nato inizialmente come nome di un software messo a punto dallo statistico psicometrico svedese Karl Jöreskog e dai suoi collaboratori nei primi anni settanta per stimare col metodo della massima verosimiglianza i coefficienti strutturali dell'analisi fattoriale (Jöreskog e van Thillo 1973). Rapidamente tuttavia l'iniziale approccio è andato oltre l'obiettivo per il quale era stato inizialmente concepito: la sua applicazione ha superato i confini dell'analisi fattoriale diventando una procedura generale per i modelli basati su sistemi di equazioni strutturali, mantenendo tuttavia la distinzione fra variabili latenti ed osservate; e l'iniziale concettualizzazione finalizzata alla costruzione di un software per il calcolo della stima della massima verosimiglianza è diventata l'intelaiatura teorica nella quale collocare metodi delle separate storie scientifiche, quali l'analisi fattoriale, i modelli di misurazione, la path analysis, i modelli non ricorsivi, i sistemi di equazioni simultanee, i modelli per l'analisi dei panel, l'analisi di strutture di covarianza. Ed infine LISREL, da nome di un software è diventato il termine più utilizzato per intendere l'approccio teorico generale nel quale possono essere iscritti tutti i precedenti. Il nome quindi si riferiva al software omonimo per implementare la metodologia (Jöreskog e Sörbom, 1996) ma è prassi ormai diffusa far coincidere il nome del software con quello della metodologia. LISREL si colloca alla convergenza di una duplice tradizione scientifica: psicometrica ed econometrica. Dalla prima ha assunto la nozione di variabile latente; dalla seconda quella di rete di relazioni causali fra variabili, ed intende quindi rispondere a due dei più importanti interrogativi di fronte ai quali generalmente si viene a trovare lo scienziato sociale. Il primo ha a che fare col problema della misurazione e nasce dal fatto che nelle scienze sociali le variabili di maggior rilievo raramente possono essere soddisfacentemente misurate, per il duplice motivo che o rappresentano concetti teorici non osservabili direttamente, oppure per esse non esistono adeguati strumenti di misura. Il secondo interrogativo concerne invece il problema della causalità e deriva dal fatto che in ultima analisi ogni teoria scientifica si basa sulla elaborazione di nessi causali fra le variabili, per cui il ricercatore sociale, come ogni scienziato, si trova nella necessità di disporre di strumenti e metodi per poter saggiare empiricamente l'esistenza dei nessi ipoteticamente formulati in sede teorica. Inoltre, lo scienziato sociale si trova nella necessità di instaurare legami causali fra variabili latenti, poiché

queste sono assai spesso le variabili di rilevanza teorica. Ed è appunto per rispondere a quest'esigenza conclusiva che è nato l'approccio LISREL. Il quale, a testimonianza di questa sua duplice natura, è costituito da due parti: il modello di misura ed il modello strutturale. Il primo specifica come le variabili latenti sono misurate tramite le variabili osservate e serve per determinare i caratteri di tale misurazione (validità ed attendibilità); il secondo specifica le relazioni causali fra le variabili latenti e serve per determinare gli effetti causali.

Tuttavia è importante osservare che altre tecniche di stima oltre all'approccio di massima verosimiglianza possono essere usate per stimare i modelli ad equazioni strutturali, come i Minimi Quadrati Generalizzati (GLS) oppure l'Asymptotically Distribution Free (ADF).

Tutti questi metodi vanno sotto il nome di tecniche di stima di tipo LISREL e sono definiti metodi basati sulla covarianza (*covariance-based methods*) perché mirano a riprodurre la matrice di covarianza del campione delle variabili manifeste attraverso i parametri del modello, quindi i dati di partenza ed anche quelli di arrivo, sui quali si basa la verifica del modello teorico, sono costituiti dalla matrice di varianza-covarianza tra le variabili osservate. L'ipotesi fondamentale che è alla base di tutti questi approcci è che la matrice di covarianza delle variabili manifeste è una funzione dei parametri del modello.

Nel 1975 Wold H. propose un metodo di stima soft come approccio alle analisi delle relazioni tra diversi blocchi di variabili osservate sulle stesse unità statistiche. Questo metodo, conosciuto come approccio PLS ai modelli ad equazioni strutturali (SEM-PLS) oppure come Partial Least Squares Path Modeling (PLS-PM), è stato sviluppato come una tecnica flessibile per il trattamento di un vasto ammontare di dati caratterizzati da valori mancanti, variabili fortemente correlate ed una piccola dimensione del campione rispetto al numero delle variabili.

I due approcci SEM-ML e PLS-PM differiscono negli obiettivi delle analisi, nelle assunzioni statistiche, nelle procedure di stima e nei relativi outputs.

Recentemente sono state presentate nuove tecniche di stima dei modelli ad equazioni strutturali.

Nel 2003 Al-Nasser ha proposto di estendere la teoria della conoscenza dell'informazione al contesto dei modelli ad equazioni

strutturali attraverso una nuova tecnica definita Generalized Maximum Entropy (GME) Al-Nasser (2003).

Più di recente, invece, Hwang e Takane (2004) hanno presentato la Generalized Structured Component Analysis (GSCA).

Queste nuove tecniche di stima restano nell'ottica dell'approccio PLS ai SEM (PLS-PM) e non richiedono assunzioni sulla distribuzione (distribuzione free). Tutti questi approcci ai modelli ad equazioni strutturali devono essere considerati tecniche di stima basate sulla componente (component-based estimation techniques), in esse la stima della variabile latente gioca un ruolo centrale.

2.1. I modelli ad equazioni strutturali (SEM): le basi

I modelli ad equazioni strutturali (SEM) sono modelli stocastici nei quali ogni equazione rappresenta un legame causale, piuttosto che una mera associazione empirica (Goldberger 1972, 1979). I modelli ad equazioni strutturali rappresentano la sistemazione logica prima ancora che statistica o computeristica, di tecniche d'analisi multivariata le cui prime proposte risalgono all'inizio del secolo; riconducendo ad un unico modello che ne costituisce una geniale sintesi, approcci ed itinerari scientifici fino ad allora distinti e non comunicanti, quali l'analisi fattoriale, i modelli causali ed i modelli di misurazione. I modelli ad equazioni strutturali sono quindi la reinterpretazione, sistematizzazione e generalizzazione di quelli che negli anni sessanta venivano chiamati i modelli causali e che nella prima metà degli anni settanta avevano conosciuto una notevole popolarità, fra i sociologi soprattutto attraverso la tecnica della path analysis. I modelli ad equazioni strutturali inoltre per il fatto di poter includere nel modello teorico e nella trattazione statistica anche variabili latenti, estendono la loro giurisdizione anche alla vasta famiglia delle tecniche di analisi fattoriale ed offrono nel contempo alle scienze sociali un terreno comune, derivato questo a sua volta dall'econometria, è infatti nell'ambito di questa disciplina che sono nati i modelli ad equazioni strutturali.

La principale caratteristica dei modelli ad equazioni strutturali è proprio la generalità del modello, al cui interno possono essere ricondotti

una molteplicità di tecniche e di approcci che avevano vissuto di vita autonoma, separata e non comunicante: modelli causali, modelli di misurazione ed analisi fattoriale sono dunque le tre grandi aree problematiche iscritte nel più generale tema dei modelli di equazioni strutturali.

Suddetti modelli ad equazioni strutturali nati inizialmente per essere applicati alle variabili metriche, che si caratterizzano per l'esistenza di una unità di misura (o di conto), sono stati poi applicati anche alle variabili definite ordinali (variabili ordinali di Stevens) in seguito a successivi sviluppi metodologici.

Le tecniche SEM possono essere viste come il risultato di due tradizioni, una prospettiva econometrica il cui focus principale è sulla previsione, e una prospettiva psicometrica i cui costrutti teorici si basano su variabili latenti (inosservate) che sono stimate indirettamente dalle misurazioni osservate (chiamate indicatori o variabili manifeste).

Alcuni si sono spinti a descrivere questo metodo come esempio "di una seconda generazione di analisi di più variabili" (Fornell 1987). L'unità costitutiva di un modello ad equazioni strutturali è l'equazione di regressione a cui viene data, a livello puramente teorico ed è priva di verifica empirica, un'interpretazione di carattere causale (nell'ambito dei modelli ad equazioni strutturali siamo interessati alla equazione di regressione solo nella misura in cui riusciamo ad attribuirle un significato di nesso causale) e viene definita equazione strutturale ed esprime dunque, attraverso la formalizzazione matematica, la relazione esistente fra una variabile dipendente e diverse variabili indipendenti.

I modelli di equazioni strutturali assumono la forma di sistemi di equazioni algebriche, ognuna delle quali rappresenta un nesso causale e quindi altro non sono che un insieme di nessi causali fra variabili, formalizzati nel loro complesso mediante un sistema di equazioni algebriche una per ogni variabile dipendente, dove questa è espressa in funzione delle variabili indipendenti su di essa agenti.

In una formulazione più generale, il modello di equazioni strutturali potrà essere rappresentato come segue:

$$\begin{aligned}
 x_1 &= b_{12}x_2 + b_{13}x_3 + \dots + b_{1k}x_k + e_1 \\
 x_2 &= b_{21}x_1 + b_{23}x_3 + \dots + b_{2k}x_k + e_2 \\
 &\cdot \\
 &\cdot \\
 &\cdot \\
 &\cdot \\
 x_k &= b_{k1}x_1 + b_{k2}x_2 + \dots + b_{k,k-1}x_{k-1} + e_k
 \end{aligned}
 \tag{2.1}$$

Ognuna delle suddette equazioni esprime il legame esistente fra una variabile dipendente (destinataria di almeno una freccia unidirezionale), riportata nel primo membro dell'equazione, ed un certo numero di altre variabili; le variabili presenti nel secondo membro dell'equazione definiscono da quali variabili essa dipende, mentre i valori dei coefficienti b dicono di quanto essa dipende da ognuna di tali variabili. Il secondo membro dell'equazione è dato quindi dalla somma di tanti addendi quante sono le variabili che agiscono causalmente sulla variabile dipendente contenuta nel primo membro dell'equazione (tanti cioè quanto sono le frecce); tali addendi sono costituiti ciascuno dal prodotto della variabile indipendente (punto di partenza della freccia) per il coefficiente associato alla relazione (alla freccia); in più, come addendo conclusivo, va aggiunto l'errore stocastico. Le equazioni saranno tante quante sono le variabili dipendenti.

L'approccio per sistemi di equazioni è l'unico veramente adeguato a fornire una rappresentazione, per quanto semplificata trattandosi di un modello, dei processi reali. Esso infatti tiene conto non solo della molteplicità delle cause che agiscono su una variabile dipendente (analisi multivariata), ma anche delle connessioni esistenti fra le diverse cause. I processi reali vanno intesi infatti come una rete complessa di interazioni, e l'approccio a più equazioni permette per l'appunto di definire la struttura di tale rete, da cui la definizione di modelli di equazioni strutturali¹; e

¹ Il passaggio dall'approccio per singole equazioni a quello per sistemi di equazioni, cioè dal modello di regressione ai modelli ad equazioni strutturali, comporta anche una completa revisione del processo di stima dei parametri del modello. Mentre infatti nel caso del modello di regressione è normalmente possibile procedere col metodo di stima dei minimi quadrati (OLS), nel caso invece di un modello costituito da più equazioni, dove le variabili indipendenti di un'equazione risultano le dipendenti di un'altra, la procedura di stima dei

simmetricamente la singola equazione componente il sistema viene detta equazione strutturale, ed i coefficienti b parametri strutturali.

Il fatto che le variabili possano essere, nello stesso modello di equazioni strutturali, contemporaneamente dipendenti ed indipendenti, quella che è variabile indipendente in un'equazione può risultare dipendente in un'altra, potrebbe generare confusione, si preferisce così utilizzare la terminologia econometrica, di variabili esogene ed endogene, dove le prime sono quelle esterne al modello, e che quindi, in tutto il sistema di equazioni che rappresenta il modello, intervengono sempre e solo come variabili indipendenti; mentre le endogene sono le variabili interne al modello, che alternativamente, nelle varie equazioni, possono comparire come dipendenti od indipendenti, ma in ogni caso dipendenti almeno in un'equazione. Le variabili esogene sono anche chiamate predeterminate, per sottolineare il fatto che il loro valore è determinato al di fuori del sistema di equazioni del modello (non sono spiegate dal modello) e non dipendono da alcuna variabile interna al modello o dagli errori e , inoltre non sono necessariamente stocastiche, come le variabili endogene che contengono quel margine di incertezza definito errore stocastico, e possono essere sia probabilistiche che deterministiche.

La struttura di un modello di equazioni strutturali è definita così oltre che dai coefficienti b , parametri strutturali che esprimono la forza dei nessi causali fra le variabili (legano le variabili dipendenti di ogni equazione alle rispettive indipendenti) e che sono distinti in coefficienti γ e coefficienti β a seconda che si riferiscano a legami causali provenienti da variabili esogene indicate con la lettera X od endogene indicate con la lettera Y (i coefficienti γ e β definiscono la struttura di relazioni fra le Y e fra le X e le Y), da altri due insiemi di parametri, le varianze e covarianze delle variabili esogene X e le varianze e covarianze degli errori e che definiscono rispettivamente la struttura di relazioni fra le variabili esogene X e fra gli errori e :

$$\begin{aligned} Y_1 &= X_1 + X_2 + e_1 \\ Y_2 &= \beta_{21}Y_1 + \gamma_{21}X_1 + \gamma_{22}X_2 + e_2 \end{aligned} \tag{2.2}$$

coefficienti deve seguire vie diverse rispetto alla procedura standard dei minimi quadrati, perché viene meno una delle condizioni essenziali della stima dei minimi quadrati, quella dell'indipendenza fra gli errori e le variabili indipendenti.

Mentre sono per costruzione pari a zero le covarianze delle variabili esogene X con gli errori stocastici e , e pari ad 1 i parametri che legano ogni e alla propria Y^2 .

La rappresentazione grafica dei modelli ad equazioni strutturali utilizza la simbologia introdotta dalla path analysis. In tale rappresentazione vengono riportati, fra gli elementi del modello ad equazioni strutturali: le variabili, i loro errori e i legami esistenti fra le variabili (nella forma grafica di frecce e nella forma numerica costituita dal coefficiente di regressione o di correlazione o dalla covarianza). Sono questi gli elementi minimi necessari per comprendere la struttura delle relazioni fra le variabili. Gli altri parametri del modello, e cioè le covarianze delle variabili esogene e degli errori non sempre vengono riportati graficamente.

I criteri che presiedono alla rappresentazione grafica di un modello ad equazioni strutturali sono i seguenti:

- Le variabili latenti, chiamate anche costrutti teorici sono usate per rappresentare quegli aspetti di un fenomeno che non possono essere direttamente misurati e possono essere sia di tipo esogeno se indipendenti in tutto il sistema di equazioni che rappresenta il modello, che di tipo endogeno, dipendenti almeno da un'equazione, sono racchiuse in un cerchio od ellisse, mentre quelle osservate, che corrispondono agli aspetti di un fenomeno immediatamente misurabili e vengono generalmente rilevate mediante un questionario, sono invece racchiuse in un quadrato o rettangolo; gli errori stocastici sono rappresentati graficamente con la lettera corrispondente, ma senza essere cerchiati.
- Il legame causale diretto fra due variabili viene indicato con una freccia orientata (ad una direzione) che si dirige (in linea retta) dalla variabile causa (indipendente) a quella effetto (dipendente). L'associazione (covariazione, correlazione) fra due variabili senza che sia fornita una interpretazione causale viene invece indicata con una

² La ragione del valore 1 imposto al coefficiente che lega le e alle Y sta nel fatto che essendo le e e delle variabili sconosciute e quindi non misurabili, esse sono prive di unità di misura, la quale può quindi essere fissata arbitrariamente. Per semplicità la si pone per ogni e pari a quella della corrispondente Y , il che equivale a porre eguale ad 1 il coefficiente che lega ogni e alla corrispondente Y .

freccia a due direzioni che collega – con un tratto ad arco – le due variabili; l'assenza di frecce indica l'assenza di relazione fra le due variabili.

- La forza della relazione fra le due variabili implicate viene indicata riportando il valore del coefficiente relativo (di regressione se la freccia è orientata, cioè causale; coefficiente di correlazione o la covarianza se la freccia non ha direzione causale, cioè è bidirezionale) in corrispondenza della freccia; l'assenza di tale valore sta a significare che il coefficiente è assunto pari ad 1 (è questo il caso dei coefficienti fra errori e relative variabili dipendenti). Se il parametro strutturale è espresso non in termini numerici, ma simbolici, esso presenterà due indici (deponenti), il primo che si riferisce alla variabile di arrivo della freccia, ed il secondo alla variabile di partenza (figura 1.1).

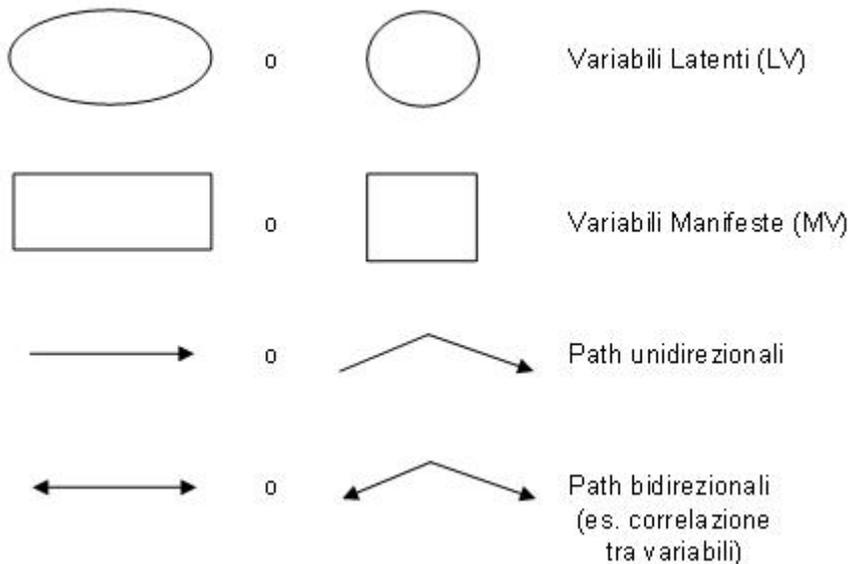
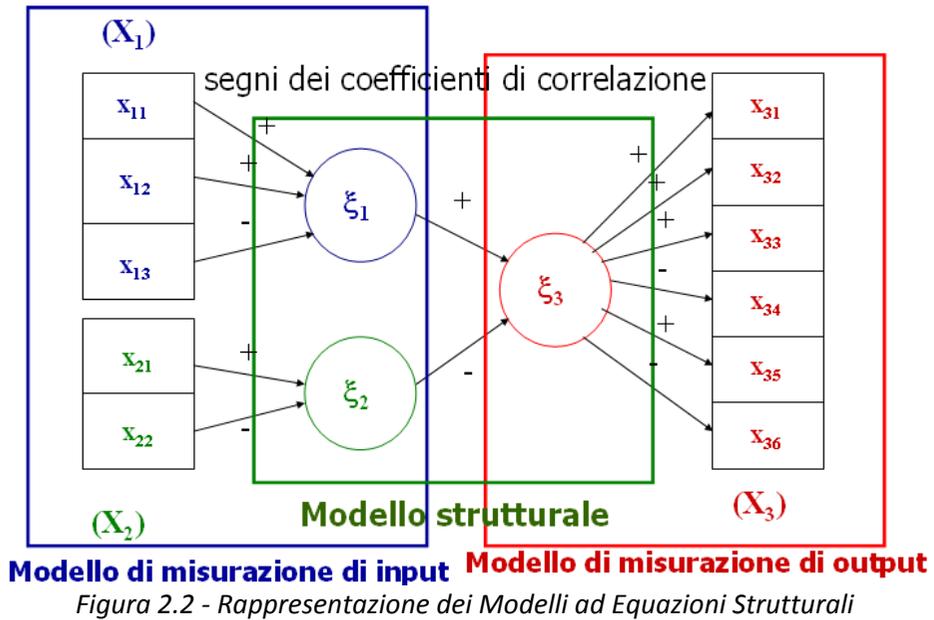


Figura 2.1 - Simboli comunemente usati nei Modelli ad Equazioni Strutturali

Ogni modello ad equazioni strutturali è composto da due sottomodelli: il modello strutturale o interno e il modello di misura o esterno (figura 2.2).



Il modello strutturale specifica le relazioni tra le variabili latenti, quindi la struttura di relazioni causali esistente tra le variabili latenti è la parte causale del modello, contrapposta a quella di misura. Nel modello interno i parametri da stimare sono i path coefficienti (β_{ij}), cioè i coefficienti di regressione che connettono le variabili latenti fra di loro (rappresentano le relazioni che intercorrono tra le variabili latenti), e i termini di errore per ogni regressione nel modello strutturale.

Il modello strutturale sottostante ai modelli ad equazioni strutturali è:

$$\eta = B\eta + \Gamma\xi + \zeta \quad (2.3)$$

dove η è il vettore di VL (variabili latenti) endogene, ξ è il vettore di VL (variabili latenti) esogene; mentre B è la matrice dei coefficienti strutturali fra le variabili endogene (fra loro); Γ è la matrice dei coefficienti strutturali fra le variabili esogene e le endogene; infine ζ identifica il vettore dei residui, ossia gli errori del modello di stima. I vettori η e ζ contengono m elementi (cioè quante sono le variabili endogene η); il vettore ξ contiene n elementi (quante sono le variabili esogene ξ). La matrice B contiene $m \cdot m$ elementi,

cioè una matrice quadrata di dimensione pari al numero delle variabili endogene η . Inoltre, la sua diagonale è sempre costituita da tutti 0, in quanto ad essi corrispondono i coefficienti di regressione di ogni variabile con se stessa. La matrice Γ è invece di ordine $m \times n$. La matrice Φ è di ordine $n \times n$, dove n è il numero delle variabili esogene ξ . La matrice Ψ è di ordine $m \times m$, dove m è il numero delle variabili endogene η , e quindi degli errori ζ . E' intuitiva la necessità di includere nel modello le correlazioni esistenti fra le variabili esogene ξ , e cioè la loro matrice di covarianza Φ (si tratta cioè di includere nel modello relazioni esistenti fra variabili in questo esplicitamente presenti). Meno chiara può essere la funzione della matrice Ψ di covarianza tra gli errori ζ , che viceversa svolge un importante ruolo: permette di includere nel modello l'effetto di variabili da questo escluse ma invece operanti nella realtà dei dati osservati. Nel caso di modello perfettamente specificato, cioè includente tutte le variabili effettivamente operanti nella realtà e le loro dinamiche, la componente errore stocastico di ogni equazione strutturale rappresenta effettivamente una piccola e trascurabile entità. Nella pratica della ricerca, tuttavia, in questa componente saranno incluse anche tutte le variabili sconosciute che in realtà agiscono sulla dipendente, ma che non sono presenti nel modello in quanto non note o non misurabili. Se una di queste variabili sconosciute agisce contemporaneamente su due variabili endogene, per esempio su η_1 e su η_3 , e se non siamo a conoscenza di questo effetto e quindi non lo includiamo esplicitamente nel modello, il risultato sarà quello di ottenere una correlazione fra η_1 ed η_3 che in realtà invece non esiste, cioè una correlazione spuria. Se viceversa, includiamo esplicitamente nel modello una correlazione fra ζ_1 e ζ_3 (e questo lo possiamo fare ponendo nella matrice Ψ il parametro ψ_{31} diverso da zero), allora l'effetto congiunto della variabile sconosciuta su η_1 e su η_3 sarà incluso nel modello e la correlazione spuria fra le due variabili non apparirà più. Quindi dire che gli errori ζ_1 e ζ_3 sono correlati, è come dire che esiste una variabile esterna sconosciuta che agisce contemporaneamente su η_1 e su η_3 .

Il modello di misura, invece definisce le relazioni tra le variabili latenti ed i loro indicatori osservati, cioè le corrispondenti variabili manifeste (siccome si suppone che η e ξ sono misurati da indicatori osservati (MV)) ed affronta quindi non il problema della causazione, ma quello della misurazione ed è formulato nel seguente modo:

$$\begin{aligned} Y &= \Lambda_y \eta + \varepsilon \\ X &= \Lambda_x \xi + \delta \end{aligned} \tag{2.4}$$

La prima equazione del modello di misura esprime il legame fra le variabili endogene latenti ed osservate. In quest'equazione sono presenti le seguenti matrici e vettori: i tre vettori delle variabili endogene osservate, endogene latenti e degli errori, rispettivamente i vettori Y , η , ε . I vettori Y e ε contengono p elementi (tante quante sono le variabili osservate Y); il vettore η contiene m elementi (tanti quante sono le variabili latenti η).

La matrice dei coefficienti strutturali fra le variabili osservate e le variabili latenti (la matrice dei coefficienti di regressione delle η su Y), rappresentata dal simbolo Λ_y contiene $p \cdot m$ elementi; la matrice di covarianza fra gli errori ε , che viene indicata col simbolo Θ_ε è una matrice quadrata e simmetrica, di ordine $p \cdot p$ (p è il numero degli errori ε , pari a quello delle variabili osservate Y).

La seconda equazione del modello di misura esprime il legame fra le variabili esogene latenti ed osservate. In quest'equazione sono presenti i tre vettori delle variabili esogene osservate, esogene latenti e degli errori, rispettivamente i vettori X , ξ e δ , X e δ di q elementi (numero delle variabili osservate X) e ξ di n elementi (quante sono le ξ), la matrice dei coefficienti strutturali tra le variabili osservate e quelle latenti (la matrice dei coefficienti di regressione delle ξ sulla X), chiamata Λ_x d'ordine $q \cdot n$, la matrice di covarianza fra gli errori δ , indicata col simbolo Θ_δ , matrice quadrata e simmetrica di ordine $q \cdot q$ (q è il numero degli errori δ , pari a quello delle variabili osservate X).

Nell'ambito dei modelli ad equazioni strutturali sono disponibili tre differenti tipi di modelli di misura: lo schema formativo, lo schema riflessivo e il metodo MIMIC (figura 2.3).

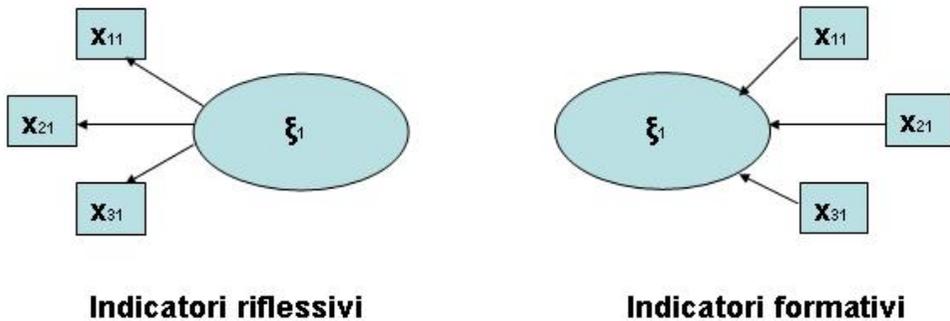


Figura 2.3 - Indicatori formativi e riflessivi

Nello schema di tipo riflessivo le variabili manifeste sono riflesso della variabile latente sottostante e giocano un ruolo di variabile endogena nel blocco specifico del modello di misura. Nel modello di misura riflessivo, gli indicatori connessi alle stesse variabili latenti dovrebbero covariare: cambiamenti in un indicatore implicano cambiamenti negli altri. Inoltre, la consistenza interna deve essere verificata, ad esempio ogni blocco deve essere unidimensionale. È importante osservare che per gli schemi riflessivi, il modello di misura riproduce esattamente il modello di analisi fattoriale, in cui ogni variabile osservata è funzione del fattore sottostante.

Nello schema di tipo formativo i fattori latenti sono formati dagli indicatori osservati, ovvero questi ultimi determinano la dimensione latente. La variabile latente si ottiene come una combinazione lineare delle corrispondenti variabili manifeste; così ogni variabile manifesta è una variabile endogena nel modello di misura. Questi indicatori non devono covariare: cambiamenti in un indicatore non implicano cambiamenti negli altri. Inoltre non sono necessarie misure di consistenza interna.

Lo schema MIMIC permette di avere nello stesso blocco legami di tipo formativo e di tipo riflessivo. Qualunque sia lo schema usato per costruire il modello di misura, i parametri da stimare sono i cosiddetti pesi esterni (w_{pq}) e i loadings o pesi fattoriali (λ_{pq}) che misurano il contributo che ogni singolo indicatore apporta separatamente alla rilevanza del costrutto a cui è associato.

Esistono diverse tecniche per la stima dei parametri dei modelli ad equazioni strutturali (SEM). Queste tecniche sono raggruppate in due approcci differenti ai modelli ad equazioni strutturali:

- l'approccio ai modelli ad equazioni strutturali basato sulla covarianza (covariance structure analysis);
- l'approccio ai modelli ad equazioni strutturali basato sulla componente (component-based methods).

I modelli ad equazioni strutturali permettono anche il confronto tra tecniche causali alternative per la stima dei propri parametri. I modelli ad equazioni strutturali si propongono di misurare le relazioni che esistono tra le variabili manifeste e i costrutti teorici, quindi di misurare quanto le variabili manifeste rilevate contribuiscano alla formazione dei costrutti teorici, verificando in questo modo la validità del modello generale ipotizzato. Il secondo aspetto dell'analisi riguarda la misurazione delle relazioni che intercorrono tra i costrutti teorici.

2.2. Metodi di stima basati sulla covarianza (covariance-based Structural Equation Modeling)

Lo scopo delle tecniche di stima basate sulla covarianza è di riprodurre la matrice di covarianza del campione analizzato attraverso i parametri del modello. In altri termini, i coefficienti del modello sono stimati in modo tale da riprodurre la matrice di covarianza del campione:

- la matrice di covarianza fra le variabili osservate è una funzione dei parametri del modello;
- è un approccio confermativo che mira a convalidare (verificare la plausibilità del modello) il modello teorico sottoponendolo alla verifica dei dati empirici.

Queste tecniche di stima possono essere considerate una generalizzazione dell'Analisi fattoriale confermativa al caso di tabelle collegate fra loro. Quindi, nell'approccio basato sulla covarianza il modello di misura è considerato solo riflessivo, gli indicatori formativi non sono ammessi.

Nell'ambito dell'approccio ai modelli ad equazioni strutturali basato sulla covarianza esistono diverse tecniche di stima.

Il primo metodo proposto da Jöreskog per stimare i modelli ad equazioni strutturali si basa sul metodo di stima della massima

verosimiglianza (SEM-ML). Da allora diverse tecniche di stima sono state applicate nell'ambito dei modelli ad equazioni strutturali, sempre con l'obiettivo di riprodurre la matrice di covarianza del campione. Tutte queste tecniche vanno comunemente sotto il nome di tecniche di tipo LISREL. Tuttavia per molto tempo il software omonimo LISREL (Jöreskog e Sörbom, 1996) è stato il principale ed unico riferimento nell'approccio ai modelli ad equazioni strutturali basati sulla covarianza, al punto tale che è ormai prassi diffusa che il nome LISREL che si riferisce al software si fa coincidere con quello della metodologia per la stima dei modelli ad equazioni strutturali, il metodo SEM-ML. Inoltre l'espressione metodi di tipo LISREL che si riferisce ai metodi classici che ci permettono di stimare i modelli ad equazioni strutturali è equivalente all'espressione approccio ai SEM basato sulla covarianza ed include oltre al metodo SEM-ML, il metodo dei Minimi Quadrati Generalizzati, l'Asymptotically Distribution Free method, e il metodo dei Minimi Quadrati non pesati e così via.

2.2.1. L'approccio secondo LISREL

Nel considerare i modelli ad equazioni strutturali si fa necessariamente riferimento al metodo di stima LISREL (Linear Structural Relationships), sviluppato dalla scuola psicometrica svedese, insieme ad un software omonimo (Jöreskog e Sörbom, 1996). Il nome si riferisce infatti al software ma è prassi ormai diffusa far coincidere il nome del software con quello della metodologia, più correttamente definita SEM-ML.

S'è detto che LISREL si pone alla convergenza di ricerche e metodi elaborati dalla psicometria e dall'econometria. In effetti occorre aggiungere della biometria e della sociologia. La psicometria si è posta fin dall'inizio il problema delle variabili latenti, e l'analisi fattoriale non è altro che il tentativo di scoprire se le correlazioni esistenti fra un certo numero di variabili osservate possono essere spiegate da un numero inferiore di variabili latenti o fattori. I primi lavori in questo campo risalgono all'inizio del secolo, ai tentativi pionieristici di Karl Spearman di definire e misurare l'intelligenza umana, articolandola in una componente comune (o fattore generale) presente in tutte le misurazioni ed in componenti uniche, associate allo specifico tipo di misurazione adottato oppure dovute ad errori

di misurazione (Spearman, 1904). I successivi sviluppi dell'analisi fattoriale, sia in campo psicometrico (dove va ricordato il contributo di Thurstone, 1947) che nelle applicazioni in altre discipline, hanno sempre lasciato scettici gli statistici per gli ampi margini di arbitrarietà inerenti il metodo; anche se va menzionato il tentativo di Lawley effettuato oltre 40 anni fa di formulare l'analisi fattoriale nei termini di un modello statistico, proponendo per la stima dei parametri il metodo della massima verosimiglianza (Lawley, 1940). Tentativo non operazionalizzato allora per le difficoltà di calcolo, ma successivamente portato a compimento da Jöreskog, nella seconda metà degli anni settanta, con l'elaborazione di un algoritmo da utilizzare sui moderni calcolatori (Jöreskog, 1967). Contemporaneamente all'analisi fattoriale, la psicometria portava avanti la ricerca sul versante della misurazione, elaborando i concetti di validità e di attendibilità e mettendo a punto varie tecniche, le cosiddette scale unidimensionali e multidimensionali, finalizzate allo scopo di misurare le variabili psicologiche. Parallelamente a queste ricerche, l'econometria veniva affrontando il problema delle relazioni di causalità fra variabili in campo economico con i cosiddetti modelli di equazioni simultanee. Da tale approccio restava tuttavia esclusa la nozione di variabile latente ed anche all'errore di misurazione veniva spesso dedicata scarsa attenzione, con la motivazione ufficiale che nei dati economici gli errori di misura sono trascurabili, se non altro in confronto alle scienze del comportamento (Goldberger 1972).

A questi sviluppi della psicometria e dall'econometria vanno aggiunte le elaborazioni che negli stessi anni (anni trenta) ed in maniera ancora una volta indipendente, portava avanti la biometria, in particolare con i lavori del genetista Sewall Wright, che si poneva non solo il problema di definire le connessioni causali esistenti fra un certo insieme di variabili, ma anche quello di quantificare l'impatto di ogni variabile su ognuna di quelle da questa causalmente influenzate, mediante quelli che egli chiamò i path coefficients, da cui successivamente alla tecnica derivò il nome di path analysis (Wright, 1934). I lavori di Wright rimasero per anni pressoché sconosciuti nelle scienze sociali, fino a quando vennero diffusi fra i sociologi da un famoso articolo di Duncan del 1966 ed applicati in una sua ricerca sulla stratificazione sociale (Duncan 1966; Blau e Duncan 1967).

Negli anni sessanta e nei primi del decennio successivo, attorno alla problematica dei modelli causali si sviluppò un notevole dibattito in

sociologia (Blalock 1961 e 1971; Heise 1975) e per diversi anni la path analysis conobbe notevole popolarità fra i sociologi.

E' con l'inizio degli anni settanta che queste separate e distinte tradizioni convergono. Goldberger per l'econometria, Duncan in sociologia, e Jöreskog in psicometria furono gli esponenti più impegnati in questo processo di avvicinamento, che si concretizzò in un famoso seminario organizzato da Goldberger nel novembre del 1970 presso l'università statunitense di Madison (i cui contributi sono raccolti in Goldberger e Duncan 1973) e nel quale Jöreskog presentò una formulazione generale del suo modello, non più limitata al campo dell'analisi fattoriale, ma applicabile ai più generali modelli di equazioni strutturali. Modelli causali, modelli di misurazione ed analisi fattoriale sono dunque le tre grandi aree problematiche iscritte nel più generale tema dei modelli di equazioni strutturali, nell'approccio di Jöreskog.

Il punto di partenza di LISREL, cioè il dato empirico da cui l'intero procedimento muove, è dato dalla matrice di varianza-covarianza fra le variabili osservate. Il punto di arrivo è costituito dai parametri di un modello ad equazioni strutturali che descrivono i nessi causali fra le variabili. Le stesse covarianze sono compatibili con diversi meccanismi causali, per cui una certa matrice di covarianza osservata (nei dati) può essere stata generata da differenti modelli causali fra le variabili. Tuttavia non è vero il contrario, per cui un certo modello causale può produrre solo una certa ben definita matrice di covarianza. E quindi, se è vero che, partendo dalla matrice di covarianza osservata nessuna relazione causale può essere provata, è altresì vero che, partendo da una certa relazione causale teorica (cioè ipotizzata) si può produrre una matrice di covarianza teorica che confrontata con l'analoga matrice osservata permetterà di capire quanto il modello teorico è compatibile con i dati osservati.

Si può quindi dire che come nella maggior parte dei casi relativi alla verifica empirica di una teoria, LISREL procede secondo tre fasi.

La prima fase è quella della formulazione o specificazione del modello teorico. Si tratta di tradurre la teoria in un sistema di equazioni strutturali, definendo le variabili osservate, ipotizzando le eventuali latenti, stabilendo i legami causali fra le variabili, e costruendo il modello complessivo in modo tale che esso possa essere matematicamente risolubile, sia cioè identificato. Questa procedura porta, come punto

conclusivo, alla definizione di un certo numero di parametri come entità incognite, ed alla eliminazione di altri possibili, ponendoli uguali a zero.

La seconda fase è quella della stima dei parametri strutturali del modello. Dalla fase puramente teorica, si passa ai dati, e con il modello teorico da una parte ed i dati rilevati dall'altra, mediante un processo iterativo di minimizzazione delle distanze fra i dati prodotti dal modello e dati osservati, si stimano i parametri incogniti. Si parte quindi attribuendo ai parametri dei valori iniziali più o meno arbitrari, si vede quale matrice di covarianza fra le variabili osservate questo modello produce, si misura la distanza di questa matrice attesa (cioè prodotta dal modello teorico) da quella reale osservata, e con procedure matematiche si minimizza questa distanza, calcolando quali sarebbero i nuovi valori dei parametri per avere questa differenza ridotta al minimo. Il processo si chiude quando ogni nuovo tentativo di ridurre ulteriormente la distanza fra valori attesi e valori osservati mediante una modifica dei valori dei parametri del modello, non produce risultati migliori del tentativo precedente, quando cioè tale distanza, dato il modello teorico, non è ulteriormente riducibile mediante modifiche dei valori dei parametri. I parametri ottenuti sono conclusivamente i migliori possibili compatibili sia con i dati che con il modello.

La terza fase di LISREL è quella della verifica del modello, cioè del confronto fra modello teorico e dati osservati, per l'eventuale falsificazione del modello stesso. E' proprio questa fase il maggiore passo avanti che l'approccio secondo LISREL permette di compiere rispetto a tecniche tradizionali quali quelle dell'analisi fattoriale o della path analysis. In questi casi il ricercatore arrivava alla misurazione di nessi causali fra variabili, e cioè alla determinazione di parametri come i path coefficients od i factor loadings, senza tuttavia sottoporre il modello generale ad alcun test. In LISREL invece l'enfasi è posta sulla plausibilità dell'intero modello, solo se questo test è superato, allora si passa alla stima numerica dei parametri. Questa fase si basa sul confronto fra matrice di covarianza osservata fra le variabili e la stessa matrice attesa, quella cioè prodotta dal modello tramite i parametri stimati. Se la distanza fra le due matrici è troppo elevata allora non si può considerare il modello compatibile con i dati, o meglio se la differenza dati-modello, che viene normalmente chiamata residuo ed è collegata all'esistenza di quello che viene definito errore stocastico, è superiore a quella imputabile all'errore stocastico, il modello sarà respinto.

Si apre a questo punto la quarta fase che può essere definita di modifica del modello, se il modello di partenza si è mostrato inadeguato a descrivere i dati osservati, esso va modificato ed il ciclo della verifica ricomincia. Le modifiche apportate si baseranno sia su valutazioni puramente teoriche, sia si avvarranno dell'analisi del modello precedente, quello respinto.

Nella forma più generale i modelli LISREL si compongono di due parti fondamentali: i modelli di misura, che esprimono il legame tra le variabili osservate ed i fattori latenti e che possono essere ricondotti all'analisi fattoriale classica, e il modello strutturale che individua le relazioni di causalità esistenti tra i costrutti latenti. Seguendo la notazione indicata da Jöreskog, i modelli di misura possono essere formalizzati nel modo seguente:

$$\begin{aligned} Y &= \Lambda_y \eta + \varepsilon \\ X &= \Lambda_x \xi + \delta \end{aligned} \quad (2.5)$$

dove nella prima equazione η è il vettore ($m \times 1$) delle variabili latenti endogene del modello, Y è il vettore ($p \times 1$) delle corrispondenti variabili osservate endogene ed ε è il vettore degli errori di misura con matrice di covarianza Θ_ε ; allo stesso modo, nella seconda equazione, ξ è il vettore ($n \times 1$) delle variabili latenti esogene, X il vettore ($q \times 1$) delle corrispondenti variabili osservate esogene e δ il vettore degli errori di misura con matrice di covarianza Θ_δ . Λ_x ($p \times m$) e Λ_y ($q \times n$) sono le matrici dei pesi fattoriali.

La parte strutturale si può formalizzare come segue:

$$\eta = B\eta + \Gamma\xi + \zeta \quad (2.6)$$

dove B e Γ sono le matrici dei coefficienti strutturali rispettivamente delle endogene sulle endogene e delle esogene sulle endogene e ζ è il vettore degli errori.

Quindi un modello secondo LISREL necessita per la sua completa specificazione di 8 matrici: 4 di coefficienti strutturali (B , Γ , Λ_x , Λ_y) e 4 matrici di covarianza (Φ , Ψ , Θ_δ , Θ_ε). Le prime 4 saranno nella forma più generale rettangolari, mentre le seconde 4 sono sempre quadrate e simmetriche.

Per i modelli di misura valgono alcune assunzioni necessarie per la loro specificazione:

- le variabili sono misurate in termini di scarti dalle loro medie:

$$E(\eta) = E(\zeta) = 0$$

$$E(\xi) = 0$$

$$E(Y) = E(\varepsilon) = 0$$

$$E(X) = E(\delta) = 0$$

- le variabili indipendenti e gli errori sono fra loro incorrelati; nella stessa equazione:

$$E(\xi \zeta') = 0$$

$$E(\eta \varepsilon') = 0$$

$$E(\xi \delta') = 0$$

fra equazioni:

$$E(\eta \delta') = 0$$

$$E(\xi \varepsilon') = 0$$

- gli errori delle diverse equazioni sono fra loro incorrelati:

$$E(\zeta \varepsilon') = 0$$

$$E(\zeta \delta') = 0$$

$$E(\varepsilon \delta') = 0$$

Gli ultimi due punti stanno a significare che non sono possibili altri tipi di relazioni fra le variabili e gli errori oltre a quelle previste dalle 8 matrici. Infine un'ultima condizione è che:

- nessuna delle equazioni strutturali deve essere ridondante, cioè B deve essere non singolare, cioè B^{-1} esiste, quindi invertibile, e definita positiva. Ciò vuol dire che le equazioni del modello che esprimono le varie η devono essere equazioni fra loro indipendenti, il che significa che nessuna variabile endogena η può essere una combinazione lineare di altre variabili endogene.

2.2.2. Stima dei parametri

La stima dei parametri del modello avviene a partire dalla matrice di varianze e covarianze tra le variabili osservate che può essere espressa (algebricamente) in funzione delle 8 matrici di parametri che definiscono il modello teorico. Il modello teorico costruito e dal quale si ricavano le 8 matrici di parametri, implica quindi una certa matrice di covarianza tra le variabili osservate (matrice attesa).

Dato quindi il nesso teorico, cioè l'espressione algebrica che lega le 8 matrici dei parametri strutturali alla matrice di covarianza attesa (o teorica) tra le variabili osservate, e nota la matrice di covarianza effettivamente trovata nei dati, si procede alla stima di quei valori numerici dei parametri strutturali che minimizzano la distanza fra queste due matrici, naturalmente solo per i parametri incogniti non eguagliati preventivamente a 0 o ad altro valore prefissato, cioè per quei parametri incogniti liberi nella terminologia LISREL.

Le procedure per giungere all'identificazione ed alla stima dei parametri dipendono in particolare dalla forma delle matrici B e Ψ (Long, 1983) il ricercatore decide a priori quali dei parametri che definiscono i fattori sono imposti (fixed) essere zero e quali sono stimati liberamente (free) oppure vincolati (constrained) ad essere uguali a qualche costante diversa da zero (Golob, 2001) sulla base di conoscenze teoriche a priori, criteri logici, evidenza empirica e considerazioni metodologiche (Bagozzi, 1980).

Si può dimostrare che la matrice di covarianza fra le variabili osservate può essere scritta in funzione delle 8 matrici di parametri del modello, partendo da un assunto fondamentale di LISREL e cioè che in ognuna delle sue tre equazioni di base le variabili indipendenti sono incorrelate con gli errori, dividendo la dimostrazione complessiva in tre parti, dedicate rispettivamente alla covarianza fra le variabili esogene (X), a quella fra le variabili endogene (Y) ed a quella fra le esogene e le endogene (X e Y).

- **La covarianza tra le variabili endogene X:**

Matrice di covarianza tra le $X = \sum_{xx} E(XX')$

e tenendo conto che: $X = \Lambda_x \xi + \delta =$

$$= E[(\Lambda_x \xi + \delta)(\Lambda_x \xi + \delta)']$$

$$= E[(\Lambda_x \xi + \delta)(\xi' \Lambda_x' + \delta)']$$

$$= E[(\Lambda_x \xi \xi' \Lambda_x' + \delta \xi' \Lambda_x' + \Lambda_x \xi \delta' + \delta \delta)']$$

$$= \Lambda_x [E(\xi \xi')] \Lambda_x' + [E(\delta \xi')] \Lambda_x' + \Lambda_x [E(\delta \xi')] + E(\delta \delta')$$

Nella terminologia LISREL: $E(\xi \xi')$ è la matrice di covarianza tra le ξ , cioè Φ ; $E(\delta \delta')$ è la matrice di covarianza tra gli errori δ cioè Θ_δ . Inoltre un assunto della terza equazione base di LISREL è che gli errori δ siano incorrelati con le variabili indipendenti ξ , e cioè che: $E(\delta \xi') = E(\xi \delta') = 0$. Per cui si può scrivere:

$$\sum_{xx} \Lambda_x \Theta \Lambda_x' + \Theta_\delta \quad (2.7)$$

che è l'equazione base dell'analisi fattoriale. In questo modo si è espressa la matrice di covarianza delle variabili esogene X in funzione dei parametri di LISREL.

- **La covarianza tra le variabili endogene Y**

Matrice di covarianza tra le $Y = \sum_{yy} E(Y Y')$

e ricordando che $Y = \Lambda_y \eta + \varepsilon$ abbiamo:

$$\begin{aligned} &= E\left[(\Lambda_y \eta + \varepsilon)(\Lambda_y \eta + \varepsilon)'\right] \\ &= E\left[(\Lambda_y \eta + \varepsilon)(\eta' \Lambda_y' + \varepsilon')'\right] \\ &= E\left[(\Lambda_y \eta \eta' \Lambda_y' + \varepsilon \eta' \Lambda_y' + \Lambda_y \eta \varepsilon' + \varepsilon \varepsilon')\right] \\ &= \Lambda_y \left[E(\eta \eta')\right] \Lambda_y' + \left[E(\varepsilon \eta')\right] \Lambda_y' + \Lambda_y \left[E(\eta \varepsilon')\right] + E(\varepsilon \varepsilon') \end{aligned}$$

Nella notazione LISREL: $E(\varepsilon \varepsilon')$ è la matrice di covarianza tra gli errori ε_y cioè Θ_ε ; e nella seconda equazione base di LISREL le variabili indipendenti η e gli errori ε sono incorrelati, e cioè che: $E(\varepsilon \eta') = E(\eta \varepsilon') = 0$; per cui si può scrivere:

$$\sum_{yy} = \Lambda_y E[(\eta \eta')] \Lambda_y' + \Theta_\varepsilon \quad (2.8)$$

che è del tutto equivalente all'espressione per la covarianza delle X. Si esprima adesso la covarianza $E(\eta \eta')$ fra le variabili η in funzione delle 8 matrici base di LISREL, sapendo che:

Matrice di covarianza tra le $\eta = \sum_{\eta\eta} = E(\eta \eta')$

e che:

$$\eta = B\eta + \Gamma \xi + \zeta$$

da cui:

$$\eta = (1 - B)^{-1} (\Gamma \xi + \zeta) \quad \eta - B\eta = \Gamma \xi + \zeta$$

$$(1-B)\eta = \Gamma\xi + \zeta$$

$$\eta = (1-B)^{-1}(\Gamma\xi + \zeta)$$

Se l'inversa $(1-B)^{-1}$ esiste, si può allora inserire la nuova formulazione di η nell'espressione della matrice di covarianza e attraverso alcune semplici trasformazioni algebriche si ha:

$$\begin{aligned} \sum_{\eta\eta} &= E(\eta\eta') \\ &= (1-B)^{-1} E[\Gamma\xi\xi'\Gamma' + \zeta\xi'\Gamma'' + \Gamma\xi\xi' + \zeta\zeta']((1-B)^{-1})' \\ &= E\left\{\left[(1-B)^{-1}(\Gamma\xi + \zeta)\right]\left[(\Gamma\xi + \zeta)'((1-B)^{-1})'\right]\right\} \\ &= E\left[\left((1-B)^{-1}(\Gamma\xi + \zeta)(\xi'\Gamma + \zeta')((1-B)^{-1})'\right)\right] \\ &= (1-B)^{-1}\left[\Gamma(E(\xi\xi'))\Gamma' + (E(\zeta\xi'))\Gamma' + \Gamma(E(\xi\xi')) + E(\zeta\zeta')\right]((1-B)^{-1})' \\ &= (1-B)^{-1} E[\Gamma\xi\xi'\Gamma' + \zeta\xi'\Gamma'' + \Gamma\xi\xi' + \zeta\zeta']((1-B)^{-1})' \end{aligned}$$

Nella notazione di LISREL $E(\xi\xi') = \Theta$ matrice di covarianza tra le ξ ; $E(\zeta\zeta') = \Psi$ matrice di covarianza tra gli errori ζ ; e dato che nella prima equazione base di LISREL, gli errori ζ sono indipendenti dalle variabili indipendenti ξ , cioè che $E(\zeta\xi') = E(\xi\xi') = 0$, si ha che:

$$\sum_{\eta\eta} = (1-B)^{-1}(\Gamma\Phi\Gamma' + \Psi)(1-B)^{-1} \quad (2.9)$$

Espressa così la matrice di covarianza tra le η in funzione dei parametri del modello, la si può inserire nell'equazione sottostante:

$$\sum_{yy} = \Lambda_y \left[E(\eta\eta') \right] \Lambda_y' + \Theta_z \quad (2.10)$$

e si ottiene così l'espressione della matrice di covarianza fra le Y tutta in funzione dei parametri del modello:

$$\sum_{yy} = \Lambda_y \left[(1-B)^{-1}(\Gamma\Phi\Gamma' + \Psi)((1-B)^{-1})' \right] \Lambda_y' + \Theta_z \quad (2.11)$$

- **La covarianza tra le variabili endogene Y e le variabili esogene X**

Matrice di covarianza tra le X e le Y = $\sum_{xy} = E(XY')$

Sostituendo i valori di X e di Y quali risultano dalla terza equazione base LISREL ($X = \Lambda_x \xi + \delta$) e dalla seconda ($Y = \Lambda_y \eta + \varepsilon$), si ha:

$$\begin{aligned} &= E \left[\Lambda_x \xi \eta' \Lambda_y' + \delta \eta' \Lambda_y' + \Lambda_x \xi \varepsilon' + \delta \varepsilon' \right] \\ &= E \left[\Lambda_x \xi \eta' \Lambda_y' + \delta \eta' \Lambda_y' + \Lambda_x \xi \varepsilon' + \delta \varepsilon' \right] \\ &= \Lambda_x E(\xi \eta') \Lambda_y' + E(\delta \eta') \Lambda_y' + \Lambda_x E(\xi \varepsilon') + E(\delta \varepsilon') \end{aligned}$$

data l'assunzione che in ogni equazione base di LISREL le variabili indipendenti sono incorrelate con l'errore, si ha quindi:

$$E(\xi \eta') = E(\delta \eta') = E(\xi \varepsilon') = 0 \quad (2.12)$$

per cui:

$$= \Lambda_x E(\xi \eta') \Lambda_y' \quad (2.13)$$

da cui andando a sostituire al posto di η il suo valore precedentemente ricavato e con le opportune operazioni algebriche si ha:

$$\begin{aligned} &= \Lambda_x E \left[\xi (1-B)^{-1} (\Gamma \xi + \zeta)' \right] \Lambda_y' \\ &= \Lambda_x E \left[\xi \xi' \Gamma' \left((1-B)^{-1} \right)' + \zeta' \left((1-B)^{-1} \right)' \right] \Lambda_y' \\ &= \Lambda_x E \left[(\xi \xi') \Gamma' \left((1-B)^{-1} \right)' + E(\zeta \zeta') \left((1-B)^{-1} \right)' \right] \Lambda_y' \end{aligned}$$

Visto che nella notazione LISREL $E(\xi \xi')$ = matrice di covarianza fra le $\xi = \Phi$; e sapendo che la prima equazione di base di LISREL assume assenza di correlazione fra le indipendenti ξ e gli errori ζ , per cui $E(\xi \zeta') = 0$, si può esprimere la covarianza fra le variabili osservate nei termini dei parametri di LISREL, come segue:

$$\sum_{xy} = \Lambda_x \Phi \Gamma' \left((1-B)^{-1} \right)' \Lambda_y' \quad (2.14)$$

Date le dimostrazioni formali che sia le variabili esogene X, che le variabili endogene Y e le covarianze fra le X e le Y possono essere scritte in funzione dei parametri strutturali del modello, si arriva alle seguenti tre equazioni conclusive:

$$\sum_{xy} = \Lambda_x \Phi \Lambda_y' + \Theta_\delta \quad (2.15)$$

$$\Sigma_{xy} = \Lambda_x \left[(I-B)^{-1} (\Gamma\Phi\Gamma' + \Psi) \left((I-B)^{-1} \right)' \right] \Lambda_y' + \Theta_z \quad (2.16)$$

$$\Sigma_{xy} = \Lambda_x \Phi \Gamma' \left((I-B)^{-1} \right)' \Lambda_y' \quad (2.17)$$

Queste equazioni dicono che noti i parametri del modello, è possibile calcolare la matrice di covarianza tra le variabili X e Y; dicono quindi che il modello implica una certa matrice di covarianza tra le variabili osservate.

E' opportuno però esprimere le tre equazioni suddette nei termini formali di un'unica matrice di covarianza fra tutte le variabili osservate. E' questa la matrice implicata dal modello, che nella notazione LISREL viene individuata con la lettera $\hat{\Sigma}$.

$$\hat{\Sigma} = \frac{\Lambda_y \left[(I-B)^{-1} (\Gamma\Phi\Gamma' + \Psi) (I-B)^{-1'} \right] \Lambda_y' + \Theta_\varepsilon}{\Lambda_x \Phi \Gamma' (I-B)^{-1'} \Lambda_y'} \quad \left| \quad \frac{\Lambda_y (I-B)^{-1} \Gamma \Phi \Lambda_x'}{\Lambda_x \Phi \Lambda_x' + \Theta_\delta} \right. \quad (2.18)$$

La matrice $\hat{\Sigma}$ è la matrice attesa implicata dal modello, che è diversa dalla matrice S, osservata nei dati.

Σ e S non potranno mai coincidere, per una causa inevitabile (variabilità campionaria) e per una causa possibile (modello sbagliato). Ed è proprio questa discrepanza S - Σ , la matrice cioè di quelli che sono chiamati i residui del modello, ad essere assunta a criterio per la eventuale falsificazione del modello: se la differenza sarà troppo elevata, non attribuibile al caso e cioè alla sola variabilità campionaria, allora il modello teorico è sbagliato e viene respinto perché falsificato dai dati. A partire così dall'interazione tra teoria e dati, il modello teorico implica una certa matrice di covarianza tra le variabili osservate, si stimano i parametri del modello e poi si confrontano la matrice di covarianza Σ generata dal modello (una volta ottenuti i valori numerici della stima dei parametri strutturali basta inserirli nelle relative formule per ottenere Σ) e la matrice di covarianza S osservata nei dati.

Il problema maggiore nella stima dei modelli LISREL è quello relativo alla identificazione: sebbene siano stati introdotti diversi metodi per verificare se esistono più combinazioni di valori di parametri che riproducono la stessa matrice di covarianza della popolazione Σ , non esistono condizioni generali (necessarie e sufficienti) valide per tutti i tipi di

modelli ipotizzabili (Bollen, 1989). L'insieme dei parametri viene stimato attraverso un processo iterativo di minimizzazione di una funzione di prossimità tra la matrice S di covarianze delle variabili manifeste nel campione e la corrispondente matrice teorica Σ del modello ipotizzato. Tale processo iterativo avviene per stadi, per successive approssimazioni alla stima ottimale e va avanti fino alla convergenza, cioè fino a quando si ottiene il massimo della prossimità fra Σ e S , fino a quando cioè qualsiasi modifica dei valori numerici dei parametri di Σ porterà solo a peggioramenti della prossimità tra Σ matrice attesa e S matrice osservata nei dati, in modo tale da aver ottenuto le migliori stime dei parametri compatibili col modello.

Tale funzione $F(S, \Sigma)$ dipende dal criterio di stima scelto (Bollen, 1989) che è funzione di tre elementi:

- distribuzione di probabilità delle variabili manifeste
- complessità del modello ipotizzato
- ampiezza del campione.

I metodi di stima più comunemente usati sono il metodo della massima verosimiglianza (ML), quello dei minimi quadrati generalizzati (GLS), il metodo dei minimi quadrati non pesati (ULS) e quello dei minimi quadrati pesati (WLS). In genere però il metodo di stima che LISREL usa è quello della massima verosimiglianza (ML, maximum likelihood), che consiste nell'individuare data una certa matrice di covarianza osservata (in un campione) S , qual è la probabilità che questa matrice derivi da una certa matrice teorica Σ (nella popolazione); e permette, premesso che siano liberi alcuni parametri del modello che genera $\hat{\Sigma}$ (mentre altri parametri sono fissi cioè aventi valori assegnati immodificabili), di determinare quali valori attribuire a tali parametri affinché la probabilità che quel S osservato nel campione derivi da quel Σ esistente nella popolazione sia la massima possibile, cioè fra tutti i possibili valori dei parametri liberi, consente di scegliere quelli che generano un $\hat{\Sigma}$ il più prossimo possibile ad S .

La probabilità che una certa matrice osservata S derivi da uno specifico modello teorico, cioè la probabilità di ottenere un certo S dato un certo Σ , è definita dalla distribuzione di Wishart.

Quindi dati $\hat{\Sigma}$ e S il criterio per giudicare la loro prossimità e migliorare le stime dei parametri nelle iterazioni successive alla prima, è l'indice di prossimità che è dato dalla probabilità di avere quel certo S dato quel certo Σ e questa probabilità è espressa dalla funzione di Wishart.

Per determinare i valori dei parametri strutturali del modello occorre quindi massimizzare la distribuzione di Wishart³ che è funzione dei parametri del modello: facendo le derivate parziali della funzione di Wishart rispetto ai parametri si trovano quei valori numerici da attribuire loro per massimizzare tale funzione, cioè la probabilità che S derivi dal modello teorico specifico. Si noti che è la matrice S , osservata nei dati, che resta ferma mentre a cambiare per via che cambiano i parametri che la generano è $\hat{\Sigma}$.

2.2.3. La valutazione e il miglioramento del modello

Dopo aver stimato i parametri del modello LISREL, si passa alla fase di valutazione del modello teorico, cioè alla sua verifica (o meglio alla sua possibile falsificazione) mediante il confronto fra la matrice di covarianza attesa (cioè generata dal modello) e quella osservata nei dati.

Il confronto fra modello teorico e realtà osservata non avviene in positivo mediante la prova che il modello è esatto, ma può realizzarsi soltanto in negativo, con la non-falsificazione del modello da parte dei dati, mediante cioè la prova che i dati non contraddicono il modello; che sono quindi con esso compatibili (e la verifica positiva non avviene poiché gli stessi dati potrebbero essere compatibili anche con altri modelli e quindi il modello sottoposto a test non necessariamente è il modello vero che effettivamente ha generato quei dati osservati nella realtà, infatti un modello produce una ed una sola matrice di covarianza fra le variabili osservate, non è vero il contrario). Questo processo di verifica del modello viene chiamato di valutazione dell'adattamento (fitting) del modello ai dati. L'itinerario che porta alla non falsificazione del modello si colloca nel campo della cosiddetta inferenza statistica, ma in una prospettiva un po' diversa da

³ La massimizzazione avviene per successive derivate parziali, da cui il carattere iterativo del processo di stima che avviene per successive approssimazioni fino alla convergenza, ognuna rispetto ad uno dei parametri liberi, a partire ogni volta da quelli che hanno derivate parziali maggiori, cioè più lontane dall'obiettivo da raggiungere, che è derivata uguale a 0, fino a che tutte le derivate parziali si avvicinano allo zero, il che sta a significare che il massimo della funzione è vicino.

quella consueta. In genere per inferenza statistica si intende il processo che conduce a stimare parametri sconosciuti dell'universo a partire dai dati di un campione. Questo itinerario, che va dal campione alla popolazione, viene percorso in senso inverso nel caso del processo di verifica (non-falsificazione) di un modello. In questo caso si parte infatti da un modello teorico, sulla cui base ci si attende di trovare nei dati della realtà determinati valori. I valori previsti dal modello vengono chiamati valori attesi, mentre quelli trovati nei dati, valori osservati. I valori osservati non coincideranno mai esattamente con i valori attesi. Sia perché il modello è una rappresentazione semplificata della realtà, sia per la presenza dell'errore stocastico e per il carattere probabilistico dei modelli statistici, per cui la realtà simulata dal modello non potrà mai coincidere con quella vera osservata, ed esisterà sempre uno scarto tra le due, definito residuo, tuttavia questo scarto non può superare un certo livello, ed è su questa soglia che si basa il processo di falsificazione del modello: se il residuo supera una certa soglia allora il modello fornisce una spiegazione inadeguata della realtà e va respinto, perché lo scarto è troppo elevato (statisticamente significativo) e non può essere attribuito al solo errore stocastico, e cioè al solo effetto del caso, ma ad una reale divergenza fra valori attesi e valori osservati.

Le misure di adattamento complessivo del modello ai dati sono tutte funzioni dei residui, cioè dello scarto fra S matrice di covarianza fra le variabili osservate X e Y , matrice osservata nei dati, e $\hat{\Sigma}$ matrice teorica di covarianza fra le variabili X e Y prodotta dal modello teorico costruito, ed è sullo scarto $S - \hat{\Sigma}$, definito residuo, che si fonda il test di falsificazione del modello. Occorre poi formulare tale scarto (tra valori teorici e valori osservati definito anche statistica test o statistica) nei termini di una distribuzione statistica nota, di modo da poter prescindere, nel confronto fra i due valori di S e $\hat{\Sigma}$, dalle oscillazioni stocastiche di campionamento, cioè quanto di tale differenza è dovuto alle oscillazioni stocastiche e quanto invece ad una reale discrepanza fra le due matrici. Se la funzione di adattamento del modello (fitting statistics) che è una funzione dello scarto $(S - \hat{\Sigma})$ si distribuisce nell'universo dei campioni secondo una distribuzione probabilistica nota cioè conosciamo per ogni valore assunto dalla funzione

qual è la probabilità che questo valore od uno ad esso superiore si presenti⁴, in genere quella di riferimento utilizzata è quella del χ^2 , con df^5 gradi di libertà, dove df è uguale a:

$$df = \frac{(p+q)(p+q+1)}{2} - t \quad (2.19)$$

dove t è il numero di parametri da stimare (liberi), p il numero delle variabili Y e q il numero delle variabili X .

L'ipotesi nulla da sottoporre a test è quella che il modello sia vero e che i dati osservati differiscano da quelli attesi previsti dal modello solo per effetto di oscillazioni stocastiche, cioè quella dell'identità fra S e $\hat{\Sigma}$: se il valore trovato T (valore della funzione dello scarto $S - \hat{\Sigma}$, definita statistica T^6) è inferiore al valore tabulato (che è quello attribuibile al solo effetto del caso), allora l'ipotesi nulla non è falsificata ed il modello teorico non è respinto. Quindi se lo scarto $S - \hat{\Sigma}$ è sufficientemente piccolo da poter essere attribuito a fluttuazioni stocastiche, e non ad una reale differenza fra $S - \hat{\Sigma}$, allora il modello non risulta falsificato e non viene respinto. Se invece il valore ottenuto è maggiore di quello tabulato, allora l'ipotesi nulla della identità fra S e $\hat{\Sigma}$ deve essere respinta, perché lo scarto è eccessivo, allora il modello non può essere considerato compatibile con i dati: troppo distanti sono la matrice di covarianza osservata nei dati e quella generata dal modello. In tale situazione, lo scarto non può essere imputato a fluttuazioni

⁴ Se il valore effettivo trovato è poco probabile allora ci sono solo due possibilità: o si sta verificando un evento assai raro, oppure l'ipotesi nulla di partenza, che il modello è vero, è sbagliata. Nel caso del test del χ^2 , si avrà un χ^2 significativo cioè significativamente diverso da 0, cioè ancora non trascurabile, non attribuibile al caso. Quindi minore è P , il suo livello di significatività, cioè la probabilità che quel valore sia dovuto al caso, e quindi più alta è la significatività del valore stesso. Nel caso della verifica di modelli teorici, sono fortemente desiderabili bassi valori della statistica χ^2 (se si utilizza questa distribuzione probabilistica di riferimento), in quanto l'obiettivo è proprio quello di non respingere l'ipotesi nulla della validità del modello.

⁵ Si indicano i gradi di libertà seguendo la simbologia inglese con la sigla df da degree of freedom.

⁶ T rappresenta la statistica, l'espressione matematica dello scarto $S - \hat{\Sigma}$, matrice osservata e teorica, che ha una distribuzione campionaria come quella del χ^2 (distribuzione teorica del chi-quadrato).

stocastiche nei dati, ma deve essere attribuito ad una reale differenza fra S e $\hat{\Sigma}$ (dovuta ad inadeguatezze – rispetto al processo reale – del modello che genera $\hat{\Sigma}$).

Oltre che per valutare in assoluto l'adeguatezza del modello ai dati, il test del chi – quadrato viene ampiamente utilizzato in relativo, per mettere a confronto due modelli, dei quali l'uno sia incapsulato nell'altro (nested models): nel senso cioè che contenga solamente una parte dei parametri dell'altro. Per sapere se la crescita di T è non-significativa, cioè se il nuovo modello è preferibile al precedente, basta controllare sulle tavole del χ^2 la significatività della differenza fra i T dei due modelli, con un numero di gradi di libertà corrispondente alla differenza fra i due gradi di libertà.

I gradi di libertà misurano anche la parsimoniosità del modello, maggiori sono i gradi di libertà del modello, minori sono i parametri di cui esso ha bisogno per esprimere la struttura delle covarianze (parametri liberi da stimare), maggiore è quindi la sua capacità di semplificazione della realtà. Quindi nel processo di miglioramento del modello il ricercatore deve dirigersi nella direzione della semplificazione del modello e quindi dell'innalzamento dei gradi di libertà e cioè dell'aumento dei parametri fissi:

$$\sum_{xy} = \Lambda_x \Phi \Gamma^{-1} \left((1-B)^{-1} \right)' \Lambda_y \quad (2.20)$$

df = n. varianze-covarianze - parametri liberi da stimare = n. parametri fissi.

Queste considerazioni devono entrare anche nel criterio di valutazione complessiva del modello: fra due modelli con T dello stesso livello di significatività ma con gradi di libertà diversi, il ricercatore sceglierà quello più parsimonioso cioè quello con maggiori gradi di libertà. Per questo motivo è stata proposta, come misura di valutazione complessiva del modello, il valore del χ^2 diviso per i suoi gradi di libertà, un rapporto χ^2/df (numero dei gradi di libertà) fra 1 e 3 sembra accettabile per la non falsificazione del modello:

$$\chi^2/df = \text{indice di bontà del modello}$$

Indice che non tiene conto solo dell'adattamento fra S e $\hat{\Sigma}$, ma anche della parsimoniosità del modello.

Se in un modello si inseriscono tanti parametri quante sono le varianze-covarianze, cioè $\frac{1}{2}(p+q)(p+q+1)$, allora il modello non semplifica la

realtà, ma la riproduce esattamente con S , ed il modello, definito saturo, è inutile in quanto incapace di semplificare la realtà. In questa situazione, i gradi di libertà df del modello saranno 0, e pure 0 il valore della statistica T (coincidenza perfetta tra S e $\hat{\Sigma}$). Il ricercatore dovrà così giungere all'adattamento del modello ai dati con l'uso di pochi ed opportuni parametri, mantenendo così elevati i gradi di libertà del modello evitando il rischio di sovra-parametrizzazione (overfitting) che si verifica quando il modello include dei parametri non necessari, irrilevanti ai fini della spiegazione del meccanismo causale che ha generato i dati. Il modello in questo caso è troppo complicato e viene quindi meno il principio di parsimonia (rappresentazione semplificata della realtà) inerente alla definizione stessa di modello.

Ma esiste anche il rischio opposto di sotto-parametrizzazione quando il modello, formulato nei termini di un'espressione contenente un certo numero di parametri (da stimare) che definiscono l'impatto delle diverse variabili, contiene un numero insufficiente di parametri o comunque non contiene dei parametri importanti presenti invece nella realtà, per cui il modello presenta un cattivo adattamento ai dati.

Un problema che pongono tutte le statistiche che fanno riferimento alla distribuzione del chi-quadrato, è la loro sensibilità alla dimensione del campione, vedono infatti aumentare il loro valore proporzionalmente coll'aumentare del numero dei casi. Per cui la stessa struttura di scarti fra modello e dati osservati può dare un χ^2 non significativo se l'esperimento è condotto su pochi casi, e significativo se condotto su un numero maggiore. Questo limite del test del chi-quadrato mette contemporaneamente di fronte a rischi di sotto e di sovra-parametrizzazione. Se il campione è molto grande, un modello anche buono, prossimo alla realtà, mostrerà sempre uno scarto fra valori stimati e valori osservati piuttosto elevato, quindi un χ^2 significativo, che costringerà il ricercatore a respingere l'ipotesi nulla e quindi il modello, commettendo un errore di I tipo, cioè quello di respingere un modello vero. Mentre lo stesso modello, applicato alla stessa struttura di relazioni fra le variabili, ma riferito ad un numero minore di casi, darà un χ^2 inferiore più facilmente non significativo, inducendo il ricercatore ad accettare il modello. Altra conseguenza di ciò è la difficoltà a confrontare fra loro statistiche T provenienti da campioni di diversa numerosità.

Per ovviare a questi limiti sono state proposte diverse misure alternative di bontà di adattamento del modello LISREL ai dati osservati: fra questi si presentano in particolare tre indici.

Una prima misura alternativa è il *goodness of fit index (GFI)*, dove il valore della statistica T viene standardizzato col valore massimo che essa può raggiungere:

$$GFI = 1 - \frac{T_i}{\max T_i} \quad (2.21)$$

Di conseguenza tale misura assume valori compresi fra 0 (pessimo adattamento modello-dati) ed 1 (perfetto adattamento). Alla facilità di interpretazione si aggiunge la possibilità di poter confrontare modelli su insiemi diversi di dati.

Questa misura tuttavia non tiene conto dei gradi di libertà, e quindi della parsimoniosità del modello. Ne è stata proposta quindi una versione modificata, l'*adjusted goodness of fit index (AGFI)*, così definito:

$$AGFI = 1 - \left(\frac{k}{df} \right) (1 - GFI) \quad (2.22)$$

dove *df* sono i gradi di libertà e *k* il numero di varianze-covarianze in input, pari a $\frac{(p+q)(p+q+1)}{2}$.

Anche questa misura si colloca tra lo 0 (pessimo adattamento modello-dati) e 1 (adattamento perfetto).

Queste misure tuttavia, anche se presentano i vantaggi della comparabilità fra campioni ed una più immediata interpretabilità, presentano lo svantaggio che di esse non conosciamo la distribuzione statistica, per cui non possiamo tramite esse effettuare test di significatività del modello.

L'ultima misura calcolata da LISREL infine è il *Root mean squared residuals (RMR)*: la radice quadrata della media dei residui al quadrato, così definita:

$$RMR = \sqrt{\frac{1}{k} \sum (s_{ij} - \sigma_{ij})^2} \quad (2.23)$$

dove ancora

$$K = \frac{(p+q)(p+q+1)}{2} \quad (2.24)$$

Questa è una pura media dei quadrati dei residui, che diventa 0 quando S coincide con $\hat{\Sigma}$, segno che i residui teorici sono simili a quelli empirici, ma che, a differenza delle due misure precedenti, non ha soglia superiore. Presenta quindi gli stessi limiti della statistica T del chi-quadrato, per cui serve solo per confrontare diversi modelli, anche non derivati l'un dall'altro, ma calcolati sugli stessi dati. Essa tuttavia non dipende dal numero dei casi, per cui nel caso di campioni numerosi può essere più adatta della statistica T del chi-quadrato per valutare il modello. Anche di questa misura non si conosce la distribuzione statistica.

A questa fase prioritaria di valutazione dell'adattamento del modello ai dati, segue una fase di miglioramento del modello (dell'adattamento complessivo del modello stesso) sulla base dei vari diagnostici prodotti da LISREL. Si tratta di una procedura iterativa, dal primo modello si procede per successivi piccoli passi, ognuno dei quali dovrebbe portare ad un modello migliore del precedente, fino a che il modello non è più migliorabile. Si tratterà a questo punto di valutare la sua congruenza finale con i dati, se è tale che il modello non risulta falsificato allora bisogna confermare il modello con un nuovo insieme di dati.

Questo processo di miglioramento analitico può avvenire secondo tre modalità:

1. Esclusione di parametri (valori-t)
2. Inclusione di nuovi parametri (indici di modifica)
3. Riformulazione del modello (analisi dei residui)

Esclusione di parametri (valori-t):

Occorre controllare la significatività dei singoli parametri, per eliminare quelli non significativi, quelli non significativamente diversi da 0, cioè quelli per i quali non si può respingere l'ipotesi che assumono valore 0.

I valori dei parametri prodotti da LISREL sono delle stime campionarie dei valori effettivi, ed in quanto stime sono affette da oscillazioni stocastiche. Per cui un valore di un parametro stimato può essere diverso da 0 per effetto di queste oscillazioni, mentre il suo valore effettivo nell'universo di riferimento è invece proprio 0. In generale la logica da seguire è eliminare dal modello dei parametri con valore t (che corrisponde al valore stimato del parametro rapportato all'errore standard, deviazione standard della distribuzione campionaria) in valore assoluto < 2 ($\approx 1,96$), cioè eliminando quei parametri il cui valore stimato è così basso da

non permettere di escludere l'ipotesi che anche nell'universo di riferimento il valore effettivo di questi parametri è proprio 0. L'eliminazione dei parametri deve essere fatta un parametro alla volta, con successiva nuova stima del modello, in quanto l'eliminazione anche di un solo parametro modifica tutti gli altri.

Inclusione di nuovi parametri (indici di modifica):

Gli indici di modifica invece consentono di includere dei parametri significativi inizialmente non previsti nel modello. Il significato degli indici di modifica è semplice: per ogni parametro non incluso nel modello, cioè per ogni parametro fisso, viene calcolato di quanto diminuirebbe la statistica T del χ^2 se quel parametro venisse liberato, cioè inserito nel modello, eliminando l'eguaglianza a 0.

L'indice di modifica si distribuisce come un χ^2 con un grado di libertà, ed è significativo se è superiore al valore 4, anche se il suo valore dovrà esserne sensibilmente superiore perché valga la pena di inserire il parametro corrispondente nel modello. La procedura di utilizzazione di questi indici consisterà quindi nell'individuare i parametri con gli indici di modifica più elevati e nello stimare di nuovo il modello avendo liberato tali parametri. La liberazione va fatta un parametro alla volta, in quanto l'inserimento di un parametro nel modello comporta la variazione degli indici di modifica di tutti gli altri parametri.

Riformulazione del modello (analisi dei residui):

Alla base delle procedure di valutazione complessiva di adattamento del modello c'è lo scarto $S - \hat{\Sigma}$, cioè la differenza complessiva fra le covarianze osservate e le covarianze stimate dal modello. L'analisi dei singoli scarti $s_{ij} - \hat{\sigma}_{ij}$ sta invece alla base delle procedure di miglioramento del modello. All'origine di questa procedura c'è il meccanismo di scomposizione delle covarianze: la covarianza fra due variabili può essere scomposta in tanti addendi quanti sono i path che le collegano; ogni addendo è dato dal prodotto dei coefficienti incontrati sul path (i coefficienti path possono essere o coefficienti di regressione se il legame ha una direzione, oppure coefficienti di correlazione se il legame è bidirezionale). Se il modello sottoposto a stima non include tutti i legami effettivamente esistenti fra due variabili i e j, allora la covarianza σ_{ij} fra le due variabili stimata dal modello

risulterà inferiore a quella osservata s_{ij} e le due variabili presenteranno un alto residuo positivo ($s_{ij} - \sigma_{ij} > 0$). Nello stesso tempo gli altri legami fra i e j inclusi nel modello risulteranno avere parametri sovradimensionati rispetto a quelli reali, in quanto la procedura di stima cerca di avvicinare il più possibile le covarianze stimate a quelle osservate. Mancando nel modello alcuni dei legami fra i e j , parte della covarianza fra queste variabili dovuta ai legami mancanti verrà assorbita dai percorsi esistenti, con un gonfiamento dei rispettivi parametri.

In generale, nel perseguimento dell'obiettivo di miglioramento del modello, occorre ricercare i residui elevati (l'esistenza di residui elevati fra un insieme di variabili, due o più, può essere sintomo dell'esistenza di una variabile latente retrostante dette variabili, cioè agente su di esse), ed una volta individuati si hanno a disposizione tre vie per eliminarli:

- introdurre fra le variabili già presenti nel modello dei legami aggiuntivi che in modo diretto od indiretto coinvolgono le variabili con residuo elevato, in generale sono gli indici di modifica a suggerire quali sono i legami da introdurre nel modello;
- introdurre delle nuove variabili latenti che agiscono su quelle affette da residui elevati;
- introdurre dei legami fra gli errori delle variabili dai residui elevati.

In generale, ipotizzare una relazione fra gli errori significa ammettere una cattiva specificazione del modello dovuta alla esclusione di variabili influenzanti contemporaneamente le variabili implicate. Questa procedura azzerava completamente i residui fra le variabili implicate, ma si tratta di un azzeramento artificioso, che consiste semplicemente nel riconoscere l'esistenza dei residui rinunciando alla loro spiegazione. E' un segnale di impotenza equivalente a dire che i meccanismi causali presenti nel modello non spiegano tutta la covarianza fra quelle due (o più variabili), per cui la covarianza non spiegata viene attribuita a fattori esterni al modello non altrimenti identificati. E' chiaro che una soluzione di questo genere, anche se innalza l'indice di adattamento generale del modello, non ne aumenta le capacità esplicative. Si badi che in genere le proposte di miglioramento del modello per essere utili devono essere teoricamente plausibili, cioè devono avere una sensatezza teorica più che un'efficacia statistico-matematica, potrebbero ad esempio non essere i parametri degli indici di modifica più elevati ad essere liberati ma altri, aventi valori degli indici inferiori ma una più facile riconducibilità ad uno schema interpretativo.

Il problema maggiore nella stima dei modelli LISREL è quello relativo alla identificazione. Un modello deve essere costruito in modo tale da avere una sola soluzione, non può avere differenti soluzioni, il che equivale a dire che deve essere identificato cioè i suoi parametri devono essere univocamente determinati. Non è accettabile che uno stesso modello sia compatibile con differenti insiemi di parametri strutturali, se il modello non risulta identificato bisogna andare avanti introducendo dei vincoli nel modello, fino a quando risulta identificato, ad esempio riducendo il numero dei parametri liberi da stimare ponendoli a zero, oppure a valori fissi, oppure eguagliandone alcuni fra di loro.

Il problema dell'identificazione è abbastanza grave perché se un modello non è identificato, l'algoritmo può condurre egualmente a soluzione, cioè a stime dei parametri; ma tali stime saranno poco affidabili, in quanto espressione solo di alcune delle possibili stime compatibili col modello, per cui sarebbero sufficienti leggeri ritocchi al modello stesso o procedure di stima lievemente diverse, per ottenere valori dei parametri totalmente differenti.

La prima condizione perché il modello sia identificato è che i gradi di libertà⁷ siano maggiori od eguali a 0, ciò equivale a dire che il numero delle equazioni è pari o maggiore al numero delle incognite, quindi il numero dei parametri da stimare è inferiore o pari a quello dei coefficienti di varianza-covarianza fra le variabili osservate. Questa condizione è tuttavia una condizione necessaria ma non sufficiente perché un modello sia identificato, occorre quindi procedere alla verifica della identificazione risolvendo il sistema di equazioni che esprimono i parametri in funzione delle varianze-covarianze fra le variabili osservate. Gli autori di LISREL, Jöreskog e Sörbom, propongono un altro approccio al problema dell'identificazione del modello, sostenendo che il controllo sull'identificazione può essere affidato al computer. Sebbene comunque siano stati introdotti diversi metodi per verificare se esistono più combinazioni di valori di parametri che riproducono la stessa matrice di covarianza della popolazione Σ non esistono condizioni generali (necessarie e sufficienti) valide per tutti i tipi di modelli ipotizzabili (Bollen, 1989).

⁷ $df = n.\text{equazioni} - n.\text{incognite}$

$df = n.\text{varianze} - \text{covarianze} - n.\text{parametri da stimare}$

$df = \frac{1}{2} (p+q) (p+q+1) - t$

Oltre al problema dell'identificazione, nel modello LISREL è frequente incorrere in diverse tipologie di problemi che conducono a risultati difficilmente interpretabili o fuorvianti. I più rilevanti sono i seguenti: presenza di matrici non definite positive, varianze o correlazioni inadeguate, indeterminatezza dei factor score, ovvero l'impossibilità di stimare i valori delle variabili latenti nel modello di misura⁸, mancata convergenza del modello o per errori nei dati o perché il modello è radicalmente sbagliato e il programma si dichiara incapace di trovare una soluzione, esistono tuttavia dei casi nei quali il programma arriva a convergenza, pervenendo ad una soluzione puramente algoritmica ma logicamente inaccettabile, priva di ogni senso statistico come parametri assurdi, si pensi a varianze negative, correlazioni maggiori di 1, matrici di correlazione o di covarianza non positive definite o parametri problematici come quelli con errori standard molto elevati.

⁸ Non esistono cioè condizioni sufficienti per l'unicità dei punteggi dei fattori e ciò rende arbitraria la stima dei punteggi di ogni variabile latente. In genere i criteri più semplici per assegnare alle variabili latenti un'unità di misura sono due: il primo consiste nell'assegnare alle variabili latenti una varianza pari a 1, esse vengono così ad essere standardizzate (ma questo criterio è applicabile solo alle variabili latenti ξ ma non alle η , in quanto la varianza di queste ultime non fa parte dei parametri primari del modello), il secondo criterio, applicabile alle ξ come alle η , consiste nell'attribuire alla variabile latente la stessa metrica di una delle variabili osservate da essa dipendenti, ciò si realizza assegnando il valore 1 al λ che lega la variabile osservata prescelta alla latente. In questo modo il cambiamento di una unità della latente provoca il cambiamento di una unità sulla osservata, e quindi le due variabili hanno la stessa metrica. Naturalmente questo vale per una sola delle osservate dipendenti dalla latente, cioè per uno solo dei λ .

2.3. Metodi di stima basati sulle componenti (component - based Structural Equation Modeling)

Lo scopo delle tecniche di stima basate sulle componenti (*component-based methods*) è di fornire una stima dei valori delle variabili latenti in modo tale che esse siano le più correlate fra loro (secondo una struttura path diagram) e le più rappresentative di ogni corrispondente blocco di variabili manifeste. Le stime dei valori delle variabili latenti giocano un ruolo principale nei metodi di stima basati sulle componenti.

Queste tecniche si presentano più come un approccio esplorativo che confermativo e devono essere considerate una generalizzazione dell'Analisi in componenti principali a tabelle connesse fra loro.

Negli approcci basati sulla componente il modello di misura può essere sia riflessivo che formativo. La tecnica di stima più nota fra i metodi basati sulla componente è il PLS Path Modeling (Wold, 1975); (Tenenhaus, 2005).

Più recentemente sono state presentate altre tecniche di stima basate sulle componenti: la Generalized Maximum Entropy (GME) da Al-Nasser (2003) e la Generalized Structured Component Analysis (GSCA) da Hwang e Takane (2004).

2.3.1. Il PLS Path Modeling

L'approccio PLS (Partial Least Squares) ai Modelli ad Equazioni Strutturali, noto pure come PLS Path Modeling (PLS-PM) è stato proposto come una procedura di stima, dei legami causali tra variabili latenti endogene ed esogene, alternativa all'approccio di tipo LISREL ai Modelli ad equazioni Strutturali.

La metodologia PLS-Path Modeling fu proposta da H. Wold negli anni '60 per stimare modelli con variabili non osservabili in ambito socio-economico. Herman Wold infatti formalizzò per primo nel suo articolo

originario (Wold, 1966) l'idea del Partial Least Squares nell'ambito dell'analisi in componenti principali, introducendo l'algoritmo NILES (non linear iterative least squares); successivamente questo algoritmo e la sua estensione all'analisi delle correlazioni canoniche e a situazioni specifiche con più blocchi di variabili prese il nome di NIPALS (non linear iterative partial least squares) (Wold, 1973, 1975). La prima presentazione del PLS Path Modeling è stata pubblicata da Wold nel 1979, e l'algoritmo PLS-PM è descritto nelle pubblicazioni di Wold del 1982 e del 1985.

Uno sviluppo molto importante dell'approccio PLS ai Modelli ad Equazioni Strutturali⁹ è di Chin (1998) e di Tenenhaus (2005). Come tutte le tecniche di stima component – based, anche il PLS Path Modeling è un metodo di stima basato sulle componenti, è un algoritmo iterativo che stima separatamente i diversi blocchi del modello di misura, e poi, in un secondo step, stima i coefficienti del modello strutturale. Differentemente dalle tecniche di stima di tipo LISREL, il PLS Path Modeling mira a spiegare al meglio la varianza residua delle variabili latenti e, potenzialmente, anche delle variabili manifeste in ogni regressione svolta nel modello (Fornell e Bookstein, 1982), per questo motivo il PLS Path Modeling è considerato più un approccio esplorativo che confermativo.

Il PLS Path Modeling a differenza però delle tecniche di stima di tipo LISREL è un approccio completamente libero che non richiede nessuna assunzione sulla distribuzione. Se infatti nelle equazioni di misura del modello LISREL non esistono condizioni sufficienti per l'unicità dei punteggi dei fattori e ciò rende arbitraria la stima dei punteggi di ogni variabile latente, seguendo la proposta di Wold è possibile pervenire alla stima di tali punteggi e dei parametri strutturali senza imporre ipotesi forti sui parametri. E' per questo che la soluzione PLS viene chiamata *soft modeling*, in alternativa all'impostazione *hard modeling* di LISREL.

Nell'approccio PLS-PM non sono fatte assunzioni forti sulla distribuzione, sulla dimensione del campione e sulla scala di misura, inoltre la soluzione PLS-PM fornisce una stima diretta dei valori delle variabili latenti e non è affetta dai problemi di identificazione dei parametri o di non convergenza degli algoritmi, che si trovano talvolta seguendo l'impostazione

⁹ Per diversi anni l'unico software disponibile è stato il LVPLS 1.8 (Lohmöller, 1987), più recentemente è stato sviluppato da Chin (2001) un nuovo software: PLS-Graph 3.0. Esso propone una cross-validation dei parametri attraverso il jack-knife ed il bootstrap.

LISREL. E' stata poi verificata la robustezza della soluzione PLS-PM rispetto all'asimmetria distributiva delle variabili manifeste, alla presenza di multicollinearità e alla non corretta specificazione del modello strutturale (Casse e al., 1999).

Tuttavia, gli stimatori dei parametri del modello strutturale e dei punteggi delle variabili latenti sono inconsistenti (anche se consistenti in senso ampio, cioè all'aumentare del numero di variabili manifeste corrispondenti a ciascuna variabile latente) e il PLS-PM non sembra ottimizzare una ben identificata funzione scalare globale, sembra quindi mancare un criterio di ottimizzazione globale, e la convergenza è dimostrata solo per path diagram con uno o due blocchi (Lyttkens, 1975), infatti sono in corso ricerche su questo argomento.

L'approccio del PLS-PM (Partial Least Squares Path Modeling) rappresenta quindi una tecnica di previsione¹⁰ che, nata dall'evoluzione del metodo dei minimi quadrati applicato all'analisi della regressione lineare multipla, permette di stimare le relazioni causali fra due o più variabili latenti o inosservabili, ma anche le relazioni che intercorrono tra queste variabili dipendenti e i loro indicatori (o variabili indipendenti), al fine di predire il comportamento della variabile dipendente dai valori dati delle variabili esplicative. Questa proprietà di ottenere previsioni ottimali delle variabili dipendenti, partendo dalle variabili esplicative osservate, prende origine direttamente dal modello multiplo di regressione tradizionale, e viene specificata da una funzione lineare tra la variabile-risposta dipendente (Y) e un insieme di variabili osservate (x_i), seguendo un'equazione lineare del tipo:

$$Y = b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2 + \dots + b_p x_p \quad (2.25)$$

dove b_0 rappresenta l'intercetta e i valori di $b_{1,2,\dots,p}$ rappresentano i coefficienti di regressione delle x sulla Y (indicando qual è la variazione che subisce la variabile Y di fronte una variazione unitaria della $x_{1,2,\dots,p}$).

L'obiettivo è stimare i parametri presenti nel modello di equazione strutturale (o SEM: Structural Equation Model) per valutare se e quanto una

¹⁰ L'adozione dell'approccio PLS-PM, quale tecnica di stima nell'ambito dei modelli ad equazioni strutturali con variabili latenti, si giustifica a livello teorico oltre che per la sua natura predittiva, alla stima dei parametri incogniti del modello si aggiunge anche l'assegnazione di valori alle variabili latenti, per una modellazione meno rigida rispetto a tecniche basate sulla massima verosimiglianza e per una maggiore flessibilità nella specificazione del modello.

variabile latente può essere spiegata da altre osservabili, così come da altre latenti, e per attestare, quindi, il livello di interdipendenza che sussiste tra esse.

Il metodo di stima tradizionalmente utilizzato nel SEM è quello della regressione multipla con il metodo della massima verosimiglianza -ML- basato sull'analisi della covarianza (SEM-ML), e recentemente a questo si è aggiunto il nuovo sistema di regressione parziale dei minimi quadrati (il PLS-PM).

Il PLS Path modeling, (PLS-PM) cioè l'uso del PLS per i modelli ad equazioni strutturali, si presenta come una tecnica di stima meno restrittiva rispetto ai classici metodi di stima dei parametri, in quanto consente preliminarmente di:

- fare poche assunzioni
- lavorare su un campione ridotto di dati
- evitare qualsiasi ipotesi sulla distribuzione della popolazione
- non essere vincolato a scale di misurazione specifiche.

In conseguenza a tali caratteristiche il PLS-PM non soffre, quindi, del problema della non-convergenza ed indeterminatezza dei punteggi, dettate da errori di campionamento o da un numero eccessivo di parametri da stimare. Questa sua maggiore flessibilità rispetto al SEM-ML gli permette di essere utilizzato come mezzo esplorativo di analisi: per studiare relazioni tra gli indicatori e le variabili latenti anche quando ci siano poche osservazioni, e per identificare tempestivamente gli indicatori meno idonei tra le stime dei punteggi delle variabili latenti.

Tutte queste suddette ragioni rendono il metodo PLS-PM particolarmente adatto per risolvere *problemi di analisi dei dati*, includenti anche variabili qualitative, con l'intento di descrivere i dati osservati e fare previsioni ragionevoli per le nuove osservazioni.

In generale il PLS-Path modeling è stato usato in varie discipline quali: chimica, psicologia, economia, sistemi informativi, e ha dato recentemente un gran supporto alle *decisioni aziendali* nel campo del marketing e delle strategie per lo studio del consumer-behaviour, della customer satisfaction, dell'effetto di strategie globali sulla performance: analisi che sono ricche di costrutti anche, appunto, difficili da tradurre quantitativamente.

La regressione dei minimi quadrati parziale applicata ad i modelli ad equazioni strutturali (PLS-PM) presenta alcune caratteristiche che la rendono preferibile ad altre tecniche di stima:

- non richiede assunzioni sulla normalità della popolazione e sulle scale di misurazione
- non richiede assunzioni sulle MVs
- utilizza un campione di dimensioni ridotte
- non incorre nel problema della non-convergenza dell'algoritmo

In termini formali il PLS path modeling è descritto da due modelli: il modello di misura detto anche modello esterno ed il modello strutturale o modello interno, o meglio si può dire che analiticamente il PLS-Path modeling (PLS-PM) si basa essenzialmente su tre componenti:

- il modello di Misura (o Esterno)
- il modello Strutturale (o Interno)
- il sistema di Relazioni Peso (stima dei punteggi delle VL come combinazioni lineari delle proprie MVs)

In sostanza il metodo PLS-PM procede innanzitutto con lo stimare le relazioni che legano ogni VM con la sua corrispondente VL; in seguito pone in relazione alcune VL endogene con le altre VL; il tutto considerando i valori delle VL come combinazioni lineari delle loro variabili manifeste.

Il modello di Misura

Il modello di misura analizza le relazioni esterne tra le variabili latenti e i loro indicatori, cioè le corrispondenti variabili osservate. Una VL ξ è una variabile inosservata (o costruito) indirettamente descritta da un blocco di variabili osservate x_h dette VM o indicatori.

Le VM possono essere connesse alle loro rispettive VL in tre modi differenti, quindi esistono tre modi diversi per formalizzare il modello di misurazione in base al tipo di relazione che connette la variabile manifesta alla corrispondente variabile latente:

Metodo Riflessivo: in uno schema di tipo riflessivo ogni variabile manifesta (indicatore riflessivo) riflette la corrispondente variabile latente sottostante, in modo tale che la variabile manifesta è connessa alla sua corrispondente variabile latente attraverso una semplice regressione:

$$x_h = \pi_{h0} + \pi_h \xi + \varepsilon_h \quad (\text{e analogamente: } y_j = \pi_{j0} + \pi_j \eta + \varepsilon_j) \quad (2.26)$$

in cui ξ ha media 0 e deviazione standard 1 e con cui si intende che l'indicatore x riflette il comportamento di ξ ; cioè, di fronte una variazione unitaria di ξ , x varia nella misura predetta dal coefficiente di regressione π_h . Il termine ε rappresenta l'errore di deviazione, l'imprecisione nel processo di misurazione.

Nelle suddette equazioni che esprimono le relazioni del modello di misura (*outer relations*) le x e le y corrispondono rispettivamente alle variabili manifeste endogene ed esogene e π_h e π_j sono i cosiddetti "pesi" che misurano il contributo che ogni singolo indicatore apporta separatamente alla rilevanza del costrutto a cui è associato.

L'unica ipotesi fatta alla base del modello chiamata da H. Wold predictor specification condition, è la seguente:

$$E(x_h / \xi) = \pi_{h0} + \pi_h \xi \quad (2.27)$$

Quest'ipotesi implica che il residuo ε_h ha media 0 ed è incorrelato con la variabile latente ξ . Poiché inoltre il blocco riflessivo di VM riflette il costrutto latente, l'unico costrutto latente a essi sottostante, questo blocco deve essere unidimensionale, ovvero legato ad una singola variabile latente, quindi l'insieme delle variabili manifeste sono assunte a misurare lo stesso unico concetto latente a essi sottostante in modo coerente (cioè tutti gli item del blocco devono misurare il valore vero – true score – relativo al concetto sottostante). Ci sono a disposizione tre strumenti per verificare la consistenza interna di un blocco di variabili manifeste in riferimento al rispettivo costrutto latente a cui è associato (l'unidimensionalità del blocco):

- l'analisi in componenti principali di un blocco: un blocco è considerato unidimensionale se il primo autovalore della matrice di correlazione del blocco di VM è maggiore di 1 ed il secondo è minore di 1, o almeno è molto distante dal primo.
- il coefficiente alpha di Cronbach: quest'indice è costruito come rapporto tra la somma delle varianze degli item (variabili manifeste) e la varianza della somma degli stessi e varia tra 0 (assenza di attendibilità degli item considerati) e 1 (massima attendibilità degli stessi) ed è utilizzato per misurare l'unidimensionalità di un blocco di p variabili x_h (dove p è il numero delle variabili manifeste) quando esse sono tutte positivamente correlate:

$$\alpha = \frac{\sum_{h \neq h'} \text{cor}(x_h, x_{h'})}{p + \sum_{h \neq h'} \text{cor}(x_h, x_{h'})} \times \frac{p}{p-1} \quad (2.28)$$

Un blocco è considerato unidimensionale quando quest'indice è più grande di 0,7.

- l'indice ρ di Dillon-Goldstein: il segno della correlazione fra ogni VM x_h e la sua VL ξ è noto dalla costruzione dell'item ed è supposto essere positivo. Quest'ipotesi implica che tutti i pesi fattoriali π_h sono positivi. Un blocco è unidimensionale se tutti questi loadings sono grandi. In particolare, un blocco è considerato unidimensionale se quest'indice è maggiore di 0,7:

$$\rho = \frac{\left(\sum_{h=1}^p \pi_h \right)^2}{\left(\sum_{h=1}^p \pi_h \right)^2 + \sum_{h=1}^p (1 - \pi_h^2)} \quad (2.29)$$

L'indice ρ di Dillon-Goldstein è considerato una misura di unidimensionalità di un blocco migliore rispetto al coefficiente alpha di Cronbach (Chin, 1998).

Il PLS path modeling è un misto di conoscenze a priori e di analisi dei dati. Nello schema di tipo riflessivo le conoscenze a priori riguardano l'unidimensionalità del blocco e i segni dei loadings o pesi fattoriali.

Metodo Formativo: le VM sono indicatori "formativi" poiché determinano e spiegano le VL in modo tale che quest'ultime siano stimate come combinazione lineare delle loro VM (i fattori latenti sono formati, generati dagli indicatori osservati o meglio dalle proprie variabili manifeste):

$$\xi = \sum_h \omega_h x_h + \delta \quad (\text{e analogamente: } \eta = \sum_h \omega_h y_h + \varepsilon) \quad (2.30)$$

La variabile latente ξ è una funzione lineare del proprio blocco di variabili manifeste più un termine residuo, l'errore, che rappresenta la parte della corrispondente variabile latente non spiegata dalle variabili manifeste.

Nel modello formativo il blocco di variabili manifeste può essere multidimensionale, mentre l'assunzione alla base del modello è la seguente predictor specification condition:

$$E(\xi|x_1, \dots, x_p) = \sum_h \omega_h x_h \quad (2.31)$$

Queste ipotesi implicano che il vettore residuo (degli errori) δ ha una media pari a 0 ed è incorrelato con le VM x_h .

Le x_h sono gli indicatori (da 1 a h) di ξ e δ l'errore residuale. Le VM x_h sono variabili osservate riassunte dalla variabile latente ξ .

Metodo MIMIC: permette di avere nello stesso blocco legami di tipo formativo e legami di tipo riflessivo.

All'interno del PLS-PM possono coesistere indicatori sia riflessivi che formativi, in ogni caso l'obiettivo sarà minimizzare gli errori dei residui al fine di rendere quanto più vicini possibile i valori del modello teorico con quelli osservati; l'unica differenza riguarderà il tipo di regressione utilizzata: semplice se il metodo è riflessivo, multipla se il metodo è formativo.

Il modello Strutturale

Il modello strutturale specifica le relazioni tra le variabili latenti dette anche relazioni interne o inner relations) secondo un sistema di equazioni lineari strutturali del tipo:

$$\xi_j = \beta_{j0} + \sum_i \beta_{ji} \xi_i + v_j \quad (2.32)$$

La struttura di relazioni causali esistente tra le variabili latenti è la parte causale del modello, contrapposta a quella di misura. Nel modello interno i parametri da stimare sono i coefficienti path (β_{ij}), cioè i coefficienti di regressione che connettono le variabili latenti fra di loro (rappresentano le relazioni che intercorrono tra le variabili latenti endogene e fra le variabili latenti esogene ed endogene).

Se una variabile latente ξ non figura mai come variabile dipendente è detta variabile esogena, in caso contrario è detta variabile endogena.

Nell'ambito della letteratura sui modelli ad equazioni strutturali non c'è un accordo sui simboli da usare per definire le variabili latenti e tutti gli altri parametri dei modelli. In genere in tutte le tecniche di stima basate sulla covarianza le variabili latenti endogene ed esogene e le relative variabili manifeste ed i parametri sono indicati in modo diverso, mentre

nelle tecniche di stima basate sulle componenti, soprattutto nel PLS-PM, tutte le variabili latenti sono indicate allo stesso modo sia se sono endogene che se sono esogene.

L'ipotesi di predictor specification è applicata al modello strutturale, comportando le ipotesi usuali sui residui.

Un modello strutturale può essere sintetizzato con una matrice quadrata di 0/1 di dimensioni uguale al numero delle VL, righe e colonne rappresentano le VL, una cella (i, j) è riempita con 1 se la VL i spiega la VL j, altrimenti sarà riempita con 0.

Il sistema di relazioni peso

Con il sistema di relazioni peso si intendono le cosiddette weight relations ovvero le relazioni che definiscono la stima dei punteggi delle variabili latenti endogene ed esogene come combinazioni lineari delle proprie variabili manifeste.

Di qui il ruolo critico delle VL svolto in entrambi i modelli descritti, di misurazione e strutturale, in quanto ognuna si può considerare predetta dai propri indicatori e predittore di altre VL, coinvolgendo da un lato i parametri strutturali, e dall'altro i fattori di correlazione che assumono la veste di pesi nei corrispondenti modelli del PLS-PM. Ne deriva che in base alla distinzione tra i due modelli di cui si compone il PLS-PM, si giunge:

a) alla definizione delle variabili latenti VL stimate, nel modello esterno, come combinazioni lineari (i coefficienti di regressione nel modello di misurazione) dei loro rispettivi indicatori VM (o variabili manifeste centrate).

$$y_j \propto \pm \left[\sum w_{jh} (x_{jh} - \bar{x}_{jh}) \right] \quad (2.33)$$

dove y_j è la stima esterna standardizzata della variabile latente ξ_j , dove il simbolo \propto significa che la variabile della parte sinistra dell'equazione corrisponde alla variabile standardizzata della parte destra dell'equazione, il segno \pm mostra l'ambiguità del segno, ambiguità che può essere risolta scegliendo il segno facendo in modo che le y_j siano correlate positivamente alle x_{jh} .

Tale sistema prevede, innanzitutto, che le VL ξ_j vengano standardizzate ($\xi_j - m_j$): cioè ridotte a variabili con media 0 e varianza 1, in funzione dei loro indicatori x_{jh} :

$$y_j = \sum \tilde{w}_{jh} (x_{jh} - \bar{x}_{jh}) \quad (2.34)$$

in cui y_j è la stima esterna di una VL standardizzata nel modello di misurazione; $\sum \tilde{w}_{jh}$ è l'insieme dei pesi cosiddetti esterni poiché indicano una relazione tra la VL e le proprie VM; mentre $(x_{jh} - \bar{x}_{jh})$ rappresenta le VM centrate sulla media \bar{x}_{jh} . Si può ottenere così la variabile VL standardizzata, pari a:

$$\hat{\xi}_j = y_j + \hat{m}_j \quad (2.35)$$

cioè alla sua stima puntuale si aggiunge la media stimata dei suoi indicatori, \hat{m}_j pari a

$$\sum \tilde{w}_{jh} \bar{x}_{jh} \quad (2.36)$$

da cui attraverso semplici sostituzioni si ha che la stima esterna della variabile latente ξ_j è:

$$\hat{\xi}_j = \sum \tilde{w}_{jh} x_{jh} \quad (2.37)$$

Ciò dimostra come una variabile latente, nel modello esterno del PLS, si ottenga dall'aggregazione ponderata dei suoi indicatori. In più la scelta ottima è, generalmente, quella di rapportare il valore di ogni ξ_j , stimata singolarmente su scala differente, nella scala 0-100 in modo tale da facilitare il raffronto tra esse in termini di omogeneità.

b) alla definizione delle variabili latenti VL stimate, nel modello interno, in termini di combinazioni lineari (i coefficienti di correlazione nel modello strutturale interno) delle varie VL endogene ed esogene. O più precisamente le VL esogene sono stimate come combinazioni lineari delle VL endogene ponderate con i coefficienti di correlazione. Invece le VL endogene sono il risultato di combinazione lineari di altre VL endogene con i pesi pari ai coefficienti di regressione multipla. La stima interna z_j della variabile standardizzata VL ($\xi_j - m_j$) è definita come :

$$z_j \propto \sum e_{jj'}, y_{j'} \quad (2.38)$$

dove z_j rappresenta la stima della VL standardizzata ($\xi_j - m_j$) nel modello interno; $\sum e_{jj'}$ è l'insieme dei pesi cosiddetti interni in quanto equivalgono a relazioni tra VL e sono uguali (in uno schema centroide) ai segni delle correlazioni tra y_j e le $y_{j'}$ connesse con y_j .

Le VL sono connesse se esiste un legame tra le due variabili: una freccia va da una variabile all'altra nel diagramma a frecce che descrive il modello causale. Questa scelta di pesi interni è detta schema centroide.

I pesi interni si possono ottenere anche seguendo schemi diversi da quello centroide, come quello fattoriale e quello strutturale implementati da Lohmöller:

- nello schema fattoriale i pesi interni $e_{jj'}$ sono uguali alle correlazioni tra la j -ma variabile latente \boldsymbol{y}_j e tutte le variabili $\boldsymbol{y}_{j'}$ connesse con \boldsymbol{y}_j ;
- nello schema strutturale le VL connesse a $\boldsymbol{\xi}_j$ sono divise in due gruppi: i predecessori di $\boldsymbol{\xi}_j$ che sono VL che spiegano $\boldsymbol{\xi}_j$ e le VL che seguono $\boldsymbol{\xi}_j$ cioè che sono spiegate da $\boldsymbol{\xi}_j$. Per un predecessore $\boldsymbol{\xi}_{j'}$ delle VL $\boldsymbol{\xi}_j$, il peso interno $e_{jj'}$ è uguale al coefficiente di regressione di $\boldsymbol{y}_{j'}$ nella regressione multipla di \boldsymbol{y}_j su tutte le $\boldsymbol{y}_{j'}$ connesse ai predecessori di $\boldsymbol{\xi}_j$. Se $\boldsymbol{\xi}_{j'}$ è un successore di $\boldsymbol{\xi}_j$ il peso interno $e_{jj'}$ è uguale alla correlazione tra $\boldsymbol{y}_{j'}$ e \boldsymbol{y}_j . Quindi il peso interno è uguale al coefficiente di regressione multipla di \boldsymbol{y}_j e le $\boldsymbol{y}_{j'}$ connesse con \boldsymbol{y}_j , se \boldsymbol{y}_j è la stima di una variabile latente endogena, oppure è uguale al coefficiente di correlazione per le variabili latenti esogene.

Parallelamente a quanto detto per gli indicatori VM nel metodo riflessivo e formativo, anche i pesi esterni w_{jh} si stimano a seconda del modello seguito, riflessivo o formativo, in due modi:

▪ Modo A: il peso w_{jh} è il coefficiente di regressione di \boldsymbol{z}_j nella regressione semplice della j -ma variabile manifesta del h -mo blocco (x_{jh}) sulla stima interna della j -ma variabile latente \boldsymbol{z}_j , e poiché \boldsymbol{z}_j è standardizzata (ha varianza unitaria) si può scrivere che:

$$w_{jh} = \text{cov}(x_{jh}, z_j) \quad (2.39)$$

quindi ciascun peso esterno w_{jh} è uguale alla covarianza tra ogni variabile manifesta e la corrispondente stima interna della variabile latente.

▪ Modo B: il vettore w_j dei pesi w_{jh} è il vettore dei coefficienti di regressione nella regressione multipla di \boldsymbol{z}_j sulle variabili manifeste centrate ($x_{jh} - \bar{x}_{jh}$) connesse alla j -ma VL $\boldsymbol{\xi}_j$.

$$w_j = (X_j' X_j)^{-1} X_j' z_j \quad (2.40)$$

dove X_j è la matrice con colonne definite dalle VM centrate ($x_{jh} - \bar{x}_{jh}$) connesse alla j -ma VL $\boldsymbol{\xi}_j$.

La scelta dei modi di stima dei pesi è strettamente connessa alla natura del modello.

Il modo A è più appropriato per un modello di misura riflessivo ed è suggerito per le variabili latenti endogene, mentre il modo B è più appropriato per un modello formativo ed è suggerito per le variabili latenti esogene.

E' da notare che spesso il modo B è affetto da multicollinearità, in questi casi la regressione PLS può essere usata come valida alternativa alla regressione multipla tradizionale OLS per ottenere i pesi esterni.

- **Modo C:** se il modello di misurazione utilizzato è quello MIMIC allora si rende possibile la coesistenza di entrambi i metodi delineati, in particolare il modo A è usato per la parte riflessiva del modello ed il modo B per la parte formativa Lohmöller ha aggiunto un nuovo modo per il calcolo dei pesi esterni il modo C. Nel modo C i pesi sono tutti uguali in valore assoluto e riflettono i segni delle correlazioni tra le VM e le loro VL:

$$w_{jh} = \text{segno}(\text{cor}(x_{jh}, z_j)) \quad (2.41)$$

questi pesi sono anche normalizzati in modo tale che la risultante VL ha varianza unitaria.

Il modo C si riferisce ad un modo formativo di connessione delle VM alle loro VL.

2.3.2. L' algoritmo PLS

Il PLS path modeling è stato sviluppato principalmente da Herman Wold (i due riferimenti principali sono del 1982 e del 1985) e da Lohmöller (1987, 1989) per gli aspetti computazionali, il software LVPLS, e per gli sviluppi teoretici, e da Chin (1998, 2001) e da Chin e Newsted (1999) per un nuovo software con un'interfaccia grafica (PLS-Graph¹¹) e progredite tecniche di validazione.

Il PLS-PM stima attraverso un sistema di equazioni interdipendenti basate sulla regressione semplice e multipla la rete di relazioni tra le variabili manifeste e le loro variabili latenti e tra le variabili latenti all'interno del modello.

¹¹ Il software PLS-Graph è basato sul programma PLSX di Lohmöller.

Nel PLS-PM una procedura iterativa consente di stimare i pesi esterni (w_{jh}) ed i valori delle variabili latenti (ξ_j); la procedura di stima è detta parziale perché risolve i blocchi di variabili uno alla volta, attraverso l'alternanza di regressioni lineari singole e multiple. I path coefficienti (β_{ij}) derivano poi da una tradizionale regressione tra i valori stimati delle variabili latenti. Le stime dei valori delle variabili latenti si ottengono attraverso l'alternanza di stime interne ed esterne iterate fino alla convergenza.

Fino ad oggi non è stata data nessuna dimostrazione formale della convergenza, essa è dimostrata solo per diagrammi path con uno o due blocchi (Lyttkens, 1975). Tuttavia la convergenza empirica è sempre assicurata. Inoltre il PLS Path Modeling:

- Non richiede assunzioni sulla normalità della popolazione o sulle scale di misura, ma non manca la standardizzazione delle differenti variabili (errori, variabili manifeste e latenti): il tutto per uno scopo semplificativo, poiché tale approssimazione comporta l'impiego di due soli parametri (media e varianza), e per consentire una comparazione tra variabili omogenee che, altrimenti, resterebbero valutate su dimensioni distinte. E ancora la standardizzazione, pur non essendo obbligatoria nel PLS-PM, serve per poter usufruire, poi, di alcuni test statistici che vaghino la bontà e la significatività delle soluzioni trovate;

- In caso di non-normalità delle variabili coinvolte, il PLS-PM ammette anche l'uso di test non-parametrici come "jackknife" e "bootstrap" per effettuare un'inferenza statistica sul ricampionamento;

La procedura PLS-PM inizia con l'assegnazione di valori arbitrari ai pesi cosiddetti esterni (w_{jh}), questi pesi sono poi normalizzati in modo da ottenere VL con varianza unitaria.

Si procede poi con la stima esterna (formula 1.33) ed interna delle VL standardizzate (formula 1.38), una volta ottenuta una prima stima delle variabili latenti¹², l'algoritmo PLS-PM segue aggiornando i pesi esterni (w_{jh}) (formula 1.40), a seconda del modo A o B selezionato.

¹² Nell'approccio PLS ai Modelli ad Equazioni Strutturali non c'è bisogno di distinguere fra variabili latenti endogene ed esogene, ma solo tra livello di stima interna ed esterna della variabile latente.

L'algoritmo è iterato fino alla convergenza¹³ (garantita solo per modelli con uno o due blocchi, ma in pratica è verificata sempre anche per i modelli con più di due blocchi di variabili).

Dopo l'ultimo step dell'algoritmo si ottengono i risultati finali per i pesi esterni \tilde{w}_{jh} , le VL standardizzate $y_j = \sum w_{jh} (x_{jh} - \bar{x}_{jh})$, la media stimata della VL $\hat{m}_j = \sum \tilde{w}_{jh} \bar{x}_{jh}$ e la stima finale $\hat{\xi}_j = \sum \tilde{w}_{jh} x_{jh} = y_j + \hat{m}_j$ di ξ_j .

Dopo aver ottenuto la stima dei punteggi delle variabili latenti tramite un algoritmo di tipo iterativo, si passa alla stima delle matrici dei coefficienti strutturali (o path) del modello, applicando il metodo dei minimi quadrati alla regressione lineare multipla. I path coefficienti che connettono la variabili latenti sono ottenuti per mezzo di regressioni OLS applicate separatamente ad ogni relazione del modello strutturale. Nel caso in cui si verificassero problemi di multicollinearità la regressione OLS è sostituita dalla regressione PLS per la stima dei coefficienti path.

Si utilizza quindi, in definitiva, prima la regressione parziale dei minimi quadrati per stimare i valori delle VL e delle VM, mentre in fase finale di stima dei parametri strutturali del modello sarà usato il sistema tradizionale della regressione ordinaria.

L'algoritmo originario di Wold è stato ulteriormente sviluppato da Lohmöller (1987, 1989). In particolare, sono state implementate nuove opzioni per il calcolo sia di stime interne che esterne insieme ad un trattamento specifico per dati mancanti e per la presenza di multicollinearità (Tenenhaus e Vinzi, 2005).

2.3.3. La validazione del modello

Il PLS Path-Modeling manca di una funzione globale da ottimizzare per determinare la bontà del modello.

Per la significatività delle stime PLS-PM ricorre a metodi basati sulla cross-validazione¹⁴.

¹³ Codesta procedura di stima è iterata fino alla convergenza dei risultati, cioè finché il modello esterno ed interno producono lo stesso risultato in termini di valori attribuiti alle variabili latenti stimate (endogene ed esogene).

Riferendosi al PLS-PM, normalmente ci si riferisce ad un approccio “predicted oriented” (Sellin, 1995); il sistema di regressioni indipendenti su cui è basato il modello PLS-PM permette infatti di arrivare a predizioni per ciascuna regressione del sistema.

Differenti indici di adattamento sono utili per valutare la rilevanza predittiva del modello nelle singole parti della struttura. Lo stesso modello può essere poi validato a livello della parte di misura, di quella strutturale e nel suo complesso. Esistono, infatti, tre indici di adattamento, per valutare il livello di qualità e di significatività delle parti di cui è composto il modello e del modello nel suo complesso.

Comunalità

L'indice di comunalità misura la qualità del modello di misura per ogni blocco di variabili. In particolare, quest'indice misura quanta parte della variabilità della variabile manifesta nel blocco è spiegata dalla propria variabile latente, quindi misura la bontà della descrizione delle variabili manifeste delle rispettive variabili latenti sottostanti.

Quest'indice è definito, per un blocco j , come:

$$\text{comunalità}_j = \frac{1}{p_j} \sum_{h=1}^{p_j} \text{cor}^2(x_{jh}, y_j) \quad (2.42)$$

La comunalità media è la media di tutte le correlazioni al quadrato tra ogni variabile manifesta e la corrispondente variabile latente nel modello:

$$\overline{\text{comunalità}} = \frac{1}{p} \sum_{j=1}^J p_j \text{comunalità}_j \quad (2.43)$$

ovvero

$$\overline{\text{comunalità}} = \frac{1}{p} \sum_{h=1}^{p_j} \sum_{j=1}^J \text{cor}^2(x_{jh}, y_j) \quad (2.44)$$

dove p è il numero totale delle VM in tutti i blocchi.

Ridondanza

La ridondanza¹⁵ misura la qualità del modello strutturale per ogni blocco di variabili endogene tenendo in considerazione il modello di misura.

¹⁴ In particolare, PLS-PM ricorre a procedure di ricampionamento di tipo blindfolding, jackknife e bootstrap.

¹⁵ Questo indice di ridondanza è calcolato per ogni blocco di variabili endogene in aggiunta all'indice di adattamento R^2 . L'indice R^2 misura la qualità di ogni equazione strutturale, o

In particolare, tale misura esprime il potere dei costrutti latenti esogeni nella predizione delle variabili dipendenti osservate (Chatelin ed al., 2002). In termini formali è esprimibile, per un blocco di variabili endogene j , come:

$$ridondanza_j = comunaltà_j * R^2(y_j, \{y_j, \text{che spiegano } y_j\}) \quad (2.45)$$

la ridondanza misura la porzione di variabilità delle variabili manifeste connesse alla j -ma variabile latente endogena spiegata dalle variabili latenti direttamente connesse al blocco.

Si può calcolare anche la ridondanza media per tutti i blocchi di variabili latenti endogene, misurando in tal modo la qualità globale del modello strutturale, come segue:

$$\overline{ridondanza}_j = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J ridondanza_j \quad (2.46)$$

dove J è il numero totale delle variabili latenti endogene nel modello.

Validità globale (GoF – GOODNESS OF FIT):

Nel PLS Path Modeling non c'è, a differenza del SEM-ML (si pensi al χ^2 e alle relative misure nel SEM-ML), un indice di adattamento globale del modello, solo di recente è stato proposto da Amato e al. (2004) un criterio di adattamento globale: l'indice GoF. Quest'indice rappresenta una soluzione operativa a questo problema perché può essere inteso come un indice che fornisce una misura globale di bontà di adattamento di un modello, tenendo conto sia della parte esterna che di quella interna. Tale indice, poiché costruito sulla base delle correlazioni indicatori-componente e componente-componente, consente il confronto delle performance di uno stesso modello stimato con PLS-PM e con LISREL.

L'indice è sostanzialmente la media geometrica della comunaltà media e dell' R^2 medio. In termini formali è definito come segue:

$$GoF = \sqrt{comunaltà * \overline{R}^2} \quad (2.47)$$

dove l' R^2 medio è ottenuto come:

$$\overline{R}^2 = \frac{1}{J} R^2(y_j, \{y_j, \text{che spiegano } y_j\}) \quad (2.48)$$

meglio l'adattamento di ogni regressione nel modello strutturale, ma non basta per valutare l'intero modello strutturale e non tiene conto del modello di misurazione, per questo in aggiunta all'indice R^2 viene calcolato per ogni blocco di variabili endogene un nuovo indice: l'indice di ridondanza.

da cui attraverso semplici sostituzioni l'indice GoF può essere scritto come:

$$GoF = \sqrt{\frac{\sum_{h=1}^{p_j} \sum_{j=1}^J cor^2(x_{jh}, y_j)}{P} * \frac{\sum_{j=1}^J R^2(y_j, \{y_j, \text{che spiegano } y_j\})}{J}} \quad (2.49)$$

Una versione normalizzata del GoF è stata presentata da Tenenhaus ed Amato (2004) e si ottiene riportando sia la comunalità che l'R² al corrispondente valore massimo:

$$GoF = \sqrt{\frac{\frac{1}{P} \sum_{h=1}^{p_j} \sum_{j=1}^J cor^2(x_{jh}, y_j)}{\lambda_h} * \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \frac{R^2(y_j, \{y_j, \text{che spiegano } y_j\})}{\rho_j^2}} \quad (2.50)$$

Quest'indice varia tra 0 ed 1 e tanto più è alto il suo valore tanto migliore è la performance del modello. Secondo una regola empirica un valore dell'indice GoF uguale o maggiore di 0,9 indica chiaramente un buon modello.

Dal momento che la soluzione PLS Path Modeling è una soluzione soft modeling che non richiede ipotesi forti sulla distribuzione, è possibile stimare la significatività dei parametri usando metodi basati sulla cross-validazione come il jack-knife¹⁶ ed il bootstrap¹⁷ (Efron e Tibshirani, 1993). Inoltre, è possibile costruire attraverso una procedura blindfolding una

¹⁶ **Jackknife:** è il metodo che rimuove, dal campione di partenza, un'unità alla volta ad ogni turno di ricampionamento; di conseguenza, si esclude un'unità originaria e si effettua nuovamente un campionamento per attestare se comunque le relazioni tra le variabili considerate restano valide rispetto all'intero campione iniziale (di misura uguale a N). Per cui il jack-knife procede sostituendo ad ogni ricampionamento un'unità (o una riga) alla volta e individuando solo quelle variabili con coefficienti che sono significativamente diversi da zero; fermo restando però la numerosità di ogni sotto-campione che resta costantemente pari a $N-1$. D'altro lato però comporta una minor robustezza del t-test dovuta a una misura del campione più ridotta.

¹⁷ **Bootstrap:** questa tecnica di ricampionamento prevede invece la sostituzione completa del campione originario, avviene un autentico ricambio ad ogni procedura di ricampionamento tra vecchi e nuovi campioni che però mantengono sempre uguale numero di unità del campione di partenza. Tra l'altro se si ottengono t-value non significativi vuol dire che i valori del ricampionamento sono lontani dal campione iniziale.

versione cross-validata di tutti gli indici di qualità del modello, come l'indice di comunaltà, di ridondanza e l'indice GoF.

Nelle ricerche in cui viene assunto il PLS-PM come tecnica di stima dei parametri e delle relazioni all'interno dei "Modelli ad Equazioni Strutturali", tale metodo deve essere in grado di fornire dei risultati adatti e interpretabili per applicazioni soprattutto predittive, e di garantire la formulazione di teorie supportate adeguatamente dai dati. Per adempiere a queste aspettative, specialmente nelle ricerche e nelle osservazioni sui consumatori, il PLS-PM deve produrre alcune statistiche soddisfacenti.

Perciò l'approccio PLS-PM è ottimale se produce:

- alti **R^2** : per spiegare la proporzione di varianza di un costrutto-non osservabile direttamente- dal suo dipendere linearmente da un altro, invece, indipendente. Si calcola su ogni costrutto latente endogeno.
- ***T-test value*** significativi: per selezionare i parametri e i coefficienti utili a identificare dove siano le relazioni più forti tra i costrutti e tra questi e i rispettivi indicatori. Il t-test interviene all'interno del metodo PLS-PM per individuare le variabili latenti, sia endogene che esogene, meno significative statisticamente, quindi che presentano il valore di t-test più basso, poiché, non servendo a spiegare le variabili sottostanti, possono essere rimosse per considerare solo le VL più significative.
- ***Validità monofattoriale***: è auspicabile che ciascuna variabile manifesta sia legata in maniera significativamente più forte alla variabile latente che intende misurare. In termini formali:

$$H_0: \text{cor}(z_{ih}, \xi_i^*) \gg \text{cor}(z_{ih}, \xi_j^*)$$
- ***Validità Convergente o AVE*** (Average Variance Extracted): per misurare la percentuale di varianza spiegata da ciascun fattore osservato, con rispetto anche alla varianza totale nella misurazione del modello. Si applica all'interno di ciascun costrutto latente ed è pari al quadrato dei coefficienti di correlazione -tra ogni indicatore e la variabile latente- in rapporto agli stessi sommati alle varianze degli errori. Si possono accettare modelli con $AVE > 0,5$.
- ***Validità Discriminante***: la validità discriminante si riferisce alla capacità delle variabili latenti di misurare concetti diversi seppur correlate tra di loro (Lauro e Vinzi, 2002). Viene dunque sottoposta a test la correlazione tra due variabili latenti:

$$H_0: \text{cor}(\xi_i^*, \xi_j^*) = 1$$

La correlazione deve essere inferiore ad 1.

H_0 si rifiuta di norma se AVE_i e $AVE_j > \text{cor}^2(\xi_i^*, \xi_j^*)$ che indica che c'è una maggiore condivisione di varianza tra la variabile latente ed il blocco corrispondente che con un'altra variabile latente.

- **Potere statistico di predizione:** ottenibile attraverso l'indice f^2 (un rapporto di confronto tra R^2 originale e un R^2 rivisitato alla luce di nuove variabili), che segnala se un cambiamento in R^2 è considerevole all'interno del PLS; perciò serve qualora si presenti l'opportunità di inserire una variabile latente addizionale, o di eliminare una VL esplicativa. Questa variazione, in aumento o in diminuzione delle variabili, viene respinta se non produce un f^2 significativo poiché non aggiungerebbe nessuna informazione in più rispetto allo schema iniziale di relazioni.

Le tre proprietà più rilevanti dell'approccio PLS-PM sono le seguenti:

- indipendenza da assunzioni sulle distribuzioni e sulle scale di misura delle variabili;
- possibilità di stimare i punteggi delle variabili latenti tenendo conto della struttura delle stesse e del sistema di misura ipotizzati;
- assenza di problemi di identificabilità dei parametri e di soluzioni inammissibili.

2.4. Costruzione di un indice di Customer Satisfaction: il modello ECSI

Il PLS Path Modeling è applicato ampiamente nell'ambito della customer satisfaction, esso può dimostrarsi un aiuto prezioso nelle decisioni aziendali e, in più, particolarmente critico quando si tratta di analizzare il livello di customer satisfaction del prodotto o servizio offerto dall'impresa. Quest'attitudine dell'impresa è divenuta sempre più prioritaria in seguito all'aumento della capacità di spesa dei consumatori e dell'accresciuta concorrenza su scala mondiale. Così già negli anni '70, dal Giappone, si è diffusa una strategia di differenziazione dei prodotti e servizi forniti alla clientela con lo scopo di soddisfare meglio e più tempestivamente le esigenze specifiche dei propri consumatori o utenti, in modo da conseguire due vittorie allo stesso tempo:

- fidelizzare i propri clienti, considerata l'evoluzione della customer satisfaction verso la customer loyalty;
- abbattere la concorrenza puntando sul fattore qualità e su una strategia market-oriented.

Il risultato che ne deriva è un indicatore di valutazione chiamato Customer Satisfaction Index (CSI), che fonde insieme il comportamento dei consumatori, il loro grado di soddisfazione e il livello di qualità del prodotto o servizio offerto. Esso presenta delle varianti a seconda dei paesi in cui è stato utilizzato e, in molti casi, rielaborato anche con nuove tecniche di stima. Per cui ad esempio esiste:

- SCSB (Swedish Customer Satisfaction Barometer): nato in Svezia nel 1989, fu il primo indice di soddisfazione basato sulle valutazioni dei clienti;
- NCSB (Norwegian Customer Satisfaction Index): usato in Norvegia;
- ACSI (American Customer Satisfaction Index): adottato negli U.S.A nel 1994;
- MCSI (Malaysian Customer Satisfaction Index): adottato in Malesia;
- ECSI (European Customer Satisfaction Index): adottato in Europa.

Per la stima di suddetti indici economici che misurano la soddisfazione dei consumatori, sono stati costruiti modelli specifici, ma la logica di fondo comune in tutti questi modelli è il legame che sussiste ormai tra un acquisto e la soddisfazione da parte dei consumatori che, sempre più esigenti e consci del loro potere sulle imprese, fanno sì che ogni acquisto rifletta la loro soddisfazione in merito a consumi precedenti. Quindi la sfida che oggi si propone alle imprese è di suscitare un senso di qualità del prodotto o servizio prima del suo acquisto, e confermare tale qualità dopo il suo consumo. Occorre perciò per le imprese individuare quali indicatori - direttamente misurabili - incidono maggiormente sulle variabili latenti qualitative, che sono poi i fattori che spiegano la soddisfazione e possono spingere a ripetere gli acquisti o orientarli in futuro verso altre imprese. Statisticamente significherà studiare le relazioni di causa-effetto che intercorrono tra le variabili qualitative determinanti sulla customer satisfaction e loyalty, e per ciascuna di esse le relazioni con possibili fattori esplicativi.

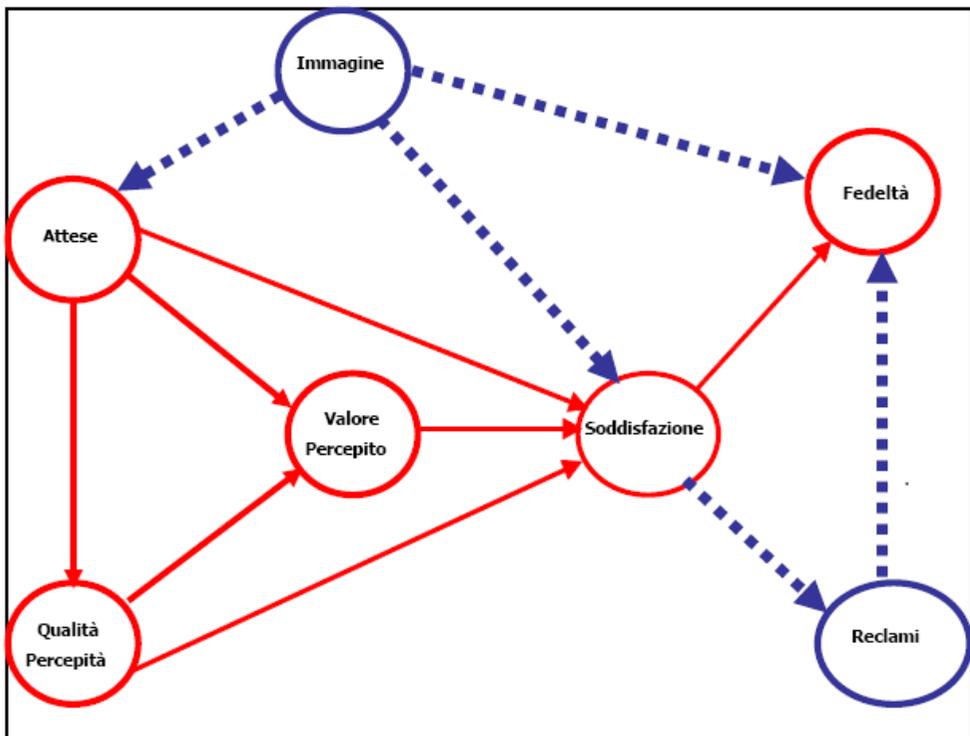


Figura 2.4 - Modello delle relazioni causali che descrivono fattori trainanti e conseguenze della Customer Satisfaction.

Il modello ECSI (European Customer Satisfaction Index) descritto nella figura 2.4 è un adattamento dello Swedish Customer Satisfaction Barometer (Fornell, 1992) ed è confrontabile con l' American Customer Satisfaction Index. Questo modello è importante per la stima, della principale variabile obiettivo, ovvero per la stima dell'indice di soddisfazione dei consumatori (CSI). L'indice europeo per la soddisfazione dei consumatori (ECSI "European Customer Satisfaction Index") è un indicatore economico per la misurazione della soddisfazione dei consumatori. Un modello statistico specifico, basato su ben note teorie sul comportamento del consumatore, è stato derivato per ECSI.

In questo modello, la soddisfazione dei clienti è intesa come un costrutto (o concetto) di natura multidimensionale non direttamente osservabile/misurabile legato da relazioni di causalità con altri costrutti (immagine, attese, qualità percepita, valore percepito, fedeltà e reclami) anch'essi non direttamente osservabili. Lo studio di relazioni complesse tra numerosi costrutti o variabili latenti e la misurazione di queste ultime si effettua per mezzo di un modello di causalità per il quale è necessario:

- 1) specificare le relazioni tra le variabili latenti (modello strutturale rappresentato in Figura 2.4 che rappresentano i diversi concetti a cui si è interessati);
- 2) definire l'insieme di variabili manifeste (domande del questionario) direttamente osservate che sono considerate come indicatori di una o più variabili latenti;
- 3) definire le relazioni che legano i concetti alle rispettive domande inserite nel questionario (modello di misurazione).

Nella parte strutturale del modello ECSI, descritto in Figura 2.4, la parte in rosso costituisce il modello ridotto rispetto a quello completo che comprende anche la parte in blu, cosiddetta opzionale. Un insieme di variabili manifeste è associato a ciascuna variabile latente. L'intero modello è importante per la determinazione delle due variabili latenti obiettivo (target): l'indice di soddisfazione dei consumatori (customer satisfaction) e l'indice di fedeltà.

2.4.1. Identificazione delle leve per il miglioramento

E' importante sottolineare che oltre a verificare quali Variabili Latenti hanno un maggiore impatto sull'Indice di Soddisfazione o sulla Fedeltà e quali indicatori pesano di più nella costruzione di tali concetti, occorre tener conto anche dei punteggi medi calcolati per le variabili latenti e dei punteggi medi osservati per gli item. Solo la lettura congiunta di queste due informazioni (impatti/pesi e punteggi medi) permette infatti di identificare le cosiddette leve per il miglioramento in quanto suggerisce su quali aree critiche intervenire, con quale urgenza e per mezzo di quali azioni. La matrice sottostante rappresenta la sintesi di tali informazioni nonché uno strumento semplice e valido a supporto della diagnosi e dell'individuazione delle azioni correttive e di miglioramento.

		Punteggio medio	
		Basso	Alto
Impatto Totale (Peso)	Alto	Area (Item) di Intervento o miglioramento prioritario	Area (Item) da incrementare o assolutamente mantenere
	Basso	Area (Item) di intervento o miglioramento secondario	Area (Item) da mantenere

Tabella 2.1 – Matrice delle priorità di intervento/miglioramento

La suddetta matrice si costruisce attraverso un grafico a dispersione che consente di posizionare ciascuna variabile latente (area) in base al punteggio medio ottenuto (coordinata sull'asse x) e all'impatto stimato su una variabile latente obiettivo come la Soddisfazione o la Fedeltà (coordinata sull'asse y). Essa consente di identificare su quali leve esterne o fattori trainanti agire per migliorare una variabile obiettivo (ad esempio per migliorare la Soddisfazione si va ad agire sul Valore Percepito o sulla Qualità Percepita).

La matrice è suddivisa in quattro quadranti delimitati da una linea verticale che rappresenta la soglia che distingue i punteggi medi accettabili da quelli non accettabili e da una linea orizzontale che rappresenta la soglia che divide gli impatti bassi, dagli impatti alti.

La soglia che distingue un punteggio medio “basso” da un punteggio medio “alto” può essere la sufficienza e cioè il valore 6 per una scala 1-10 cioè la soglia minima accettabile oppure un valore più alto fissato ad esempio in funzione dei punteggi medi ottenuti che rappresenta una soglia obiettivo.

La soglia che invece distingue un impatto “basso” da un impatto “alto” è l’impatto medio atteso per ciascun fattore trainante, posto uguale a 1 l’impatto di tutti i fattori trainanti globalmente presi (per esempio, se ci sono 4 fattori, l’impatto atteso per ciascuno è $\frac{1}{4} = 0,25$ per cui tutti gli impatti inferiori a 0,25 sono definiti bassi mentre tutti gli impatti superiori a 0,25 sono definiti alti).

Il quadrante in alto a sinistra nel quale sono posizionate le variabili che sono meno apprezzate dai clienti ed hanno un più alto impatto sulla Soddisfazione (o sulla Fedeltà) rappresentano un’area di intervento o miglioramento prioritario.

Il quadrante in basso a sinistra nel quale sono posizionate le variabili che sono meno apprezzate dai clienti ma hanno un impatto inferiore sulla Soddisfazione (o sulla Fedeltà) rappresenta un area di intervento o miglioramento secondario.

Il quadrante in alto a destra nel quale sono posizionate le variabili che sono più apprezzate dai clienti e che hanno un impatto maggiore sulla Soddisfazione (o sulla Fedeltà) rappresenta un’area da incrementare o comunque assolutamente da mantenere. Sarà da incrementare quanto più basso è il punteggio medio ottenuto e quindi quanto più vicino alla soglia minima. In generale si collocano in questo quadrante quelli che sono i bisogni espliciti dei clienti.

Il quadrante in basso a destra nel quale sono posizionate le variabili che sono più apprezzate dai clienti e che hanno un impatto meno alto sulla Soddisfazione (o sulla Fedeltà) rappresenta un’area da mantenere. In generale si collocano in questo quadrante quelle variabili che rappresentano i bisogni impliciti del cliente; un buon livello di una di queste variabili non influenzerà più di tanto la soddisfazione del cliente mentre per contro

un'assenza di qualità determinerà un effetto molto negativo sulla Soddisfazione e da qui l'esigenza di mantenere i livelli raggiunti.

Allo stesso modo si può posizionare ciascuna variabile manifesta (o indicatore) che riflette e rende misurabile la variabile latente (area) in base al punteggio medio ottenuto (coordinata sull'asse delle x) e all'impatto stimato (coordinata sull'asse delle y) sulla variabile latente. Questa seconda matrice consente di evidenziare le leve interne su cui agire per il miglioramento di un'Area e fornisce delle informazioni più operative su dove indirizzare l'azione correttiva o di miglioramento.

Tra i diversi metodi di stima presenti in letteratura, il metodo PLS-PM permette non solo di sintetizzare variabili non direttamente osservabili ma fornisce anche i pesi con risultati migliori in termini di predizione; questo metodo è quindi tipicamente utilizzato, più di altri, proprio per la sua natura predittiva, anche nell'ambito della misurazione della customer satisfaction quale strumento di supporto alle decisioni aziendali per prevedere aspettative e bisogni dei clienti. Tuttavia pur essendo il modello ECSI ed il metodo di stima PLS-PM, ormai di uso consolidato nell'ambito della misurazione della customer satisfaction, è ancora in corso lo studio su come tener conto delle variabili esterne al modello, le variabili moderatrici, che influenzano però le relazioni all'interno dello stesso ed un caso specifico, in particolare, sarà poi presentato nell'ambito del settore del trasporto pubblico.

CAPITOLO 3

3. Le variabili moderatrici nel PLS Path Modeling

3.1. Tipi di relazioni causali

Prima di analizzare le relazioni di causalità tra le variabili è importante fare una distinzione tra covariazione e causazione. Si ha una covariazione (o covarianza, o correlazione, od associazione) quando due variabili presentano variazioni concomitanti: al variare dell'una varia anche l'altra.

Si ha invece causazione quando è implicata la nozione di produzione. Se X è una causa di Y, una trasformazione in X produce una trasformazione in Y, e non semplicemente che una trasformazione in X sia seguita da, o associata a, una trasformazione in Y (Blalock, 1961).

Due sono quindi gli elementi in più presenti nel concetto di causazione rispetto a quello di covariazione. Da una parte la discrezionalità (o asimmetria) dell'azione: nella causazione esiste una causa ed un effetto, il variare di una variabile precede il variare dell'altra, mentre nella covariazione esiste solo la concomitanza della variazione. Dall'altra quello di

legame diretto tra le due variabili, nel senso che il variare di una variabile è dovuto (e non meramente associato) al variare dell'altra. Questo secondo elemento è particolarmente importante: infatti può esistere covariazione senza che esista causazione.

Si noti che, mentre la covariazione è empiricamente osservabile, la causazione appartiene invece al dominio della teoria. Teoria e dati appartengono a mondi separati ma non per questo privi di connessioni. Se la formulazione teorica, cioè in questo caso la definizione dei legami causali, si colloca prima del momento empirico, essa tuttavia non deve confliggere con i dati osservati (le covariazioni). D'altra parte, il fatto che due variabili possano covariare senza essere causalmente legate, e viceversa che possano essere causalmente legate senza mostrare covariazione, rende il problema del nesso fra teoria e dati, fra causazione e covariazione, di non immediata o intuitiva soluzione.

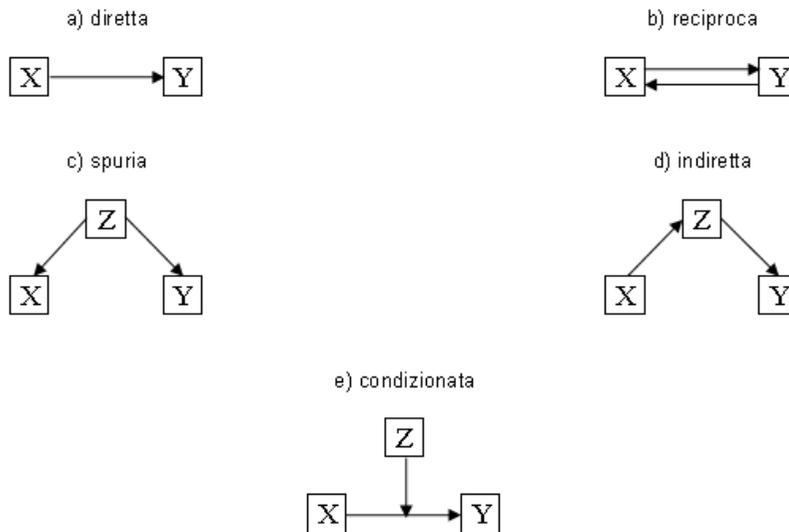


Figura 3.1 – Rappresentazione grafica dei cinque possibili tipi di relazione causale fra due variabili X ed Y.

3.1.1. Relazione diretta

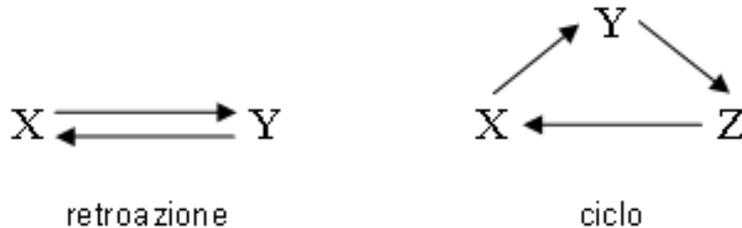
Si tratta del tipo di relazione causale di primo ed immediato interesse da parte del ricercatore. Una teoria scientifica nella maggioranza dei casi non è altro che un insieme di proposizioni causali, e la sua rappresentazione formalizza il modello, non è altro che una rete di relazioni causali in prevalenza dirette.

Due variabili sono legate da una relazione causale diretta quando un mutamento nella variabile causa produce un mutamento nella variabile effetto. Gli elementi essenziali di questo tipo di relazioni sono: 1) l'asimmetria o discrezionalità del rapporto, senza la quale si avrebbe una relazione reciproca; 2) l'inerenza del concetto di produzione, senza il quale si avrebbe solo covariazione, e cioè una relazione spuria; 3) l'immediatezza del nesso, senza la quale la relazione causale sarebbe mediata da un'altra variabile, sarebbe cioè una relazione indiretta.

3.1.2. Relazione reciproca

Quando viene meno la distinzione fra variabile causa e variabile effetto, quando le variabili si influenzano reciprocamente, quando in altre parole viene meno l'asimmetria del rapporto, ci troviamo nella situazione che viene variamente definita di causazione reciproca, retroazione, feedback, simultaneità, mutua relazione. La realtà sociale è ricca di esempi di relazione reciproche, si pensi al nesso fra domanda e prezzo: un'elevata domanda fa alzare il prezzo, il quale, a sua volta, retroagisce sulla domanda facendola abbassare, il che provoca una variazione del prezzo, e così via. Oppure alla relazione fra identificazione in un'associazione e partecipazione: la minor identificazione porta ad una minor partecipazione, che indebolisce ulteriormente l'identificazione, e così via.

Accanto alla situazione di retroazione vi è quella di ciclo, dove una variabile X agisce su una variabile Y che agisce su una variabile Z che a sua volta agisce di nuovo su X:



Talvolta le relazioni reciproche possono essere reinterpretate nella forma di una catena di relazioni dirette che avvengono in tempi successivi. Per esempio, il caso di retroazione fra X ed Y, può essere riscritto nei termini di una catena causale, dove la variabile X al tempo t_0 provoca una variazione sulla variabile Y, che al tempo t_1 retroagisce su X, che al successivo tempo t_2 agisce su Y, e così via. Simbolicamente:

$$X_{t_0} \rightarrow Y_{t_1} \rightarrow X_{t_2} \rightarrow Y_{t_3} \rightarrow X_{t_4} \rightarrow \dots$$

Le relazioni reciproche, nella forma di mutua causazione simultanea, sono in genere viste con disappunto dal ricercatore sociale, in quanto pongono numerosi problemi per la stima del modello, nonché problemi di carattere concettuale.

3.1.3. Relazione spuria

Il caso della relazione spuria è il caso classico di presenza di covariazione pur in assenza di causazione. I manuali di metodologia riportano spesso esempi paradossali della covariazione trovata fra il numero di pompieri utilizzati per spegnere un incendio ed i danni provocati dall'incendio stesso (più sono i pompieri e più l'incendio è dannoso), oppure quella fra i nidi di cicogna e i bambini (più numerosi sono i nidi e più frequenti sono le nascite). In esempi del genere la covariazione fra le due variabili considerate X ed Y è provocata da una terza variabile Z che agisce causalmente sia su X che su Y. In questi casi la variabile Z, detta variabile di

controllo, è realmente connessa causalmente con la X e la Y, mentre queste due variabili covariano a causa della loro relazione con la Z, ma non hanno legame causale fra loro, la loro relazione è spuria, cioè apparente, ingannevole, errata.

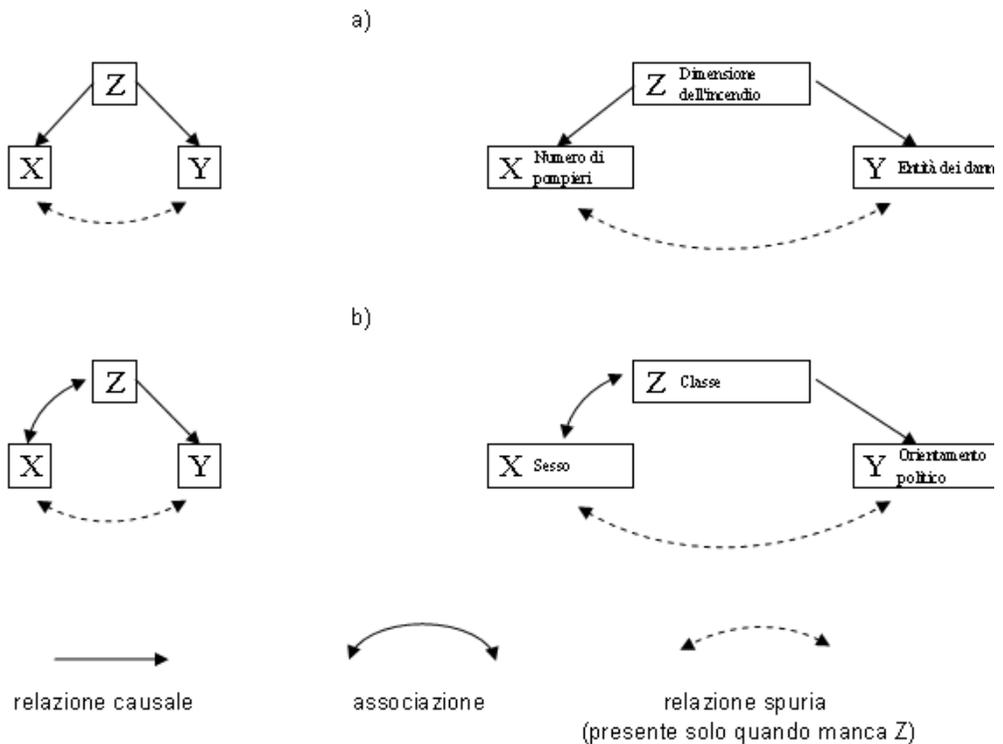


Figura 3.2 – Rappresentazione grafica di relazioni spurie tra le variabili X ed Y.

Il fatto che la loro covariatione sia dovuta in senso letterale, a Z, è chiaramente dimostrato dal fatto che se la variazione di Z sparisce, sparisce anche la loro relazione. Se Z da variabile diventa costante, cioè se non varia più, anche la covariatione fra X ed Y cessa.

Si può dire quindi che la covariatione spuria fra X ed Y emerge solo se il ricercatore non colloca esplicitamente nel suo modello teorico la variabile Z. Se egli è consapevole della sua influenza e tiene conto della sua esistenza, per esempio tenendola sotto controllo, e cioè esaminando la relazione fra X ed Y senza il suo disturbo, oppure includendola in un modello di equazioni

strutturali, l'effetto spurio sparisce: nel primo caso per il motivo che, venendo a mancare l'effetto di Z su X e su Y, viene meno anche quello spurio fra X ed Y; nel secondo caso in quanto l'effetto spurio fra X ed Y è sostituito da quelli reali fra Z ed X e fra Z ed Y.

Un caso particolare di relazione spuria è quello in cui le variabili X ed Y sono indicatori di uno stesso concetto o espressioni interdipendenti di uno stesso fenomeno, ad esempio: pessimismo sulla natura umana ed etnocentrismo possono essere indicatori di una personalità autoritaria, così come il possedere una mercedes, l'andare ai concerti di musica classica possono essere espressioni di un certo stile di vita; senza che la covariazione esistente tra gli indicatori significhi l'esistenza di una relazione causale fra essi. Frequentemente in questi casi la variabile causa è latente, cioè non osservata: come nel caso dei modelli di misurazione o dell'analisi fattoriale, ma il meccanismo causale che sta alle spalle e che provoca la covariazione fra le variabili osservate è sempre lo stesso.

Negli esempi finora presentati le variabili X ed Y sono entrambe causalmente dipendenti da Z. Ma si può avere una situazione di relazione spuria anche nel caso in cui il legame fra la Z e quella che è la indipendente fra le altre due variabili sia di semplice covariazione e non di causalità. Un esempio in merito è dato dalla ricerca sull'atteggiamento politico di un gruppo di candidati al concorso magistrale, nell'ambito della quale venne riscontrato un orientamento politico più conservatore nelle ragazze rispetto ai ragazzi. Questo risultato stupì nella misura in cui studi precedenti condotti su problematiche analoghe avevano mostrato una sostanziale omogeneità politica fra i sessi nelle giovani generazioni.

Di fatto però, l'introduzione della variabile di controllo classe sociale di appartenenza faceva sparire la relazione: fra i figli di operai non c'erano differenze fra maschi e femmine, come non c'erano fra i ragazzi del ceto medio, mentre i ragazzi del ceto medio erano più conservatori di quelli di famiglia operaia. Il fatto era che nel campione esaminato le ragazze erano per la maggioranza provenienti dal ceto medio ed i ragazzi dalla classe operaia, e questo provocava l'illusione ottica di una relazione causale fra sesso e orientamento politico. Il meccanismo è rappresentato graficamente in figura 3.2 b). La variabile Z è la variabile classe, che è connessa con la variabile X (sesso) e con la variabile Y (orientamento politico); la relazione fra la X e la Y è spuria. Il legame fra la classe ed il sesso in questo caso non è causale ma si tratta di una pura associazione fra le due variabili, sufficiente

tuttavia per provocare la relazione spuria tra la X e la Y. La particolare forma di relazione spuria che ne risulta tra X ed Y viene talvolta chiamata relazione congiunta.

Quindi tutte le volte che si trova una covariazione fra due variabili X ed Y, bisogna accettarsi che non si tratti di una relazione spuria, e cioè: che non ci sia una causa comune alle spalle delle due variabili covarianti, oppure che la causazione sulla Y non provenga, invece che dalla X, da un'altra variabile per un qualsiasi motivo a questa correlata.

Oltre al caso in cui si ha una covariazione fra due variabili X ed Y, senza che fra esse ci sia una relazione causale diretta, ma, una volta inserita correttamente nel modello la variabile Z, la relazione fra X ed Y sparisce e le cose appaiono nella vera luce, c'è anche il caso in cui si verifica l'effetto opposto, cioè una relazione causale effettiva tra X ed Y non è visibile quando il modello contiene solo queste due variabili, ed emerge solo quando nel modello si introduce correttamente la variabile Z. Rosenberg (1968) riporta in merito l'esempio di una ricerca condotta sugli iscritti ad un sindacato progressista, dove veniva studiata la relazione fra gli anni di permanenza nel sindacato (X) e l'atteggiamento di intolleranza verso le minoranze (Y), nell'ipotesi che una maggiore permanenza fosse correlata con una minore intolleranza. Di fatto nei dati, la covariazione fra le due variabili era quasi nulla, risultando una sostanziale identità di atteggiamento fra i vecchi e i nuovi iscritti. Tuttavia, con l'introduzione della variabile età (Z), la relazione fra X ed Y emergeva, nella direzione attesa. Questo risultato è spiegabile dal fatto che la variabile Z (età) è correlata positivamente sia con la permanenza nel sindacato, sia con l'intolleranza. Da cui una relazione spuria, positiva, fra permanenza nel sindacato (X) ed intolleranza (Y). Ma nella realtà c'è anche una relazione diretta negativa fra la X e la Y, per cui quando la Z non è inserita esplicitamente nel modello, fra X ed Y ci sono un effetto spurio positivo ed un effetto diretto negativo che si annullano a vicenda, e fra X ed Y non appare nessuna covariazione. Ma quando si introduce la variabile Z, l'effetto spurio sparisce, e l'effetto diretto fra X ed Y emerge ad evidenza (Figura 3.3).

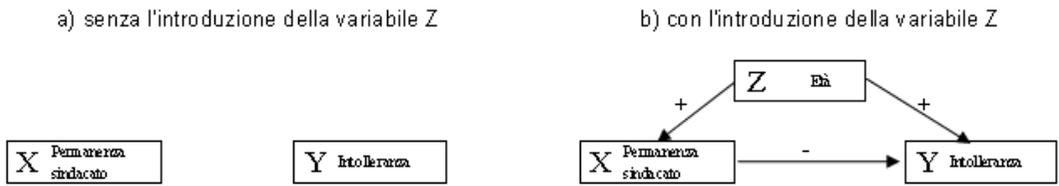


Figura 3.3 – Caso di relazione fra X ed Y mascherata da una relazione spuria di segno opposto

In questo caso la relazione vera era controbilanciata, e quindi annullata, da una spuria di eguale forza e di segno contrario; ma si può avere anche il caso di relazioni spurie più forti di quella vera, per cui nell'analisi limitata alle due sole variabili X ed Y, appare una relazione di segno opposto a quella reale. Da cui la pericolosità di ogni forma di relazione spuria e l'importanza che il ricercatore le eviti, il che vuol dire che bisogna inserire tutte le variabili rilevanti nel modello.

3.1.4. Relazione indiretta

Si ha una relazione causale indiretta fra due variabili X ed Y quando il loro legame causale è mediato da una terza variabile Z. Anche in questo caso, come in quello della relazione spuria, la covarianza trovata tra X ed Y è in realtà dovuta ad una terza variabile Z, solo che si tratta di una situazione assai meno ingannevole della precedente, in quanto Z funge da ponte tra X ed Y, che attraverso di essa risultano causalmente connesse; mentre nel caso precedente la relazione fra X ed Y era puramente illusoria, inesistente. Philips (1966) riporta il caso di una ricerca dove è stata trovata una covarianza fra razza (X) ed risultato del test quoziente di intelligenza (Y). Relazione che tuttavia sparisce se si introduce una terza variabile (Z) istruzione, rianalizzando la relazione fra le due variabili per differenti gruppi di pari istruzione. Il fatto è che i neri sono nella media meno istruiti dei bianchi, per cui a livello globale presentano un quoziente di intelligenza inferiore ai bianchi. Quindi X ed Y covariano, ma non sono legati causalmente in maniera diretta.

Il meccanismo causale è invece il seguente: X (razza) agisce su Z (istruzione), la quale Z agisce su Y. La terza variabile Z interviene quindi nel rapporto tra X ed Y; per questo viene chiamata variabile moderatrice. In questo caso non si può dire che non esista una relazione causale fra X ed Y: il nesso esiste nella forma di una catena causale fra variabili. Si noti che invece, nel caso della relazione spuria, il nesso causale fra X ed Y non c'era comunque, neppure in via indiretta. Quindi nel caso della relazione indiretta, l'introduzione della variabile Z fa sparire il nesso causale diretto tra X ed Y; mentre nella relazione spuria l'introduzione della variabile Z aveva fatto sparire ogni tipo di nesso causale fra X e Y.

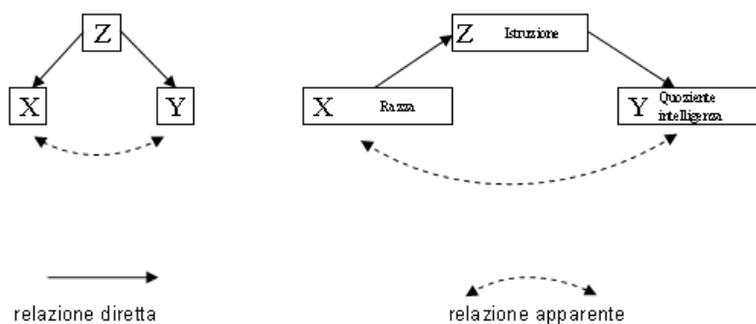


Figura 3.4 – Rappresentazione grafica relazione individuale fra le variabili X ed Y

Oltre al caso più comune in cui l'introduzione della variabile interveniente Z svela le cose come effettivamente sono e fa sparire il nesso diretto tra X ed Y, esiste anche la situazione, meno frequente in cui l'introduzione della terza variabile Z rende palese un nesso causale diretto fra X ed Y prima mascherato. Rosenberg (1968) cita uno studio su classe sociale (X) ed autoritarismo (Y), dal quale risulta una assenza di relazione (cioè di covarianza) fra le due variabili, quando solo queste due sono considerate. In realtà introducendo la variabile istruzione (Z) una relazione fra X ed Y emerge: a parità di istruzione il ceto medio risulta più autoritario della classe operaia. Il meccanismo di tale processo è illustrato nella figura seguente:

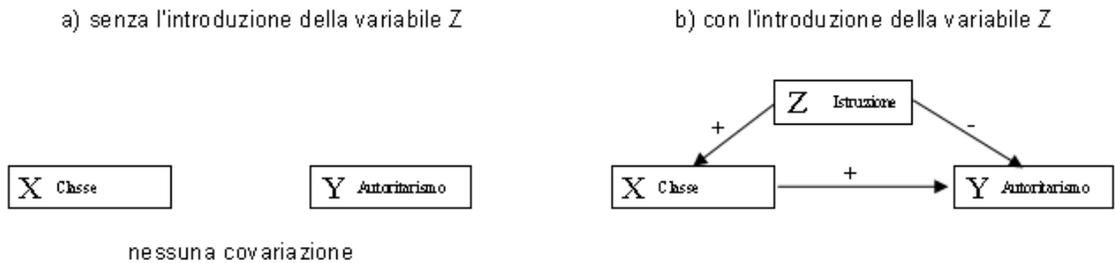


Figura 3.5 – Caso di relazione fra X ed Y mascherata dalla presenza della variabile interviniente Z.

Nella realtà, cioè nel modello a tre variabili che include la Z, la classe è collegata positivamente con l'istruzione e l'istruzione è legata negativamente con l'autoritarismo. Per cui c'è una relazione indiretta tra classe ed autoritarismo che fa sì che l'alta classe abbia basso autoritarismo, cioè legame di segno negativo, per via dell'istruzione. Nei fatti tuttavia c'è anche un legame diretto tra classe ed autoritarismo che va però nella direzione opposta, cioè ha segno positivo. I due legami fra classe ed autoritarismo l'uno indiretto negativo e l'altro diretto positivo si elidono quando è assente dal modello la variabile interviniente Z e classe ed autoritarismo appaiono non covarianti. Quando si introduce Z, tutti i legami appaiono: il legame negativo indiretto fra X ed Y, che prima elideva quello positivo diretto, sparisce dalla relazione fra X ed Y, ed il legame reale positivo, non più eliso, diventa visibile.

3.1.5. Relazione condizionata (interazione)

Il caso della relazione condizionata è quello in cui la relazione fra due variabili cambia a seconda del valore assunto da una terza variabile. Lazarsfeld (1967) riporta il caso di una ricerca sull'ascolto della radio dalla quale risulta l'assenza di relazione fra età ed ascolto della musica classica, contrariamente alle attese dei ricercatori che sulla base di altri dati ed informazioni si attendevano un maggiore ascolto da parte degli anziani. In

effetti, con l'introduzione di una terza variabile, e precisamente il livello di istruzione degli ascoltatori, la relazione emerge, ma in maniera complessa. Fra i più istruiti c'è la relazione attesa di un aumento dell'ascolto della musica classica con il progredire dell'età. Viceversa, ai livelli di istruzione inferiori, il grado di ascolto diminuisce con l'età, e ciò viene spiegato con il fatto che per le persone meno istruite si verifica, con il progredire dell'età e quindi con il progressivo allontanamento dal periodo scolastico, un crescente indebolimento di tutti gli interessi di carattere culturale. Le due opposte tendenze, tuttavia, fanno sì che a livello globale senza l'introduzione della variabile istruzione non emerga covariazione tra le due variabili iniziali X ed Y.

Questo caso è diverso dai due precedenti, quando la relazione fra X ed Y era stata soppressa o da una relazione spuria o da una relazione indiretta, aventi segno opposto. Qui non è che esista una relazione positiva fra età ed ascolto, e che questa relazione sia mascherata dalla presenza di un'altra relazione negativa, ma semplicemente la relazione è diversa all'interno della popolazione: per alcuni è positiva e per altri è negativa.

E' il caso di una relazione che assume segno diverso o comunque caratteristiche diverse, per esempio forza della relazione diversa, a seconda del valore di una terza variabile. Questa relazione, dove l'azione della variabile Z si esercita non su X o su Y, ma sul legame che lega X ad Y, è stata chiamata relazione condizionata, o più in generale si può dire che ci si trova in presenza di un fenomeno di interazione fra le variabili implicate, si entra così nel campo delle relazioni non lineari, più difficile da trattare in termini di formalizzazione matematica dei nessi causali.

Da questo *excursus* sui tipi di relazioni causali fra due variabili, emerge che: da una parte se si vuole capire il nesso causale fra due variabili, non ci si può limitare ad un'analisi bivariata, ma bisogna considerare anche le altre variabili ad esse connesse, l'analisi deve diventare cioè necessariamente multivariata; da questo punto di vista le misure di pura covariazione tra due variabili se utilizzate isolatamente per accertare la relazione fra le suddette variabili e non nel contesto di un più ampio modello causale multivariato, non solo sono poco interessanti, ma addirittura possono essere fuorvianti. D'altra parte, poiché è la covariazione fra variabili l'elemento empirico dal quale ci si parte, ed essa può essere dovuta a diversi modelli causali retrostanti, resta il fatto che la formulazione di un modello causale è un'operazione che appartiene puramente al

momento teorico, dove la soggettività del ricercatore gioca un ruolo primario; ruolo attenuato solo dal momento successivo della verifica empirica che al massimo potrà arrivare alla non falsificazione del modello teorico.

3.2. Variabili mediatrici

In generale, si può dire che una variabile funziona come una variabile mediatrice quando influisce sulla relazione tra il predittore ed il criterio, la variabile mediatrice è infatti una variabile che spiega la relazione tra altre due variabili. “Le variabili mediatrici spiegano come eventi fisici esterni assumono significato psicologico interno” (Baron, R.M., & Kenny, D.A., 1986).

Una volta che una relazione tra due variabili è stabilita, è comune per i ricercatori considerare il ruolo di altre variabili in questa relazione (Lazarsfeld, 1955). Nello specifico, una terza variabile può fornire una più chiara interpretazione della relazione tra altre due variabili spiegando, nell’ipotesi di mediazione, il processo causale tra le tre variabili.

L’ipotesi di mediazione riflette ipotesi causali sulle variabili. I ricercatori chiariscono il significato di mediazione, introducendo diagrammi path nell’ambito di modelli per rappresentare una relazione causale. Questi modelli assumono un sistema a tre variabili tale che la relazione tra una variabile indipendente ed una variabile dipendente è decomposta in un effetto diretto ed in un effetto indiretto (mediato) come rappresentato nella figura 3.6 sottostante:

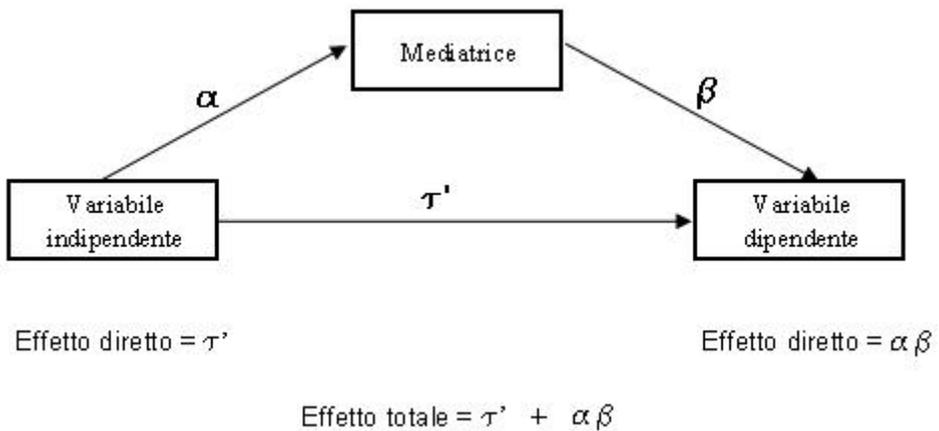


Figura 3.6 – Effetto di mediazione

Ci sono così due paths che alimentano la variabile risultato: l'impatto diretto della variabile indipendente sulla variabile dipendente e l'impatto indiretto della variabile indipendente sulla variabile dipendente attraverso la variabile mediatrice. C'è anche una relazione tra la variabile mediatrice e la variabile dipendente.

La mediazione implica un'ipotesi causale per mezzo della quale una variabile indipendente causa un mediatore che a sua volta causa una variabile dipendente (Holland, 1988; Sobel, 1990).

Una variabile funziona come mediatore quando soddisfa le seguenti condizioni:

- variazioni nei livelli della variabile indipendente incidono in maniera significativa sulle variazioni nella variabile assunta come mediatrice;
- variazioni nella variabile mediatrice incidono in maniera significativa sulle variazioni nella variabile dipendente;
- quando sia la variabile indipendente che la variabile mediatrice appaiono nel modello, una relazione tra la variabile indipendente e la variabile dipendente che prima era significativa non lo è più, con il caso più forte di mediazione che si ha quando l'effetto diretto della variabile indipendente sulla variabile dipendente è pari a zero.

Nell'esaminare in via generale la mediazione si esamina la relazione tra il predittore e la variabile criterio, la relazione tra il predittore e la variabile mediatrice e la relazione tra la variabile mediatrice e la variabile

criterio; tutte queste correlazioni dovrebbero essere significative e la relazione tra il predittore e la variabile criterio, dopo aver esaminato la relazione tra la variabile mediatrice e la variabile criterio, dovrebbe essere ridotta, in particolare ridotta a zero nel caso di totale mediazione.

Gli effetti della mediazione possono essere calcolati in due modi diversi (MacKinnon, Warsi & Dwyer, 1995), o come differenza tra due parametri della regressione ($\tau - \tau'$) o come prodotto dei due parametri della regressione ($\alpha\beta$). L'equivalenza dei due metodi è stata dimostrata da MacKinnon (1995). Nel primo metodo, le seguenti due equazioni di regressione sono stimate.

$$\text{Modello 1: } Y = \beta_{01} + \tau X + \varepsilon_1 \quad (3.1)$$

$$\text{Modello 2: } Y = \beta_{02} + \tau' X + \beta M + \varepsilon_2 \quad (3.2)$$

Y è la variabile risultato, X è il programma o variabile indipendente, M è la variabile mediatrice, τ esprime la relazione tra la variabile indipendente e la variabile risultato nella prima equazione, τ' è il coefficiente che connette il programma al risultato corretto per effetto della variabile mediatrice, ε_1 e ε_2 esprimono la variabilità non spiegata, mentre β_{01} e β_{02} sono le intercette. Nella prima regressione la variabile risultato è regredita sulla variabile indipendente, nella seconda regressione la variabile risultato è regredita sulla variabile indipendente e sulla variabile mediatrice. Il valore dell'effetto indiretto o mediato è uguale alla differenza dei coefficienti della variabile indipendente ($\tau - \tau'$) nei due modelli di regressione (Judd & Kenny, 1981). Quando la variabile mediatrice è inclusa nel modello e il coefficiente di trattamento (τ') è pari a 0 allora l'effetto della variabile indipendente è completamente mediato dalla variabile mediatrice.

Vi è anche un secondo metodo di stima delle due equazioni di regressione, attraverso il quale si stima prima il coefficiente (β) che nel modello 2 connette la variabile mediatrice alla variabile risultato, poi si stima il coefficiente (α) che connette la variabile indipendente alla variabile mediatrice nel modello 3.

$$\text{Modello 3: } M = \beta_{03} + \alpha X + \varepsilon_3. \quad (3.3)$$

In questo modello, M è la variabile mediatrice risultato, β_{03} è l'intercetta, X è la variabile indipendente ed ε_3 è il termine errore. Il prodotto di questi due parametri ($\alpha\beta$) è l'effetto mediato o indiretto che è equivalente a ($\tau - \tau'$).

Il coefficiente che connette la variabile trattamento alla variabile risultato, corretto dalla variabile mediatrice è l'effetto diretto o non mediato. La logica che sottintende questo metodo è che la mediazione

dipende dal fatto che la variabile indipendente modifica la variabile mediatrice e che la variabile mediatrice incide sulla variabile risultato.

Vi sono diversi test di mediazione, in particolare essi possono essere divisi in tre classi: step causali, metodi della differenza di coefficienti e metodi del prodotto di coefficienti (MacKinnon, D. P. , Lockwood, C.M., Hoffmann, J. M., 2002).

STEP CAUSALI:

Questo metodo richiede che, affinché il modello di mediazione sia valido, una serie di requisiti siano soddisfatti: (1) l'effetto totale della variabile indipendente sulla variabile dipendente deve essere significativo; (2) la relazione (path) dalla variabile dipendente alla variabile mediatrice deve essere significativo; (3) la relazione (path) dalla variabile mediatrice alla variabile dipendente deve essere significativa; (4) il quarto step è richiesto solo per la mediazione completa prevede che, accertata la presenza di una variabile mediatrice, la variabile indipendente non abbia nessun effetto sulla variabile dipendente.

METODI DELLA DIFFERENZA DI COEFFICIENTI:

Freedman (1992) e McGuigan e Langholtz (1988) hanno sviluppato errori standard per il test della differenza nei coefficienti della variabile indipendente nei due modelli di regressione ($\tau - \tau'$).

Olkin e Finn (1995) hanno sviluppato un errore standard per la differenza tra una correlazione e la stessa correlazione mediata da una terza variabile.

METODI DEL PRODOTTO DI COEFFICIENTI:

Diversi errori standard sono stati sviluppati per esaminare il prodotto $\alpha\beta$.

3.3. Variabili moderatrici

Le variabili moderatrici sono importanti perché fattori specifici sono spesso assunti a ridurre o intensificare l'influenza che specifiche variabili indipendenti hanno su specifiche variabili risposta o dipendenti.

In termini generali una variabile moderatrice è una variabile qualitativa (es: sesso, razza, classe) o quantitativa (es: livello di remunerazione) che incide

sulla direzione e/o sulla forza della relazione tra una variabile indipendente o predittore ed una variabile dipendente o criterio. Nello specifico nelle analisi in termini di varianza (ANOVA) un effetto moderatore può essere rappresentato da un'interazione tra una variabile indipendente focale ed un fattore che specifica le condizioni appropriate per il suo funzionamento, ovvero l'effetto di dipendenza della variabile indipendente focale dal valore della variabile moderatrice.

Nell'ambito della ricerca di psicologia sociale si sono sviluppati gli studi sulla distinzione tra variabile moderatrice e variabile mediatrice (Baron, R. M., & Kenny, D. A., 1986). In particolare mentre le variabili moderatrici specificano quando certi effetti si presentano ed influenzano la direzione e/o la forza di una relazione tra altre due variabili, le variabili mediatriche spiegano, invece, come o perché certi effetti si presentano, delucidando così la relazione che sussiste tra le altre due variabili.

Se si considera il caso in cui si assume che una variabile M cambi la relazione causale tra altre due variabili X ed Y, ad esempio nell'ambito degli studi di psicologia sociale si può assumere che una certa forma di psicoterapia può ridurre la depressione più negli uomini che nelle donne, in questo caso il genere (M) modera l'effetto causale della psicoterapia (variabile indipendente X) sulla depressione (variabile dipendente Y). Anche se in genere la moderazione implica una riduzione dell'effetto causale, una variabile moderatrice può anche amplificare o, persino, invertire quel effetto causale. Il caso di moderazione completa si presenta nel momento in cui l'effetto causale della variabile indipendente X sulla variabile dipendente Y tende a zero quando la variabile moderatrice M assume un valore particolare.

La variabile moderatrice dovrebbe essere misurata prima della variabile indipendente X, nel caso in cui X sia una variabile trattata allora la variabile moderatrice M dovrebbe essere misurata prima che X venga trattata per randomizzarla. Se la variabile moderatrice M è una variabile che non cambia, ad esempio la razza, allora non si incontreranno problemi riguardanti i tempi in cui deve avvenire la sua misurazione. La variabile casuale X può essere sia categorica, in genere dicotomica, che continua. A sua volta, anche la variabile moderatrice M può essere sia categorica, ad esempio il genere, che continua, come l'età.

In genere se X fosse una variabile trattata non ci dovrebbe essere una relazione tra le variabili X ed M, infatti si dice che le due variabili sono

indipendenti. Se la variabile X non è randomizzata allora potrebbe essere correlata con la variabile moderatrice M. Nella moderazione infatti, a differenza della mediazione, non è necessario che le variabili X ed M siano correlate.

Per quanto riguarda la misura statistica della moderazione si specifica che gli effetti moderatori sono dati dall'interazione delle variabili X ed M nello spiegare la variabile Y, ne deriva così la stima della seguente equazione di regressione:

$$Y = d + aX + bM + cXM + E \quad (3.4)$$

L'interazione delle variabili X ed M misura l'effetto di moderazione.

3.3.1. Variabili moderatrici categoriche

Questo è il caso prototipo, quando entrambe le variabili sono dicotomiche ed abbiamo una matrice 2x2, ad esempio nel caso della psicoterapia (presenza di terapia contro assenza di terapia) questa potrebbe essere più efficace per le donne che per gli uomini.

Per stimare la suddetta equazione di regressione (3.4) occorre esprimere la variabile casuale e moderatrice in variabili dummy, ad esempio se utilizziamo i codici 0 ed 1 si hanno le seguenti interpretazioni dei coefficienti nella suddetta equazione di regressione multipla:

- il coefficiente "a" esprime l'effetto della variabile X quando la variabile M è zero;
- il coefficiente "b" esprime l'effetto della variabile M quando la variabile X è zero;
- il coefficiente "c" esprime come varia l'effetto di X su Y al variare di M.

Quindi il coefficiente "c" racchiude l'effetto di moderazione, se "c" è positivo esso indica che l'effetto di X su Y aumenta nel momento in cui M varia tra 0 ed 1, se invece "c" è negativo indica che l'effetto di X su Y diminuisce considerato che M varia sempre tra 0 ed 1.

Se, invece, codificando l'effetto, un valore delle variabili X ed M è pari ad 1 mentre l'altro valore è pari a -1, l'interpretazione dei suddetti coefficienti è la seguente:

- il coefficiente "a" esprime l'effetto della variabile X moderato da M;
- il coefficiente "b" esprime l'effetto della variabile M moderato da X;

- il coefficiente “c” esprime la metà di quanto l’effetto di X cambi al variare di M.

La codifica influenza i coefficienti e non interessa la statistica inferenziale per i test di interazione, di correlazione multipla, di predizione dei valori ed i residui.

Generalmente si assume che sia l’effetto della variabile X sulla variabile Y che l’effetto di moderazione sono lineari, ciò significa che al variare della variabile M l’effetto lineare della variabile X sulla variabile Y può variare e che la relazione lineare può crescere o decrescere. Si preferisce quasi sempre misurare l’effetto lineare usando un coefficiente di regressione e non un coefficiente di correlazione.

Di solito la stima della moderazione non lineare avviene con la seguente equazione:

$$Y = d + a_1 X + a_2 X^2 + b M + c_1 X M + c_2 X^2 M + E \quad (3.5)$$

Suddetta stima della moderazione non lineare avviene solo se il coefficiente c_2 è diverso da zero.

Baron e Kenny (1986) forniscono descrizioni alternative della moderazione, secondo loro la variabile moderatrice si comporta come una variabile soglia e laddove questa variabile è bassa non c’è l’effetto della variabile casuale; ma da un certo valore della suddetta variabile soglia l’effetto della variabile casuale emerge.

Ci sono due modi per determinare gli effetti semplici: il primo, relativamente più semplice, è di esaminare i suddetti effetti all’interno dell’equazione di regressione; il secondo, invece, è di stimare le equazioni di regressione separate per ogni livello della variabile moderatrice.

Il secondo modo è preferibile se ci sono differenze nella varianza dell’errore per livelli diversi della variabile moderatrice.

3.3.2. Variabili moderatrici continue

Un esempio può essere lo status socio-economico come variabile moderatrice rispetto ad alcuni interventi. Un problema chiave è quello di centrare la variabile status socio-economico, assicurandosi ad esempio che zero sia un valore significativo. Si può così determinare l’effetto della variabile X per i diversi livelli della variabile moderatrice M.

Un'idea possibile è di determinare l'effetto della variabile X per i diversi valori della variabile M, questi valori dovrebbero essere scelti logicamente. In alternativa, possono essere scelti valori centrati su M, una deviazione standard al di sopra della media di M ed una deviazione standard al di sotto della media di M. Si potrebbe poi avere un caso più complicato ed il problema dipenderebbe dal tipo di moderazione assunta. Se si assume che entrambe le variabili X ed M sono misurate senza errore, questa assunzione è spesso equivoca, infatti Aiken e West (1991) descrivono i metodi che permettono ai ricercatori di avere errori di misura. Questi metodi sono piuttosto complicati. Se non si assume 0 come un valore significativo è necessario centrare entrambe le variabili X ed M e misurare poi l'effetto della variabile X ai diversi livelli della variabile M, suddetti livelli dovrebbero essere scelti logicamente. Se ciò non dovesse essere possibile si può usare un valore di centrato di M e più e meno una deviazione standard dalla media.

3.4. Analisi degli effetti di moderazione nel PLS Path Modeling

3.4.1. Effetti di moderazione

Insieme allo sviluppo delle discipline scientifiche e delle scienze sociali, anche la complessità delle relazioni ipotizzate è fortemente incrementata (Cortina, 1993).

Secondo Jaccard e Turrisi (2003) ci sono sei tipi di relazioni fondamentali che possono presentarsi nell'ambito dei modelli causali: 1) effetti diretti, quando una variabile indipendente X influenza una variabile dipendente Y; 2) effetti indiretti, o detti anche effetti di mediazione, quando una variabile indipendente X ha un impatto su una terza variabile Z che poi influenza la variabile dipendente Y; 3) effetti spuri, quando una correlazione tra due variabili deriva da una causa comune Z; 4) effetti bidirezionali, quando due variabili X ed Y si influenzano a vicenda; 5) effetti non analizzati;

6) effetti di moderazione, o detti anche effetti di interazione, quando una variabile moderatrice influenza la forza dell'effetto diretto tra la variabile indipendente X e la variabile dipendente Y.

La figura 3.7 mostra la rappresentazione simbolica delle diverse relazioni causali elencate.

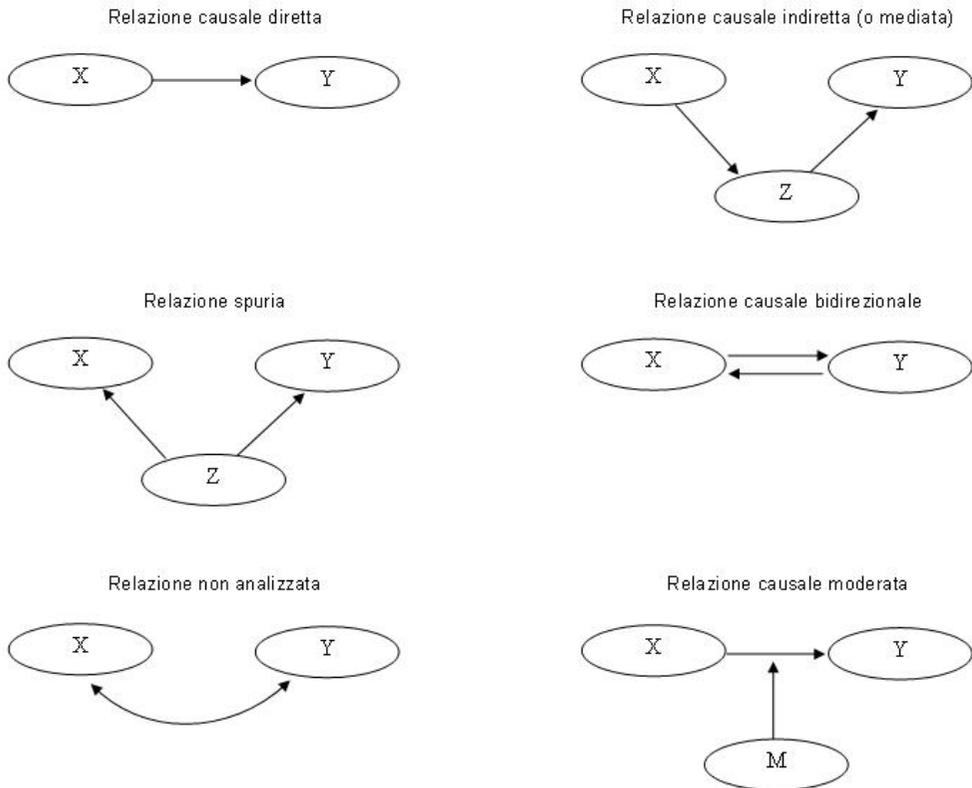


Figura 3.7 – Esempio di relazioni causali fra variabili latenti

La rilevazione e la stima degli effetti diretti rientra nell'ambito del PLS Path Modeling, in particolare la natura del path modeling sostiene la stima degli effetti indiretti. In genere però né gli effetti spuri, né gli effetti non analizzati e né tantomeno gli effetti bidirezionali sono valutati attraverso il PLS Path Modeling, in particolare il requisito della recursività del PLS Path Modeling standard (Lohmöller, 1989) impedisce l'analisi degli effetti bidirezionali.

Al di là della stima degli effetti diretti, i ricercatori sono sempre più interessati agli effetti di moderazione generati da variabili, le cosiddette

variabili moderatrici, la cui variazione influenza la forza o la direzione di una relazione tra una variabile esogena ed una variabile endogena (Baron e Kenny, 1986).

Le variabili moderatrici che generano gli effetti di moderazione possono essere in natura sia metriche (ad esempio le strutture psicologiche del consumatore come l'intelligenza) che categoriche (ad esempio il genere o la classe sociale).

Nell'ambito di confronti fra gruppi, il confronto di modelli stimati per gruppi diversi di osservazioni può essere considerato come un caso speciale di effetti di moderazione, in cui la variabile di raggruppamento non è nulla di più che una variabile moderatrice categorica.

Un esempio di analisi degli effetti di moderazione si ritrova nell'articolo di Homburg e Giering (2001), questi autori scoprono effetti significativi dell'età e del reddito sulla forza della relazione tra soddisfazione della clientela e lealtà della clientela; in suddetto ambito l'età ed il reddito fungono da variabili moderatrici. Altri contributi in merito sono di Chin e Dibbern (2006), Eberl (2006), Guinot (2006), Henseler e Fassott (2006), e Streukens (2006).

Nella maggior parte dei modelli ad equazioni strutturali gli effetti di moderazione non sono considerati, anche se in letteratura l'importanza delle variabili moderatrici per la comprensione delle relazioni complesse è ripetutamente enfatizzata. Il non tener conto degli effetti di moderazione può condurre ad una perdita di attendibilità, nel senso che relazioni che risultano vere indipendentemente dai fattori di contesto sono spesso insignificanti, quindi è importante tener conto dei suddetti effetti, della loro identificazione e quantificazione.

Stabilito che all'interno di un progetto di ricerca di marketing è importante determinare gli effetti di moderazione, il problema che sorge è quello dell'identificazione di questi effetti. Uno dei primi lavori per l'identificazione degli effetti di moderazione nelle ricerche di marketing è stato presentato da Sharma (1981); venti anni dopo Irwin e McClelland (2001) sostengono l'importanza dell'uso corretto di modelli di regressione moderati, incluse le regressioni OLS come ANCOVA, la regressione logistica ed i modelli ad equazioni strutturali, nell'ambito del marketing; ciò vale anche per le altre scienze sociali. Fino ad oggi pochi sono gli articoli orientati dal punto di vista metodologico alla rilevazione degli effetti di moderazione nel PLS Path Modeling, tra questi si ricordano Chin (2003) e Eggert (2005).

I ricercatori che desiderano esaminare gli effetti di moderazione nell'ambito del PLS Path Modeling si trovano di fronte ad una serie di problemi: 1) come inserire l'effetto di moderazione nel PLS Path Modeling, considerando che il software disponibile ammette solo effetti diretti; 2) come influenza il tipo di modello esterno delle variabili indipendente e moderatrice la rilevazione degli effetti di moderazione; 3) se i dati nell'ambito del modello di stima devono essere trattati, ad esempio centrando gli indicatori che avrebbero così media zero o standardizzandoli, così oltre ad avere media zero avrebbero una deviazione standard pari ad uno, oppure trattandoli in qualche altro modo; 4) come possono essere stimati ed interpretati i coefficienti degli effetti di moderazione e come si può determinare il valore dell'effetto di moderazione.

E' importante per l'analisi e la stima degli effetti di moderazione nell'ambito del PLS Path Modeling tener conto della natura di quest'ultimo. Il PLS-PM è stimato in due step: in un primo step, attraverso un processo iterativo, sono stimati i valori di tutte le variabili latenti ed in un secondo step questi valori delle variabili latenti entrano in una o più regressioni OLS, come variabili indipendenti e dipendenti a seconda della loro posizione nel path modeling.

Proprio per la natura di questo secondo step, molte delle raccomandazioni per l'esame degli effetti di moderazione nella regressione multipla valgono anche per il PLS Path Modeling, quindi gli studi di ricerca sugli effetti di interazione nell'ambito della regressione lineare, presentati da Aiken e West (1991) e da Jaccard e Turrisi (2003) possono essere trasferiti all'esame ed alla stima degli effetti di moderazione nell'ambito del PLS Path Modeling, ciò vuol dire restringere la prospettiva di analisi al solo modello strutturale anche se il modello esterno o di misura può essere strutturato in modo da supportare l'esame degli effetti di moderazione nel suddetto modello strutturale.

3.4.2. Effetti di moderazione: considerazioni per il modello strutturale

Quando si parla di effetti di moderazione nell'ambito del PLS Path Modeling ci si riferisce sempre a relazioni moderate all'interno del modello strutturale o meglio agli effetti di moderazioni di variabili latenti su relazioni dirette tra variabili latenti.

Si riporta di seguito un tipo di modello strutturale, il più piccolo possibile, come esempio di modello formato da tre variabili, una indipendente, una dipendente ed una moderatrice; l'effetto di moderazione è rappresentato da una freccia che colpisce la relazione diretta, tra variabile indipendente e dipendente, che si ipotizza essere moderata.

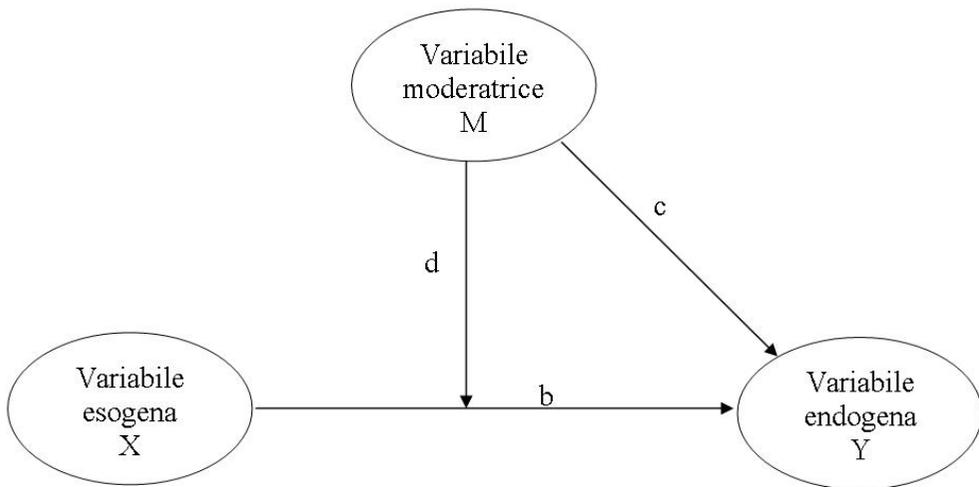


Figura 3.8 – Un modello semplice con un effetto di moderazione

In generale, ci sono due approcci comuni per stimare gli effetti di moderazione con tecniche simili a quelle della regressione: l'approccio in termini di prodotto e l'approccio di confronto di gruppo, entrambe gli approcci presentano punti di forza e punti di debolezza.

3.4.2.1. Effetti di moderazione come termini di prodotto

Nel suddetto modello, gli effetti principali delle due variabili indipendenti X ed M sulla variabile dipendente Y possono essere espressi attraverso la seguente equazione:

$$Y = a + b X + c M \quad (3.6)$$

dove a è l'intercetta, mentre se si deriva parzialmente la suddetta equazione rispetto ad X ed M si ottiene di quanto varia Y al variare rispettivamente dell'una o dell'altra variabile, mantenendo di volta in volta costante la variabile che non cambia. Da queste prime derivate parziali si ottengono rispettivamente b e c.

Se si include l'effetto di moderazione allora la pendenza della variabile dipendente non è più costante ma dipende linearmente dal livello della variabile moderatrice. Si ricordi a questo proposito la definizione di variabile moderatrice fornita da Baron e Kenny (1986): "una variabile che influisce sulla direzione e/o sulla forza della relazione tra una variabile indipendente o predittore ed una variabile dipendente o criterio.

L'equazione strutturale del modello rappresentato nella figura 3.9 include l'effetto di moderazione e può essere così espressa matematicamente:

$$Y = a + (b + d M) X + c M \quad (3.7)$$

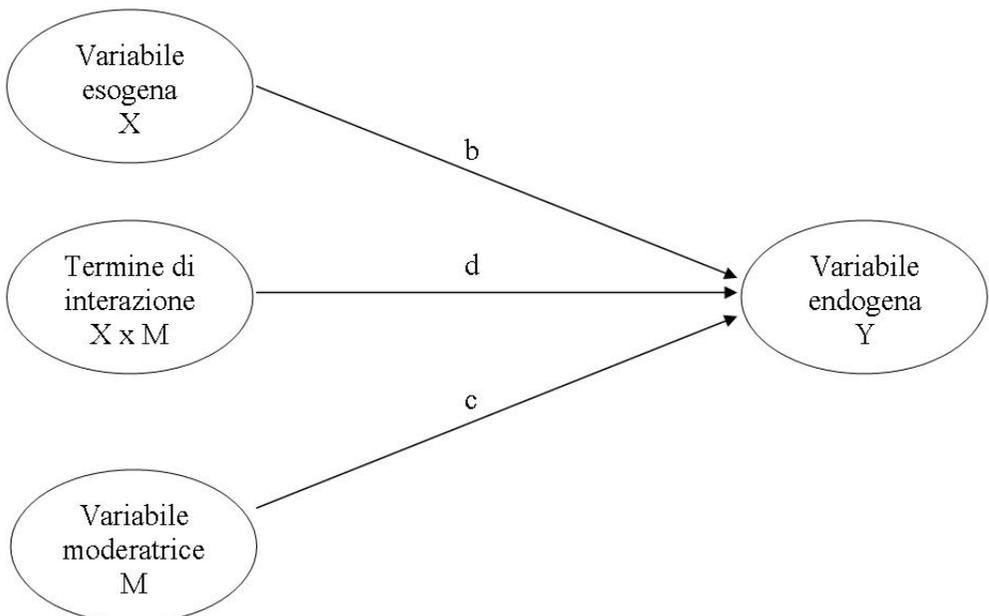


Figura 3.9 – Trasposizione del modello semplice con un effetto di moderazione nel PLS Path Modeling

In questa equazione la pendenza di X dipende dal livello di M, inoltre suddetta equazione può essere anche espressa nei due seguenti modi:

$$Y = a + b X + c M + d (X M) \quad (3.8)$$

$$Y = (a + c M) + (b + d M) X \quad (3.9)$$

L'equazione (3.9) spiega come gli effetti di moderazione possono essere inclusi nell'ambito del PLS Path Modeling. Questa soluzione è conosciuta anche come termine di interazione (XM), una variabile latente aggiuntiva che nell'ambito del modello strutturale è data dal prodotto della variabile indipendente e della moderatrice.

In primo luogo secondo questo approccio, illustrato anche nella figura 3.9, i parametri della regressione a, b, c della formula (3.7) e (3.8) differiscono da quelli della formula (3.6). La ragione di ciò è che i parametri della regressione nelle funzioni di regressione con termini di prodotto, come nelle formule (3.8) e (3.9), non rappresentano più gli effetti principali ma i singoli effetti che descrivono la forza di un effetto quando tutti gli altri componenti del termine prodotto hanno un valore pari a zero. Ciò diventa ancora più chiaro quando osservando la formula (3.9) per un dato livello di M, Y è espressa da X attraverso una singola regressione con intercetta (a + c M) e pendenza (b + d M).

In secondo luogo oltre agli effetti focali b e d, l'equazione strutturale dovrebbe controllare anche l'effetto diretto c, e solo quando tutti i componenti del termine prodotto sono inclusi nel modello di regressione in forma diretta, il termine prodotto rappresenta l'effetto di moderazione [(Irwin e McClelland, 2001), Cohen (1978), Cronbach (1987)]. Talvolta i modelli detti ridotti come per esempio: $Y = a + d (XM)$, non sono adatti per determinare gli effetti di moderazione perché ne sopravvaluterebbero la dimensione (Carte e Russell, 2003).

In terzo luogo, è da notare che la formula (3.7) è un tipo di formula di regressione e quindi richiede dati metrici, quindi se la variabile indipendente o la variabile moderatrice è categorica, con più di due categorie, deve essere dicotomizzata.

In quarto luogo, il termine interazione, ovvero il prodotto della variabile indipendente X e della variabile moderatrice M, è commutativo e quindi dal punto di vista matematico non conta quale è la variabile indipendente e quale la moderatrice, entrambe le interpretazioni sono infatti legittime.

3.4.2.2. Determinazione degli effetti di moderazione attraverso confronti di gruppo

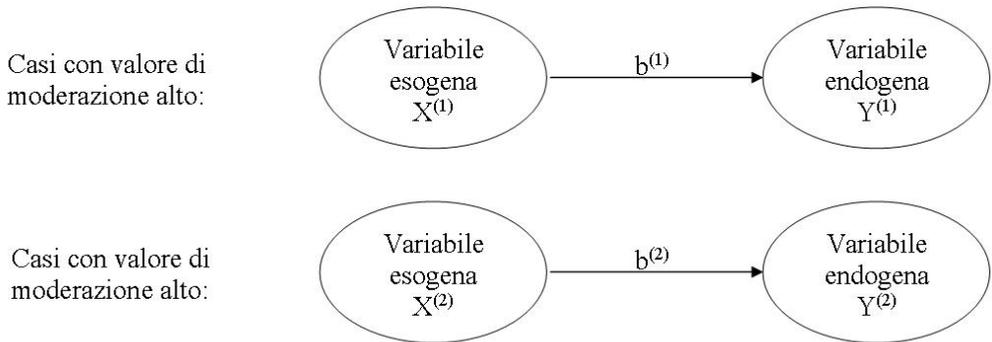
Nell'ambito dei modelli ad equazioni strutturali, se la variabile indipendente o la variabile moderatrice non è continua, si suggerisce una tecnica alternativa di identificazione degli effetti di moderazione: la tecnica dei confronti di gruppo. Quando la variabile moderatrice è categorica in natura (per esempio: il sesso, la razza, la classe) può essere usata come variabile di raggruppamento senza ulteriori trattamenti. Quando, invece, la variabile usata come variabile di raggruppamento è una variabile metrica scalata, allora quest'ultima deve essere trasformata in una variabile categorica attraverso ad esempio la tecnica prevalente della dicotomizzazione, dividendo la variabile moderatrice in due categorie di valori, "alta" e "bassa". Ci sono due modi principali per dicotomizzare un costrutto latente: o usando i valori degli indicatori o usando i valori del costrutto. Se gli indicatori hanno una media interpretabile, la regola di decisione che si riporta di seguito può essere usata per determinare a quale gruppo ogni osservazione apparterrà:

- se tutti i valori degli indicatori sono al di sopra della media, il valore di raggruppamento è alto;
- se tutti i valori degli indicatori sono al di sotto della media, il valore di raggruppamento è basso;
- altrimenti l'osservazione non deve essere assegnata a nessun gruppo.

La dicotomizzazione è in generale buona per i costrutti riflessivi mentre può essere problematica per i costrutti formativi dal momento che non necessariamente essi sono correlati fra loro. In quest'ultimo caso o nel caso in cui gli indicatori non hanno una media interpretabile, può essere applicata una differente regola decisionale:

- se il valore di costrutto di un'osservazione giace al di sopra del terzo quartile, il valore di raggruppamento va messo in "alto";

- se il valore di costrutto di un'osservazione giace al di sotto del terzo quartile, il valore di raggruppamento va messo in "basso";
- altrimenti l'osservazione non deve essere assegnata a nessun gruppo.



Effetto di moderazione: $d = b^{(1)} - b^{(2)}$

Figura 3.10 – Determinazione dell'effetto di moderazione attraverso confronti di gruppo

Un altro metodo noto è la cosiddetta divisione mediana, nell'ambito della quale le osservazioni con un valore moderatore al di sopra della mediana si definiscono osservazioni con un alto valore di moderazione, mentre le osservazioni con un valore moderatore al di sotto della mediana si definiscono osservazioni con un basso valore di moderazione.

In ogni caso spetta al ricercatore, ai fini della specifica esigenza di ricerca, la scelta di uno dei suddetti metodi di raggruppamento descritti.

Una volta che le osservazioni sono raggruppate ed il modello con gli effetti diretti è stimato separatamente per ogni gruppo di osservazioni, le differenze nei parametri del modello tra i differenti gruppi sono interpretati come effetti di moderazione. La figura 3.10 rappresenta la procedura descritta con una variabili moderatrice dicotomizzata; in quest'esempio la relazione diretta b tra la variabile latente esogena X e la variabile latente endogena Y è confrontata attraverso G gruppi. Il suddetto g indica che tutti i valori $X^{(g)}$, $Y^{(g)}$ e $b^{(g)}$ sono valutati per ogni gruppo g ($g = 1, \dots, G$) separatamente.

3.4.2.3. I due approcci a confronto

L'approccio in termini di prodotto è una modellizzazione di diritto di un effetto di moderazione se il moderatore influenza linearmente la forza della relazione diretta moderata, ed è un approccio adatto sia se le variabili, indipendente e moderatrice, sono continue sia se sono categoriche.

Nel caso di variabili moderatrici categoriche finché la misura del costruito non varia fra i gruppi, i due approcci, in termini di prodotto e di confronto di gruppo, conducono agli stessi risultati. Nel caso di variabili moderatrici continue, invece, l'approccio in termini di confronto di gruppo è meno adatto nella misura in cui, in primo luogo a causa della dicotomizzazione una parte della varianza delle variabili moderatrici si perde per l'analisi, in secondo luogo le osservazioni che non possono essere inequivocabilmente assegnate ad un singolo gruppo non sono considerate nell'analisi, ed in terzo luogo l'assegnazione di osservazioni a gruppi è piuttosto arbitraria. Dal momento che l'unica indicazione della dimensione dell'effetto di moderazione è la differenza tra i parametri $d = b^{(1)} - b^{(2)}$, l'arbitrarietà dell'assegnazione apre allora le porte alla manipolazione.

Si potrebbero seguire nell'ambito del PLS Path Modeling le linee guida sviluppate per i modelli ad equazioni strutturali, così ad esempio: Rigdon ed i suoi colleghi (1998) sostengono che nell'ambito dei modelli ad equazioni strutturali l'approccio in termini di prodotto è l'approccio naturale quando entrambe le variabili che interagiscono sono continue, mentre l'approccio in termini di confronto di gruppo è una scelta logica quando una o entrambe le variabili che interagiscono sono discrete o categoriche. Henseler J. e Fassott G. suggeriscono, invece, nella selezione degli approcci per la stima degli effetti di moderazione nell'ambito del PLS Path Modeling di usare sempre l'approccio in termini di prodotto visto che dà risultati uguali o superiori a quelli dell'approccio in termini di confronto di gruppo. Se, invece, la variabile moderatrice è categorica o se si vuole giungere ad una rapida visione d'insieme su un possibile effetto di moderazione, allora Henseler J. e Fassott G. sostengono che l'approccio in termini di confronto di gruppo può essere considerato.

3.4.2.4. L'interazione a tre vie

Si parla di effetti di moderazione a cascata se la forza di un effetto di moderazione è influenzato da un'altra variabile, quindi l'effetto di moderazione è a sua volta moderato. Nel caso specifico di tre variabili che interagiscono, una variabile indipendente e due variabili moderatrici, si parla della cosiddetta interazione a tre vie.

Nell'esempio di una relazione diretta tra soddisfazione del consumatore e lealtà del consumatore, che è moderata dall'età e dal reddito, si potrebbe immaginare che l'effetto di moderazione dell'età e del reddito non è costante ma è a sua volta influenzato da altre variabili, come la categoria di prodotto. Se si considera adesso il più semplice modello di interazione a tre vie, costituito da una variabile indipendente X e due variabili moderatrici M e N e la variabile dipendente Y.

Una rappresentazione matematica di un'interazione a tre vie è la seguente:

$$Y = aX + bM + cN + d(X*M) + e(X*N) + f(M*N) + G(X*M*N) \quad (3.10)$$

Questa formula può essere espressa attraverso il PLS Path Modeling con tre effetti diretti e quattro termini di prodotto ed il path model è costituito da otto variabili latenti inclusa la variabile latente endogena. Come nel caso di un semplice effetto di moderazione tutti i componenti del termine prodotto devono essere considerati esplicitamente nell'ambito della funzione di regressione.

3.4.3. Implicazioni per il modello di misura

I contributi dei modelli di misura di tutte le variabili coinvolte nel facilitare l'analisi e la stima degli effetti di moderazione dipendono dal tipo di modello di misura della variabile indipendente e della variabile moderatrice, in particolare si possono distinguere:

- il modello di misura formativo, in cui la variabile latente è definita attraverso i suoi rispettivi indicatori, quindi cambiamenti negli indicatori alterano anche il significato della variabile latente (Diamantopoulos e Winklhofer, 2001). E'

importante riconoscere che i valori della variabile latente sono sensibili ai cambiamenti nei pesi di ciascun indicatore, perché gli indicatori possono misurare cose diverse e quindi non devono essere correlati;

- il modello di misura riflessivo, in cui gli indicatori sono considerati come effetti delle variabili latenti alle quali appartengono (Jarvis, 2003), quindi avendo una causa comune gli indicatori riflessivi dovrebbero essere altamente correlati.

Si può osservare che la distinzione tra i due tipi è basata solo sulla direzione della causalità, non è necessariamente connessa alla scelta del modello di misurazione statistico, ad esempio alla scelta del modo A , del modo B o di ogni altro modo.

3.4.3.1. L'approccio dell'indicatore prodotto: variabile indipendente e variabile moderatrice sono entrambe riflesive

Per modellare gli effetti di moderazione di variabili latenti nei modelli ad equazioni strutturali, Kenny e Judd (1984) hanno proposto di costruire termini di prodotto tra gli indicatori della variabile latente indipendente e gli indicatori della variabile latente moderatrice.

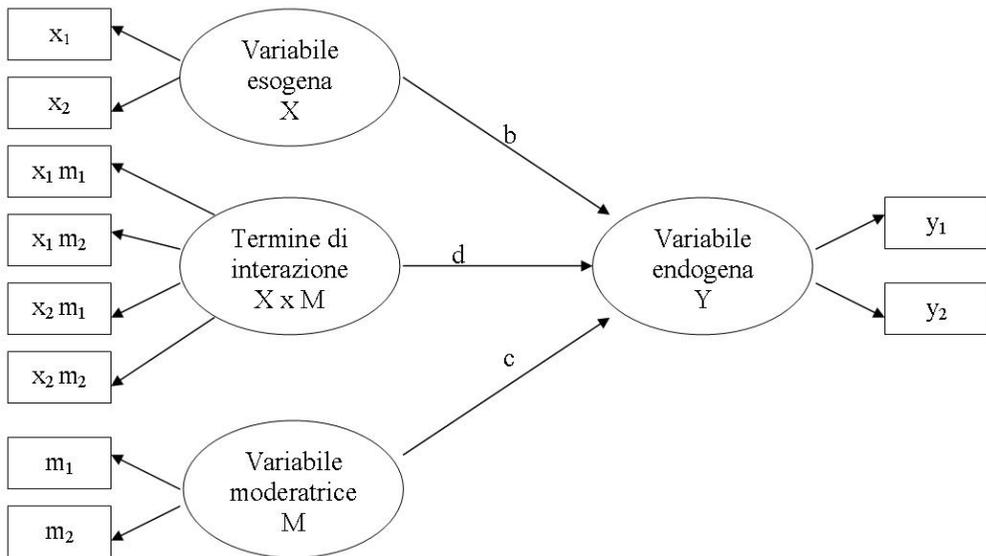


Figura 3.11 – Creazione del termine interazione attraverso gli indicatori di prodotto

Questi termini di prodotto servono come indicatori del termine interazione nel modello strutturale. Chin ed i suoi colleghi (1996, 2003) furono i primi a trasferire quest'approccio al PLS Path Modeling, suggerendo di costruire i prodotti di ogni indicatore della variabile latente indipendente con ogni indicatore della variabile moderatrice. Questi indicatori di prodotto diventano gli indicatori del termine interazione latente, se la variabile latente indipendente ha I indicatori e la variabile latente moderatrice ha J indicatori, allora la variabile interazione latente avrà $I \cdot J$ indicatori prodotto, come si evince dalla figura 3.11, che mostra un semplice esempio di approccio di indicatore prodotto.

Una domanda che è in particolare sollevata nell'ambito dei modelli ad equazioni strutturali è se realmente tutti i possibili prodotti dell'indicatore dovrebbero essere costruiti e combinati al termine interazione. Jöreskog e Wang (1996) mostrano che già un solo termine di prodotto è sufficiente per stimare l'effetto di moderazione: Jonsson (1998) usa diversi ma non tutti i termini di prodotto per avere la migliore stima degli errori standard dei termini di interazione. Nel PLS Path Modeling, le inferenze statistiche sono basate di solito sui risultati bootstrap delle stime dei parametri. Dal momento che è la variazione delle stime dei parametri fra i campioni bootstrap che determina il campo di variabilità dell'intervallo di

confidenza di un parametro, allora la stima corretta del coefficiente path del termine di interazione deve essere prioritaria rispetto alla stima dell'errore standard, quindi l'approccio di Chin (2003) è il più promettente.

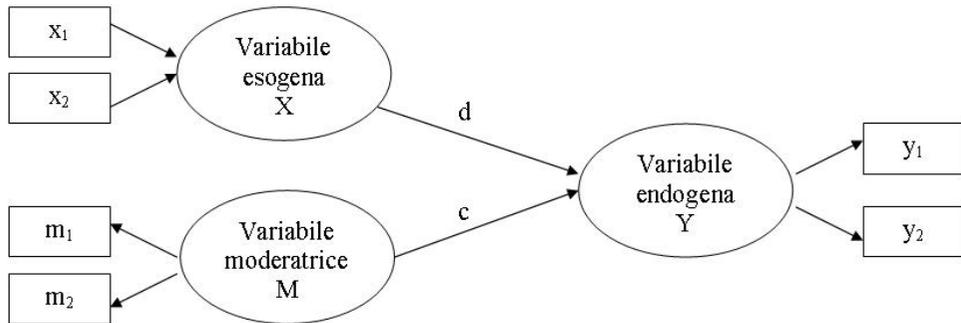
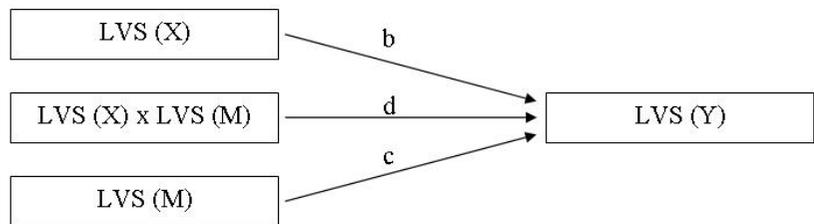
3.4.3.2. L'approccio PLS a due stadi per la determinazione degli effetti di moderazione quando almeno uno dei costrutti è formativo.

Nel caso in cui la variabile esogena o la variabile moderatrice è formativa, l'approccio di indicatore di prodotto non è applicabile. "Dal momento che gli indicatori formativi non sono assunti a riflettere lo stesso costrutto sottostante, gli indicatori di prodotto tra due insiemi di indicatori formativi non necessariamente attingeranno dallo stesso effetto di interazione sottostante" (Chin, 2003).

Quando sono coinvolti i costrutti formativi invece di usare l'approccio di indicatori di prodotto si consiglia l'uso dell'approccio PLS a due stadi per determinare l'effetto di moderazione; in tal modo si sfruttano i vantaggi del PLS Path Modeling di stima esplicita dei valori delle variabili latenti, si riportano di seguito i due stadi:

Stadio 1: nel primo stadio, l'effetto principale del PLS Path Modeling è di ottenere stime per i valori delle variabili latenti, questi valori sono calcolati e conservati per successive analisi.

Stadio 2: nel secondo stadio, il termine interazione $X*M$ è costruito sul prodotto della coppia dei valori delle variabili latenti X ed M . Questo termine di interazione così come i valori delle variabili latenti X ed M sono usati come variabili indipendenti in una regressione lineare multipla sui valori della variabile latente Y .

Stage 1:**Stage 2:**

LVS = Valori Variabile Latente

Figura 3.12 – L'approccio PLS a due stadi per la determinazione degli effetti di moderazione con la presenza di costrutti formativi

La figura 3.12 rappresenta questo approccio a due stadi. Nel primo stadio sono stimati i valori della variabile latente, che sono poi usati nel secondo stadio per determinare i coefficienti della funzione di regressione. Il secondo stadio può essere realizzato attraverso una regressione lineare multipla oppure all'interno del PLS Path Modeling attraverso modelli di misurazione del singolo indicatore. Non è comunque consigliabile usare una sola misura dell'indicatore per il solo termine di interazione e lasciare che i modelli di misura formativi siano stimati di nuovo. In questo caso, i valori delle variabili latenti X ed M possono significativamente cambiare, una tale alterazione può avere due effetti negativi: in primo luogo, a causa della misurazione formativa, il significato del costrutto potrebbe cambiare rispetto al modello degli effetti principali; in secondo luogo, il prodotto della coppia di elementi dei valori delle variabili latenti X ed M stimate di recente non sono proprio uguali al termine d'interazione prima calcolato.

Un'importante caratteristica dei modelli di misura nel PLS Path Modeling è che le variabili latenti con solo un indicatore sono poste uguali a quest'ultimo, indipendentemente dal tipo di modello di misura scelto. Se tutte le variabili formative che interagiscono sono misurate attraverso singoli indicatori, il ricercatore può scegliere sia l'approccio di indicatore prodotto, sia l'approccio a due stadi.

3.4.3.3. Variabile indipendente o variabile moderatrice come variabili categoriche

Il terzo possibile tipo di modello di misura include il caso in cui la variabile latente è una variabile categorica descritta da un solo indicatore.

Il PLS Path Modeling è basato su regressioni a strutture latenti ordinarie, solo variabili scalate ad intervallo possono essere analizzate, per cui variabili categoriche con più di due categorie devono essere trasformate in insiemi di variabili dicotomiche. Diversi metodi a riguardo sono suggeriti nell'ambito della letteratura, in particolare i due più usati sono la codificazione dummy, come mostrata nella tabella 3.1, e la codifica degli effetti non pesati, come visualizzata nella tabella 3.2.

Variabile originale	Confronto di gruppo						
	M	Categoria 1		Categoria 2		Categoria 3	
		M ₁	M ₂	M ₁	M ₂	M ₁	M ₂
Categorie	1	0	0	1	0	1	0
	2	1	0	0	0	0	1
	3	0	1	0	1	0	0

Tabella 3.1 – Tre schemi potenziali di codifica della variabile dummy per una variabile categorica con tre categorie (Es.1)

Lo schema di codificazione più usato per la dicotomizzazione di variabili categoriche è la dummificazione, ad esempio una variabile categorica con γ categorie è sviluppata in $\gamma-1$ variabili distinte codificate 0/1.

Una categoria è arbitrariamente designata come categoria di riferimento. L'uso di variabili dummy è particolarmente utile quando la variabile di interazione è metrica. Se sia la variabile indipendente che la variabile moderatrice sono variabili categoriche, Aiken e West (1991)

consigliano di usare uno schema di codificazione differente: codici degli effetti non pesati.

Categorie	Variabile originale M	Confronto di gruppo					
		Categoria 1		Categoria 2		Categoria 3	
		M ₁	M ₂	M ₁	M ₂	M ₁	M ₂
1	1	-1	-1	1	0	1	0
2	2	1	0	-1	-1	0	1
3	3	0	1	0	1	-1	-1

Tabella 3.2 – Tre schemi potenziali di codifica della variabile dummy per una variabile categorica con tre categorie (Es.2)

La tabella 3.2 mostra lo schema di codifica corrispondente ad una variabile categorica con tre categorie. Il vantaggio di codici di effetti non pesati è che essi producono risultati come ANOVA, ovvero codici di effetti non pesati che si concentrano sulla spiegazione delle differenze di gruppo.

La figura 3.13 illustra come un effetto di moderazione prodotto da una variabile moderatrice categorica M con tre categorie può essere rappresentato e stimato attraverso il PLS Path Modeling.

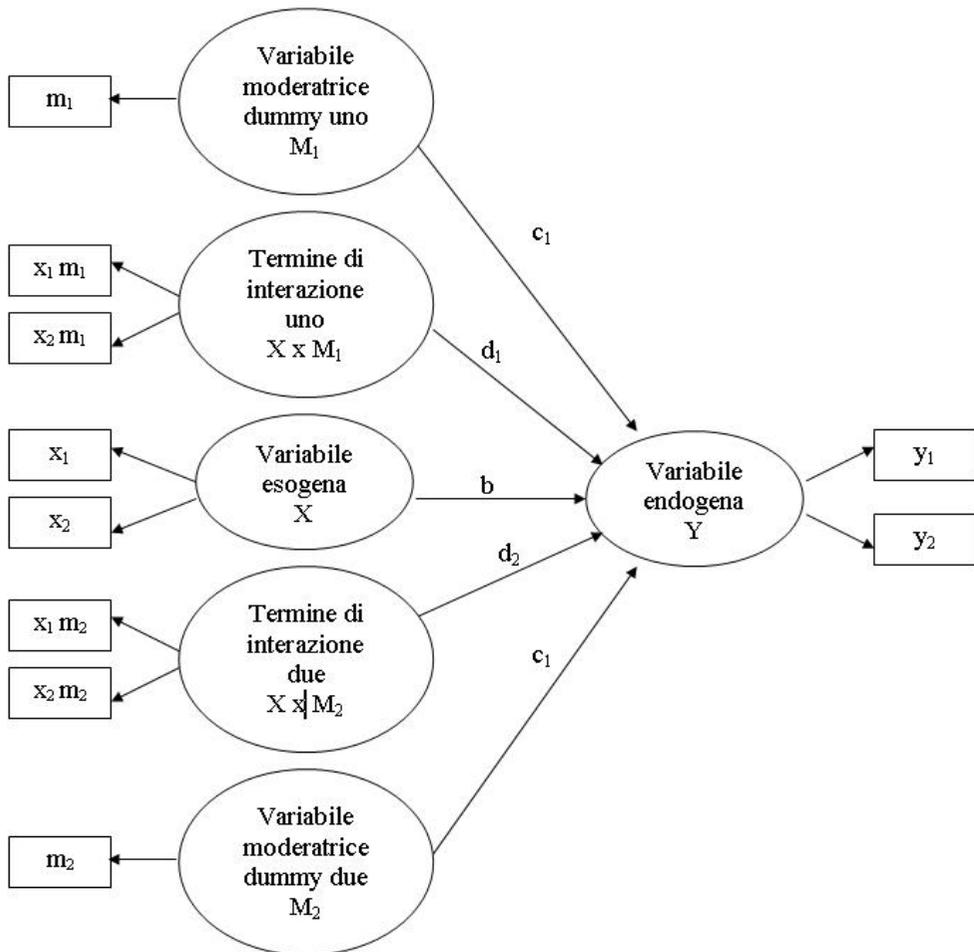


Figura 3.13 – Variabili moderatrici come variabili categoriche con tre categorie

La procedura differisce dall'approccio degli indicatori di prodotto per i modelli di misura riflessivi solo su come le variabili categoriche con più di due categorie devono essere convertite in variabili dicotomiche, così che le condizioni di interazione aggiuntive devono eventualmente essere considerate.

CAPITOLO 4

4. Indagine statistica sulla Customer Satisfaction di un'azienda di trasporto pubblico locale

Al fine di verificare come è percepita da parte degli utenti la qualità dei servizi erogati da un'azienda di trasporto pubblico locale, nel mese di maggio, dal 12 al 18, è stata svolta un'indagine campionaria sulla qualità percepita.

Il lavoro si basa su un numero rilevante di interviste: sono state effettuate 1400 interviste sull'intero sistema gestito dalla azienda di trasporto pubblico locale, lungo un orario compreso nella fascia 7.30 – 22.00.

L'indagine è stata condotta attraverso la somministrazione di 1400 questionari con la tecnica face to face da parte degli intervistatori designati. Si può osservare che i questionari sono stati raccolti uniformemente nelle tre fasce orarie individuate per l'indagine (7.30-11.00 / 12.00-16.00 / 17.00-22.00).

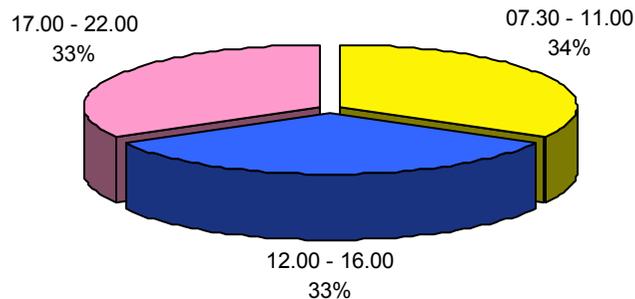


Figura 4.1 - Distribuzione per fasce orarie

4.1. Il campionamento

Tra le diverse tecniche di campionamento si è optato per il campionamento casuale semplice senza reinserimento, si tratta del disegno di campionamento più semplice, tra quelli presenti in letteratura. Tale scelta è dettata dall'esigenza di ottenere un campione di ampiezza data e di far sì che tutte le unità statistiche che compongono la popolazione hanno la stessa probabilità iniziale di entrare a far parte del campione. Nella determinazione del campione, inoltre, gli intervistatori hanno provveduto a non intervistare due volte lo stesso viaggiatore, quindi, non procedendo ad un reinserimento delle unità statistiche nel campione. In effetti, la scelta tra un campione con o senza reinserimento non è molto influente sui risultati dell'indagine, vista anche l'elevata numerosità della popolazione di riferimento.

Nella determinazione della numerosità campionaria è stata ipotizzata una distribuzione binomiale con parametri $p=q=0,5$. Tale scelta è stata effettuata considerando la mancanza di informazioni sui parametri che a parità di livello di confidenza e di errore di campionamento, determinino il campione più numeroso.

4.2. Il questionario

Nell'ambito dell'indagine campionaria una fase importante è la predisposizione del questionario. Il questionario adottato è da ritenersi di tipo breve, disposto su una sola pagina con un tempo medio per la compilazione delle parti di competenze degli utenti di circa 7 minuti.

Il questionario è suddiviso in 5 sezioni:

- nella prima sezione sono richieste all'utente informazioni relative alle motivazioni del viaggio, al titolo di viaggio generalmente utilizzato, nonché al percorso svolto dall'utente a partire dal luogo di origine fino alla destinazione finale;
- nella seconda sezione è presentata una serie di concetti per la valutazione delle caratteristiche del servizio mediante una scala da uno a dieci, dove uno equivale a "per niente soddisfatto", 5 a "mediamente soddisfatto" e 10 a "pienamente soddisfatto";
- nella terza sezione sono richieste informazioni di carattere generale sull'utenza: in particolare l'età, il sesso, la residenza e l'attività professionale;
- la quarta sezione è dedicata ad eventuali osservazioni avanzate dall'utente;
- la quinta sezione è riservata agli intervistatori, nella quale sono annotati la data, l'ora e la stazione di intervista, nonché il nome dell'intervistatore.

Si riporta di seguito il questionario utilizzato:

4.3. Le caratteristiche socio economiche del campione

Le principali caratteristiche del campione intervistato sono descritte attraverso cinque parametri di riferimento: il genere, l'età, la residenza, il titolo di studio e l'attività professionale svolta.

La figura 4.3 mostra la distribuzione degli intervistati per sesso.

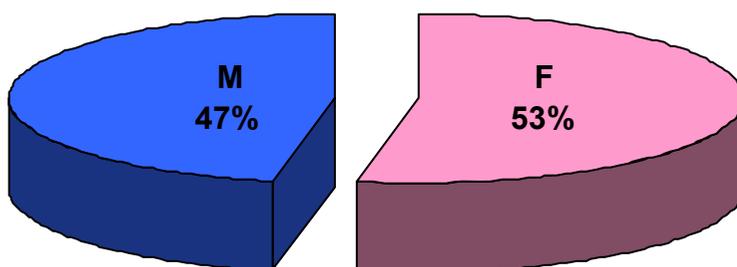


Figura 4.3 - Distribuzione per sesso del campione intervistato

La distribuzione per sesso nel campione mostra una leggera prevalenza delle donne che hanno risposto al questionario sulla "Customer Satisfaction".

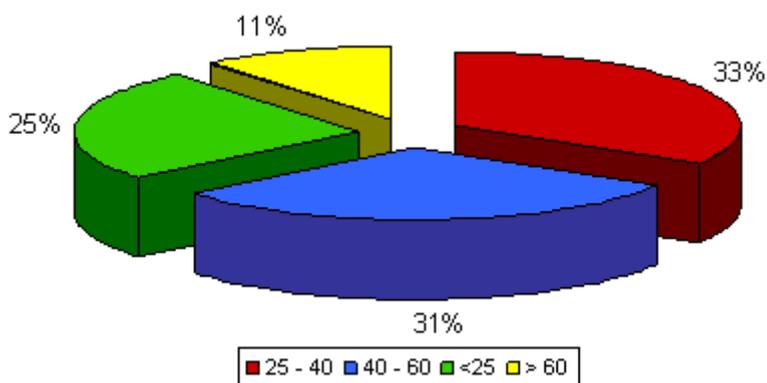


Figura 4.4 - Distribuzione del campione per fasce d'età

La distribuzione per fasce d'età del campione con sente di vedere come fra i 25 ed i 60 anni sia compresa oltre la metà del campione intervistato (64%), e che la percentuale di ultra 60enni sia esigua (11%).

Una variabile interessante che caratterizza il flusso di traffico giornaliero riguarda la provenienza geografica degli intervistati. Si può osservare che la maggior parte dei viaggiatori intervistati è della città di Napoli.

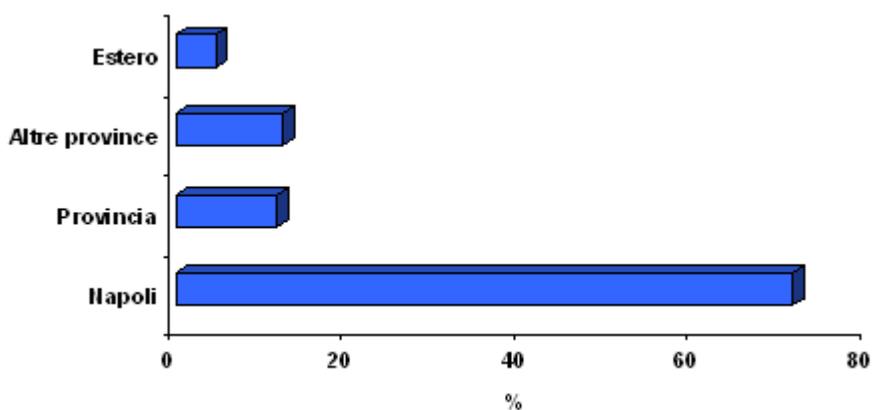


Figura 4.5 - Distribuzione del campione per area di provenienza

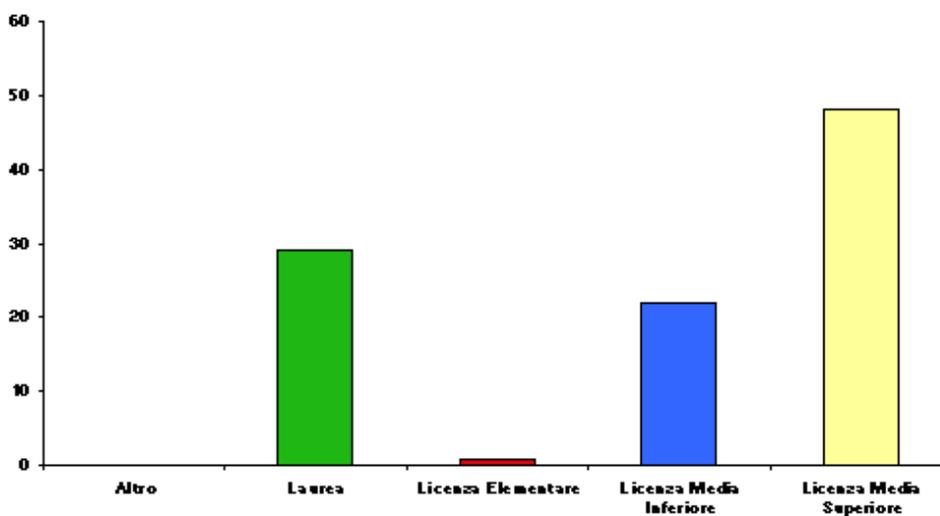


Figura 4.6 - Distribuzione del campione per titolo di studio

Il profilo degli intervistati per titolo di studio presenta un alto livello di scolarizzazione con ben quasi il 30% di laureati e quasi il 50% di diplomati di scuola superiore.

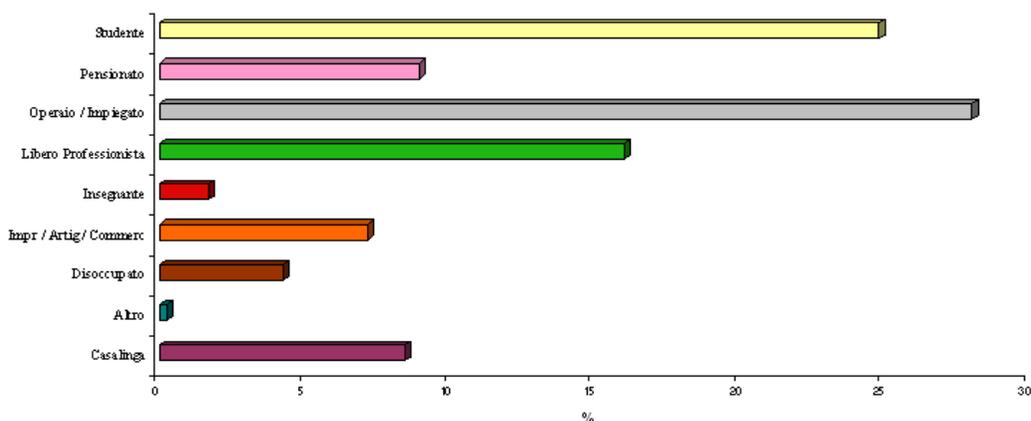


Figura 4.7 - Distribuzione del campione per occupazione

La distribuzione del campione per tipologia di occupazione mostra come i viaggiatori sono costituiti per il quasi il 30% da operai/impiegati e per il 25% circa da studenti. I liberi professionisti costituiscono il 16% degli intervistati, mentre le casalinghe ed i pensionati che rientrano nella cosiddetta popolazione non attiva costituiscono il 18% del campione intervistato.

4.4. Le analisi descrittive dei principali risultati dell'indagine

In questo paragrafo saranno analizzate le risposte al questionario con tecniche descrittive e grafici partendo dal risultato globale, realizzando approfondimenti tramite i risultati parziali per sesso, zona di provenienza, fasce d'età, titolo di studio. La lettura delle risposte al questionario è realizzata domanda per domanda. Si parte sempre dalla risposta globale degli intervistati facenti parte del campione e, se significativamente

differenti, si commenteranno i risultati in base al sesso, le fasce d'età, il titolo di studio, la provenienza geografica, ed eventualmente l'occupazione.

Titolo del viaggio

E' stato chiesto agli intervistati qual è il titolo del viaggio che utilizzano nel corso dei loro spostamenti a bordo del mezzo di trasporto pubblico.

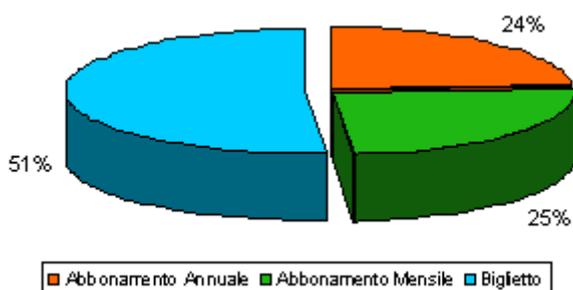


Figura 4.8 - Titolo di viaggio

La risposta alla domanda mostra percentuali quasi simili nell'utilizzo delle due macro categorie di titoli di viaggio: biglietto e abbonamento. Anche nell'ambito dell'utilizzo dell'abbonamento come titolo di viaggio, il campione intervistato si ripartisce quasi in misura uguale tra coloro che utilizzano la forma mensile e coloro che preferiscono quella annuale.

Frequenza del viaggio

Per quanto riguarda la frequenza dell'utilizzo del mezzo di trasporto pubblico da parte del campione intervistato risulta che il 43% lo utilizzano con una frequenza giornaliera ed il 38% con una frequenza settimanale, solo percentuali esigue ne fanno un uso mensile ed annuale. Si tratta dunque di un campione di intervistati che forniscono un quadro significativo della percezione del mezzo di trasporto pubblico utilizzato.

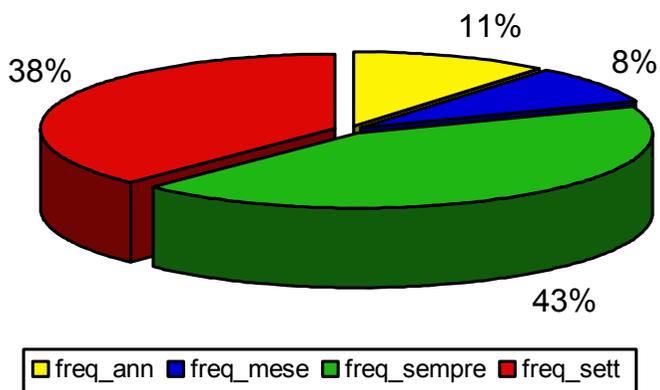


Figura 4.9 - Frequenza di utilizzo

Motivo del viaggio

Il 40% quasi del campione intervistato utilizza il mezzo di trasporto pubblico principalmente per raggiungere il luogo di lavoro ed il 15% circa per raggiungere l'università, ed inoltre quasi il 13% di coloro che utilizzano il mezzo di trasporto pubblico è costituito da turisti; mentre come motivo secondario di utilizzo le percentuali più alte si registrano per lo svago, gli acquisti ed i servizi personali.

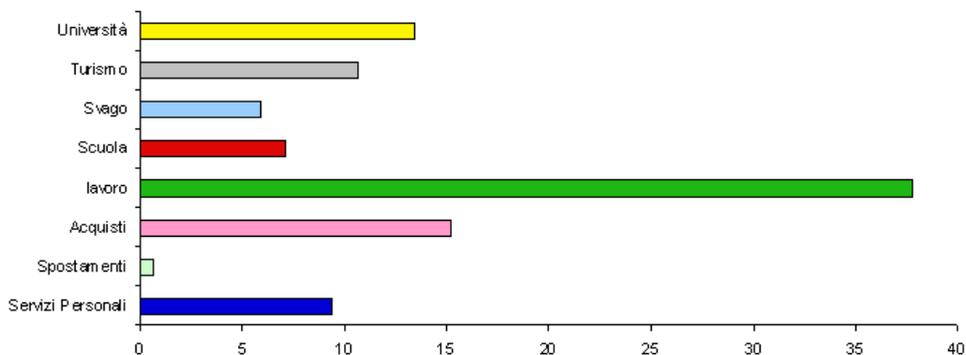


Figura 4.10 - Motivo primario del viaggio

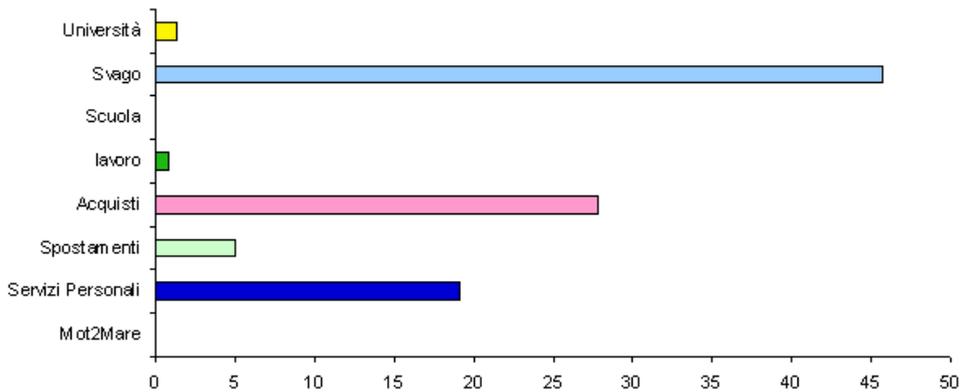


Figura 4.11 - Motivo secondario del viaggio

Descrizione dei percorsi

Questa parte dell'analisi consente di ricostruire il percorso effettuato dal viaggiatore e di individuare le tratte maggiormente percorse, così da fornire importanti indicazioni per orientare scelte aziendali di potenziamento del servizio. Può rappresentare un dato interessante, soprattutto se letto in correlazione con i giudizi sul servizio di trasporto pubblico, conoscere le località di partenza dei viaggiatori intervistati.

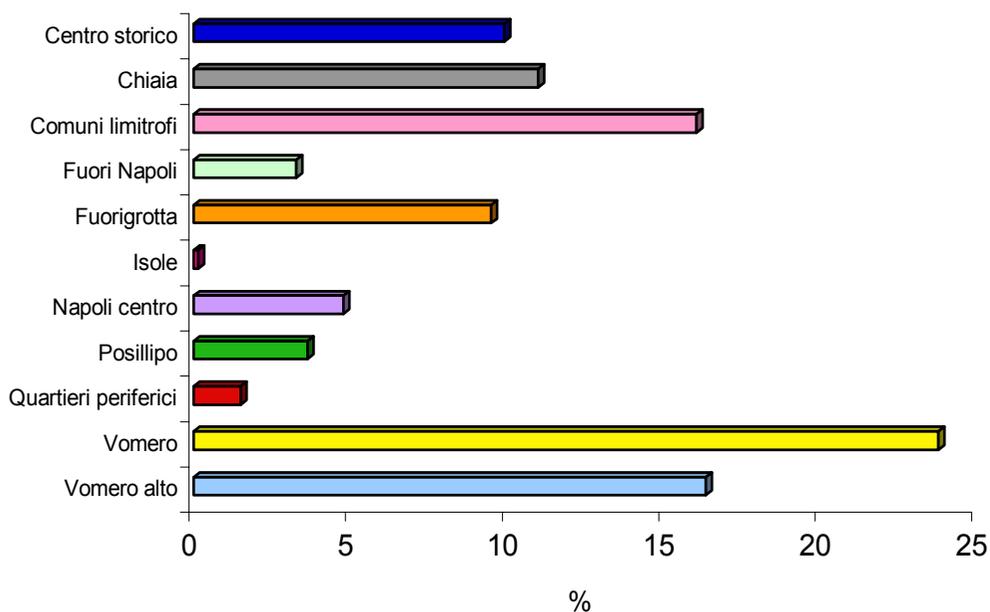


Figura 4.12- Origine del viaggio

Dalla suddetta figura emerge che le percentuali più alte dei viaggiatori intervistati iniziano il loro viaggio dal Vomero (24%), dal Vomero Alto e dai comuni limitrofi di Napoli (16%), seguono con percentuali più esigue coloro che partono dal centro storico e da Napoli centro.

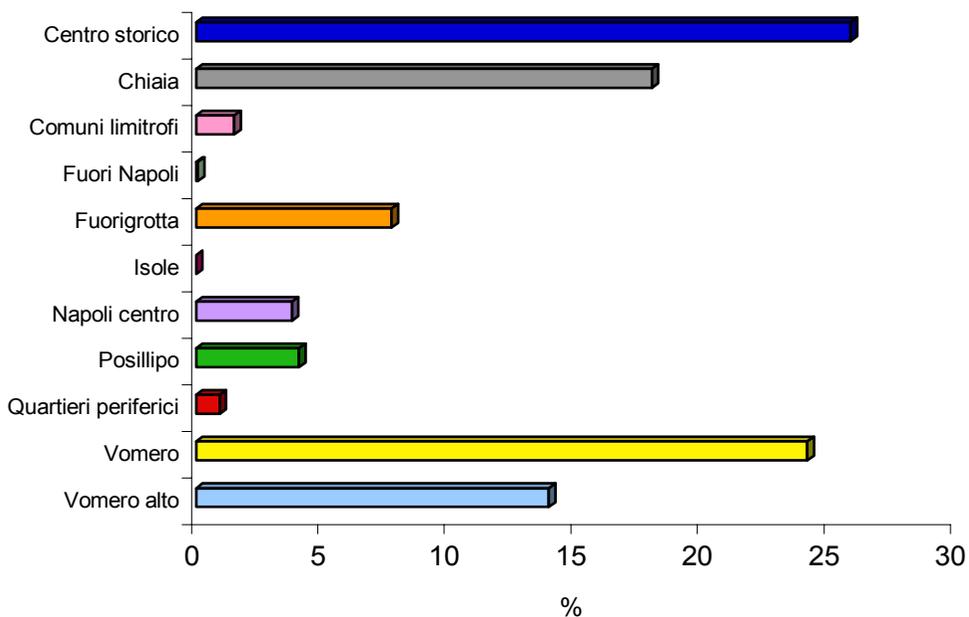


Figura 4.13 – Destinazione del viaggio

Le zone del centro storico (quasi 30%), del Vomero (25%), di Chiaia (20%) e del Vomero alto (quasi 15%) rappresentano le mete prescelte come luoghi di destinazione del viaggio.

Utilizzo di altri mezzi di trasporto durante il viaggio

Dall'analisi dei dati relativamente all'utilizzo di altri mezzi durante il viaggio, emerge che il 32% degli utenti utilizza bus o tram, mentre il 26% non utilizza altri mezzi durante il viaggio

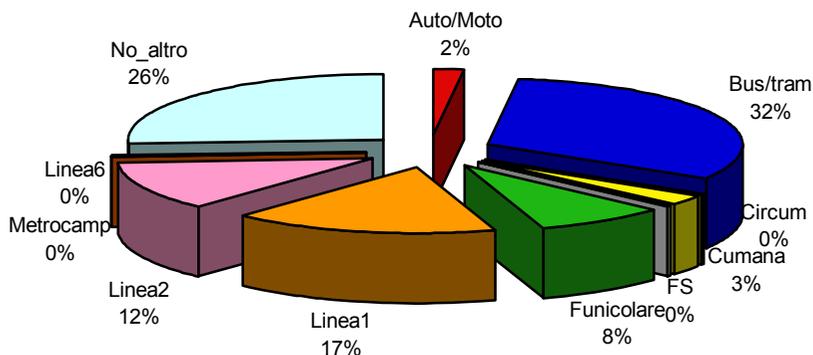


Figura 4.14 - Utilizzo di altri mezzi durante il viaggio

Gli intervistati sono stati chiamati ad esprimere un punteggio da 1 a 10, dove gli estremi corrispondono ad insoddisfazione e ad elevata soddisfazione nei confronti degli aspetti del servizio di trasporto analizzati.

Variabili		Numero osservazioni	Numero dati mancanti	Media (μ)	Deviazione standard (σ)
ATTESE	Sicurezza	1400	0	9,719	0,617
	Pulizia	1400	0	9,361	0,898
	Confortevolezza	1400	0	9,196	1,044
	Accesso alle informazioni	1400	0	9,167	1,068
	Professionalità e cortesia personale	1400	1	9,237	1,067
	Frequenza	1400	0	9,423	0,895
	Regolarità	1400	0	9,446	0,881
	Interscambio	1400	1	9,299	0,991
	Rapporti con la clientela	1400	0	9,210	1,084
	Funzionamento impianti sollevamento	1400	0	9,322	0,947
	Qualità complessiva	1400	0	9,489	0,870
	QUALITA' PERCEPITA PROCESSO / SERVIZIO	Sicurezza del viaggio	1400	1	7,658
Sicurezza personale e patrimoniale		1400	1	6,908	2,007
Pulizia treni		1400	0	6,655	1,890
Pulizia stazioni		1400	0	6,664	1,894
Confortevolezza		1400	3	6,648	1,837
Frequenza		1400	7	6,643	1,894
Regolarità		1400	10	6,693	1,889

	Interscambio	1400	73	6,644	1,859
	Funzionamento impianti sollevamento	1400	24	6,828	1,786
	Qualità complessiva	1400	0	6,939	1,462
QUALITA' PERCEPITA CUSTOMER CARE	Professionalità e cortesia personale	1400	100	6,557	1,687
	Sito internet	1400	700	6,323	2,079
	Informazioni sul servizio	1400	214	6,072	2,037
	Informazioni su interruzioni del servizio	1400	210	6,104	2,099
	Rapporti con la clientela	1400	89	6,306	1,530
	Call center	1400	636	6,623	1,571
	Qualità complessiva	1400	117	6,367	1,416
VALORE PERCEPITO	Valore percepito rispetto al prezzo	1400	5	6,561	1,820
IMMAGINE	Rispetto dell'ambiente	1400	241	6,289	1,855
	Innovazione del servizio	1400	137	6,307	1,921
	Impegno nella diffusione della cultura e dell'arte	1400	120	6,613	1,810
	Incentivo utilizzo mezzo pubblico	1400	109	6,332	2,037
	Confronto con altre aziende di trasporto	1400	41	7,026	1,717
	Servizi per disabili	1400	118	6,204	1,976
SODDISFAZIONE COMPARATA	Soddisfazione rispetto alle aspettative	1400	1	6,175	1,694
	Soddisfazione rispetto ad altri servizi di trasporto	1400	23	7,377	1,675
	Soddisfazione rispetto all'ideale	1400	4	5,825	1,874
FEDELTA'	Utilizzo alternativo di altri mezzi di trasporto	1400	22	4,269	2,348
	Utilizzo alternativo di mezzi privati	1400	11	4,490	2,617
	Consiglio all'utilizzo del servizio di trasporto	1400	5	8,120	1,655
RECLAMI	Esigenza di reclamare	1400	0	3,122	2,571
	Soddisfazione della risposta	1400	888	6,381	1,758

Tabella 4.3 – Statistiche descrittive delle variabili quantitative analizzate

Dalla tabella su esposta emerge che mediamente le attese dei viaggiatori sono molto alte, al di sopra del 9 in una scala da 1 a 10, con una deviazione standard molto bassa.

Per quanto riguarda la qualità percepita in termini di servizio, i livelli di soddisfazione espressi sono mediamente alti, al di sopra della sufficienza; mentre per quanto riguarda la customer care molti sono i viaggiatori che ignorano l'esistenza di un sito internet e di un servizio call center dell'azienda di trasporto pubblico.

L'esigenza di reclamare è mediamente bassa, pari a tre su una scala da uno a dieci, e ciò impatta positivamente sulla fedeltà, che difatti è mediamente alta.

La variabile soddisfazione comparata, invece, risulta mediamente alta rispetto alle attese, e molto più bassa rispetto all'ideale.

4.5. L'analisi della Customer Satisfaction con il PLS Path Modeling

L'analisi dei singoli elementi è poi rielaborata in una visione globale attraverso il modello ECSI (European Customer Satisfaction Index) di misurazione della soddisfazione del cliente. Il PLS Path Modeling è applicato ampiamente nell'ambito della customer satisfaction, esso può dimostrarsi un aiuto prezioso nelle decisioni aziendali e, in più, particolarmente critico quando si tratta di analizzare il livello di customer satisfaction del prodotto o servizio offerto dall'impresa. Quest'attitudine dell'impresa è divenuta sempre più prioritaria in seguito all'aumento della capacità di spesa dei consumatori e dell'accresciuta concorrenza su scala mondiale.

Il modello ECSI descritto nella figura 4.15 è un adattamento dello Swedish Customer Satisfaction Barometer (Fornell, 1992) ed è confrontabile con l' American Customer Satisfaction Index. Questo modello è importante per la stima, della principale variabile obiettivo, ovvero per la stima dell'indice di soddisfazione dei consumatori (CSI). L'indice europeo per la soddisfazione dei consumatori (ECSI "European Customer Satisfaction Index") è un indicatore economico per la misurazione della soddisfazione dei consumatori. Un modello statistico specifico, basato su ben note teorie sul comportamento del consumatore, è stato derivato per ECSI.

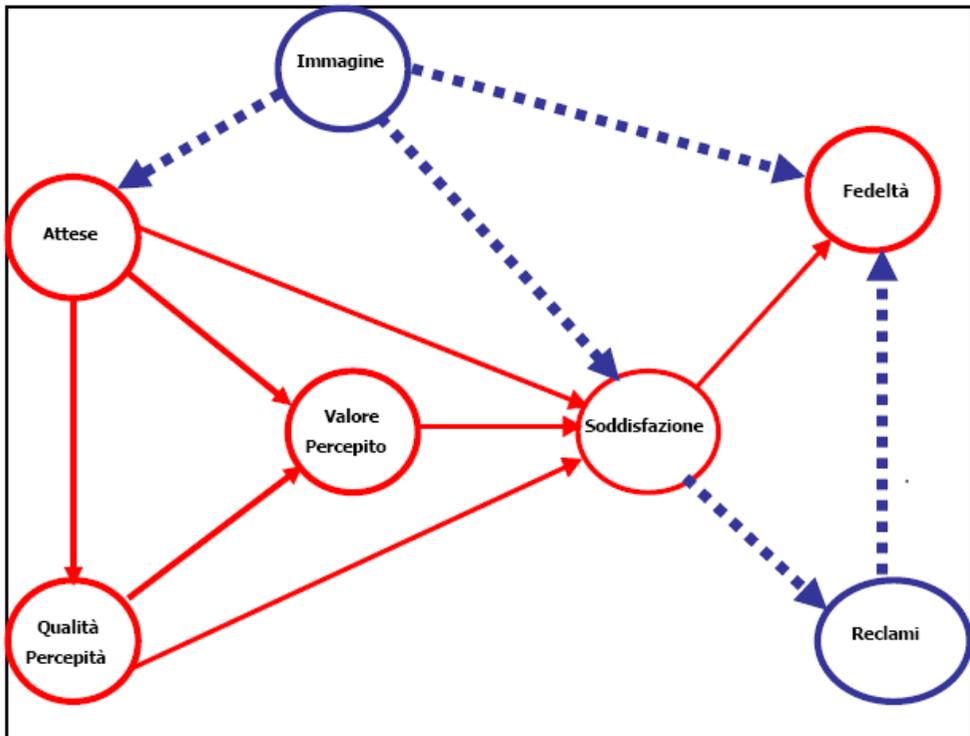


Figura 4.15 - Modello delle relazioni causali che descrivono fattori trainanti e conseguenze della Customer Satisfaction.

In questo modello, la soddisfazione dei clienti è intesa come un costrutto (o concetto) di natura multidimensionale non direttamente osservabile/misurabile legato da relazioni di causalità con altri costrutti (immagine, attese, qualità percepita, valore percepito, fedeltà e reclami) anch'essi non direttamente osservabili. Lo studio di relazioni complesse tra numerosi costrutti o variabili latenti e la misurazione di queste ultime si effettua per mezzo di un modello di causalità per il quale è necessario:

- 1) specificare le relazioni tra le variabili latenti (modello strutturale rappresentato in Figura 4.15 che rappresentano i diversi concetti a cui si è interessati);
- 2) definire l'insieme di variabili manifeste (domande del questionario) direttamente osservate che sono considerate come indicatori di una o più variabili latenti;
- 3) definire le relazioni che legano i concetti alle rispettive domande inserite nel questionario (modello di misurazione).

Nella parte strutturale del modello ECSI, descritto in Figura 4.15, la parte in rosso costituisce il modello ridotto rispetto a quello completo che comprende anche la parte in blu, cosiddetta opzionale. Un insieme di variabili manifeste è associato a ciascuna variabile latente. L'intero modello è importante per la determinazione delle due variabili latenti obiettivo (target): l'indice di soddisfazione dei consumatori (customer satisfaction) e l'indice di fedeltà.

Nella tabella 4.4, si riportano le variabili manifeste (domande del questionario) che descrivono ciascuna variabile latente nelle diverse sezioni del questionario somministrato ai viaggiatori che utilizzano il mezzo di trasporto pubblico. L'ipotesi alla base di queste relazioni (che globalmente costituiscono il modello di misurazione) consiste nel considerare ciascuna variabile manifesta come la riflessione nella realtà (e pertanto direttamente osservabile) del costrutto teorico rappresentato dalla variabile latente o concetto (non direttamente osservabile) a cui è associata.

Concetti di interesse	Variabili Manifeste (Indicatori)
ATTESE	Sicurezza Pulizia Confortevolezza Accesso alle informazioni Professionalità e cortesia personale Frequenza Regolarità Interscambio Rapporti con la clientela Funzionamento impianti sollevamento Qualità complessiva
QUALITA' PERCEPITA PROCESSO / SERVIZIO	Sicurezza del viaggio Sicurezza personale e patrimoniale Pulizia treni Pulizia stazioni Confortevolezza Frequenza Regolarità Interscambio Funzionamento impianti sollevamento Qualità complessiva
QUALITA' PERCEPITA CUSTOMER CARE	Professionalità e cortesia personale Sito internet Informazioni sul servizio Informazioni su interruzioni del servizio Rapporti con la clientela

	Call center Qualità complessiva
VALORE PERCEPITO	Valore percepito rispetto al prezzo
IMMAGINE	Rispetto dell'ambiente Innovazione del servizio Impegno nella diffusione della cultura e dell'arte Incentivo utilizzo mezzo pubblico Confronto con altre aziende di trasporto Servizi per disabili
SODDISFAZIONE	Soddisfazione rispetto alle aspettative Soddisfazione rispetto ad altri servizi di trasporto Soddisfazione rispetto all'ideale
FEDELTA'	Utilizzo alternativo di altri mezzi di trasporto Utilizzo alternativo di mezzi privati Consiglio all'utilizzo del servizio di trasporto
RECLAMI	Esigenza di reclamare Soddisfazione della risposta

Tabella 4.4 – Modello di misurazione per la Customer Satisfaction di un'azienda di trasporto pubblico locale

Tutte le variabili manifeste sono osservate su di una scala ordinale che va da 1 a 10. Il livello 1 esprime un punto di vista molto negativo sulla caratteristica del servizio di trasporto pubblico offerto, mentre il livello 10 esprime un'opinione estremamente positiva.

Prima di passare alla stima delle relazioni tra i concetti e dei punteggi individuali per ciascuno di essi, è necessario verificare, sulla base dei dati osservati, se ciascun blocco (insieme di variabili manifeste e concetto ad esse associato) sia unidimensionale, e cioè se tutte le variabili manifeste del blocco siano la riflessione di un unico concetto (consistenza interna). La consistenza interna di ciascun blocco è valutata per mezzo dell'indice ρ di Dillon-Goldstein. Occorre che questo indice sia superiore a 0,7 perché la

consistenza interna sia verificata¹⁸. Nel nostro caso l'indice è sempre ampiamente superiore della soglia prefissata, come evidenziato nella tabella seguente, per cui l'ipotesi di una relazione riflessiva tra i concetti che si intendono misurare e gli indicatori realmente misurati nel questionario è confortata dall'evidenza empirica dei dati osservati.

Variabili latenti	Dimensione blocco	Indice p di Dillon-Goldstein
ATTESE	11	0,972
QUALITA' PERCEPITA PROCESSO / SERVIZIO	10	0,952
QUALITA' PERCEPITA CUSTOMER CARE	5	0,930
VALORE PERCEPITO	1	n.c.
IMMAGINE	6	0,913
SODDISFAZIONE	3	0,902
FEDELTA'	3	0,784
RECLAMI	1	n.c.

Tabella 4.5 – Consistenza interna dei blocchi

Si fa notare che per le variabili valore percepito e reclami l'indice p di Dillon-Goldstein non ha alcun valore, nella misura in cui le due variabili latenti sono misurate da un solo indicatore, per cui non occorre verificarne l'unidimensionalità, mentre per la fedeltà che è misurata da tre indicatori, sono stati invertiti i primi due indicatori in modo che al valore più basso corrisponde la minima fedeltà ed al valore più alto la massima fedeltà, in modo tale che i tre indicatori sono tutti correlati positivamente al suddetto costrutto.

¹⁸ La consistenza interna di ciascun blocco di variabili manifeste delle rispettive variabili latenti è stata valutata per mezzo dell'indice p di Dillon-Goldstein anche nelle tre successive analisi locali condotte sui diversi gruppi di viaggiatori: possessori di biglietto, di abbonamento mensile e di abbonamento annuale. Suddetto indice è risultato sempre, in tutte le suddette analisi locali, ampiamente superiore alla soglia prefissata di 0,7, soglia minima necessaria affinché sia verificata la consistenza interna dei blocchi.

La stima del modello

Si procede poi alla stima dei seguenti elementi del modello:

- 1) i pesi che legano ciascun indicatore al concetto che intende misurare;
- 2) i coefficienti che legano i concetti tra di loro;
- 3) i punteggi individuali dei concetti per ciascun viaggiatore intervistato.

E' opportuno a questo punto sottolineare che la base dei dati presenta numerosi dati mancanti che non permetterebbero una stima dei punteggi individuali per i diversi concetti che sia stabile e confrontabile tra i diversi concetti stessi. Piuttosto che eliminare gli individui e/o gli indicatori con dati mancanti si è proceduto ad un'imputazione coerente di questi dati rispetto all'obiettivo del modello con il criterio del vicino più vicino (nearest-neighbors), metodo di imputazione delle mancate risposte per dati quantitativi. Questo approccio, molto comune per predire i valori da imputare condizionatamente ai valori di variabili ausiliare, consiste nell'introdurre un concetto di somiglianza tra le unità, basato su un'opportuna funzione di distanza, definita sulle variabili ausiliarie. Per ciascun ricevente la scelta del donatore da cui prelevare i valori è limitata a quelle unità che minimizzano la funzione di distanza.

Il suddetto criterio di imputazione adottato non ha modificato sostanzialmente l'analisi del modello, come emerge dalle statistiche descrittive della seguente tabella:

Concetti di interesse	Variabili Manifeste (Indicatori)	Dati mancanti non trattati		Dati mancanti trattati	
		Media (μ)	Deviazione standard (σ)	Media (μ)	Deviazione standard (σ)
ATTESE	Sicurezza	9,719	0,617	9,719	0,617
	Pulizia	9,361	0,898	9,361	0,898
	Confortevolezza	9,196	1,044	9,196	1,044
	Accesso alle informazioni	9,167	1,068	9,167	1,068
	Professionalità e cortesia personale	9,237	1,067	9,236	1,067
	Frequenza	9,423	0,895	9,423	0,894
	Regolarità	9,446	0,881	9,446	0,881
	Interscambio	9,299	0,991	9,298	0,991

	Rapporti con la clientela	9,210	1,084	9,210	1,084
	Funzionamento impianti sollevamento	9,322	0,947	9,322	0,947
	Qualità complessiva	9,489	0,870	9,489	0,870
QUALITA' PERCEPITA PROCESSO / SERVIZIO	Sicurezza del viaggio	7,658	1,692	7,654	1,700
	Sicurezza personale e patrimoniale	6,908	2,007	6,908	2,005
	Pulizia treni	6,655	1,890	6,655	1,889
	Pulizia stazioni	6,664	1,894	6,664	1,893
	Confortevolezza	6,648	1,837	6,649	1,835
	Frequenza	6,643	1,894	6,640	1,893
	Regolarità	6,693	1,889	6,688	1,887
	Interscambio	6,644	1,859	6,651	1,842
	Funzionamento impianti sollevamento	6,828	1,786	6,834	1,778
		Qualità complessiva	6,939	1,462	6,939
QUALITA' PERCEPITA CUSTOMER CARE	Professionalità e cortesia personale	6,557	1,687	6,558	1,661
	Informazioni sul servizio	6,072	2,037	5,991	1,997
	Informazioni su interruzioni del servizio	6,104	2,099	6,026	2,031
	Rapporti con la clientela	6,306	1,530	6,281	1,519
	Qualità complessiva	6,367	1,416	6,359	1,410
VALORE PERCEPITO	Valore percepito rispetto al prezzo	6,561	1,820	6,559	1,818
IMMAGINE	Rispetto dell'ambiente	6,289	1,855	6,216	1,794
	Innovazione del servizio	6,307	1,921	6,249	1,886
	Impegno nella diffusione della cultura e dell'arte	6,613	1,810	6,601	1,779
	Incentivo utilizzo mezzo pubblico	6,332	2,037	6,279	2,015
	Confronto con altre aziende di trasporto	7,026	1,717	7,001	1,718
	Servizi per disabili	6,204	1,976	6,189	1,946
SODDISFAZIONE	Soddisfazione rispetto alle aspettative	6,175	1,694	6,178	1,696
	Soddisfazione rispetto ad altri servizi di trasporto	7,377	1,675	7,373	1,674
	Soddisfazione rispetto all'ideale	5,825	1,874	5,826	1,871
FEDELTA'	Utilizzo alternativo di altri mezzi di trasporto	4,269	2,348	6,731	2,343
	Utilizzo alternativo di mezzi privati	4,490	2,617	6,507	2,615
	Consiglio all'utilizzo del servizio di trasporto	8,120	1,655	8,119	1,654
RECLAMI	Esigenza di reclamare	3,122	2,571	3,122	2,570

Tabella 4.6– Indicatori e statistiche semplici delle variabili latenti

Si fa notare che sono stati eliminati dall'analisi PLS-PM gli indicatori: sito internet e servizio di call center aziendale, in quanto sono pochissimi i

viaggiatori intervistati che ne sono a conoscenza; analogamente è stato eliminato anche l'indicatore relativo alla soddisfazione della risposta ai reclami, in quanto è filtrato dall'indicatore sull'esigenza di reclamare, e presenta molti dati mancanti. Nel modello di analisi globale l'indice GoF (Goodness of Fit), indice che fornisce una misura globale di bontà di adattamento del modello, tenendo conto sia della parte esterna che di quella interna e che varia tra 0 ed 1 e tanto più è alto tanto migliore è il modello, è pari a 0,340, mentre il GoF relativo è pari a 0,761, abbastanza alto e dipende più dal modello esterno 0,982 che da quello interno 0,775¹⁹.

La stima dei pesi degli indicatori

Si procede alla stima dei pesi degli indicatori perché è importante conoscere, per ciascun indicatore o variabile manifesta, il peso nella costruzione del concetto latente ad esso associato. Il peso rappresenta il contributo dell'indicatore (in altri termini, la sua importanza) nella costruzione della variabile latente a cui è legato.

I pesi possono essere utilizzati per comprendere quali sono gli indicatori più importanti nella costruzione dell'indice globale. Nel caso della Soddisfazione, per esempio, il primo ed il terzo indicatore hanno una importanza maggiore rispetto al secondo indicatore nella costruzione della suddetta variabile latente.

¹⁹ Le misure dell'indice GoF assoluto e relativo rilevate per il modello di analisi globale di customer satisfaction, sono più o meno confermate anche nelle analisi locali dei tre gruppi di viaggiatori analizzati.

Concetti di interesse	Variabili Manifeste (Indicatori)	Weights esterni	Weights esterni normalizzati	Loadings standardizzati	Comunalità	Comunalità media
ATTESE	Sicurezza	0,086	0,072	0,713	0,508	0,745
	Pulizia	0,105	0,087	0,871	0,758	
	Confortevolezza	0,097	0,081	0,898	0,806	
	Accesso alle informazioni	0,133	0,111	0,912	0,831	
	Professionalità e cortesia personale	0,136	0,113	0,894	0,799	
	Frequenza	0,110	0,091	0,871	0,758	
	Regolarità	0,106	0,088	0,869	0,755	
	Interscambio	0,106	0,089	0,878	0,770	
	Rapporti con la clientela	0,120	0,100	0,882	0,778	
	Funzionamento impianti sollevamento	0,107	0,089	0,878	0,771	
	Qualità complessiva	0,095	0,079	0,811	0,658	
QUALITA' PERCEPITA PROCESSO / SERVIZIO	Sicurezza del viaggio	0,052	0,078	0,646	0,417	0,666
	Sicurezza personale e patrimoniale	0,066	0,098	0,770	0,594	
	Pulizia treni	0,066	0,098	0,856	0,732	
	Pulizia stazioni	0,068	0,101	0,860	0,740	
	Confortevolezza	0,072	0,108	0,857	0,735	
	Frequenza	0,073	0,109	0,859	0,738	
	Regolarità	0,074	0,111	0,871	0,758	
	Interscambio	0,072	0,107	0,801	0,641	
	Funzionamento impianti sollevamento	0,065	0,097	0,741	0,549	
	Qualità complessiva	0,063	0,094	0,872	0,760	
QUALITA' PERCEPITA CUSTOMER CARE	Professionalità e cortesia personale	0,131	0,195	0,780	0,609	0,718
	Informazioni sul servizio	0,146	0,218	0,893	0,797	
	Informazioni su interruzioni del servizio	0,153	0,229	0,894	0,800	
	Rapporti con la clientela	0,126	0,188	0,838	0,703	
	Qualità complessiva	0,115	0,171	0,827	0,684	
VALORE PERCEPITO	Valore percepito rispetto al prezzo	0,550	1,000	1,000		1,000
IMMAGINE	Rispetto dell'ambiente	0,111	0,164	0,808	0,652	0,632
	Innovazione del servizio	0,127	0,187	0,843	0,711	
	Impegno nella diffusione della cultura e dell'arte	0,085	0,126	0,739	0,546	
	Incentivo utilizzo mezzo pubblico	0,088	0,130	0,793	0,628	
	Confronto con altre aziende di trasporto	0,134	0,199	0,777	0,603	
	Servizi per disabili	0,131	0,194	0,807	0,652	

SODDISFAZIONE	Soddisfazione rispetto alle aspettative	0,221	0,336	0,914	0,836	0,750
	Soddisfazione rispetto ad altri servizi di trasporto	0,199	0,304	0,765	0,585	
	Soddisfazione rispetto all'ideale	0,236	0,360	0,910	0,829	
FEDELTA'	Utilizzo alternativo di altri mezzi di trasporto	0,068	0,095	0,417	0,174	0,409
	Utilizzo alternativo di mezzi privati	0,134	0,188	0,505	0,255	
	Consiglio all'utilizzo del servizio di trasporto	0,512	0,717	0,893	0,797	
RECLAMI	Esigenza di reclamare	0,389	1,000	1,000		1,000

Tabella 4.7 – Stime delle relazioni esterne del modello di Customer Satisfaction di un'azienda di trasporto pubblico locale

Con riferimento, invece, alla costruzione degli altri concetti, la Tabella 4.7 induce alle seguenti considerazioni:

- gli indicatori che hanno un peso maggiore nella costruzione della variabile latente attese sono la professionalità e cortesia del personale, l'accesso alle informazioni ed i rapporti con la clientela, mentre la sicurezza e la qualità complessiva sono le variabili manifeste che influenzano di meno la suddetta variabile latente;
- gli indicatori più importanti nella determinazione dell'immagine sono il confronto rispetto ai servizi di trasporto offerti da altre aziende ed i servizi per disabili;
- l'indicatore che ha un peso maggiore nella costruzione della variabile latente Customer Care è l'informazione su interruzioni del servizio;
- l'indicatore più importante nella determinazione della fedeltà è il terzo indicatore, il consigliare ad altri l'utilizzo del servizio di trasporto pubblico.

Per tutti gli altri concetti, non esiste una differenza sostanziale nell'importanza attribuita dai viaggiatori ai diversi indicatori che li compongono.

Nella tabella 4.7 sono riportati anche gli indici di comunalità per ogni variabile manifesta e gli indici di comunalità media per ogni blocco di variabili manifeste; in particolare, quest'indice misura quanto della variabilità della variabile manifesta nel blocco è spiegata dalla propria variabile latente (o quanto, nel caso dell'indice di comunalità media, della variabilità del blocco di variabili manifeste è spiegata dalla propria variabile latente), quindi misura la bontà di descrizione delle variabili manifeste delle

rispettive variabili latenti sottostanti. In particolare dalla tabella 4.7 emerge che il primo indicatore, la sicurezza, del concetto latente attese ed il primo indicatore, la sicurezza del viaggio, del concetto latente qualità percepita processo/servizio presentano la comunalità più bassa rispetto alle altre variabili manifeste del rispettivo blocco; mentre nei blocchi di variabili manifeste delle variabili latenti immagine e soddisfazione sono il terzo ed il secondo indicatore, rispettivamente impegno nella diffusione della cultura e dell'arte e soddisfazione rispetto ad altri servizi di trasporto, a presentare la comunalità più bassa. Per quanto concerne, invece, la comunalità media, media di tutte le correlazioni al quadrato tra ogni variabile manifesta e la corrispondente variabile latente, questa è abbastanza alta per tutti i blocchi di indicatori, la più bassa (0,409) si rileva per il blocco di variabili manifeste del concetto latente fedeltà.

Queste considerazioni sono molto utili al fine di individuare i fattori di maggiore criticità e così stabilire una strategia atta a migliorare i punteggi dei viaggiatori rispetto ad un target stabilito. Infatti, utilizzando congiuntamente l'informazione fornita dai pesi degli indicatori e le relazioni stimate, di seguito, nel modello strutturale, è possibile simulare la reazione del livello di Customer Satisfaction rispetto a cambiamenti nel livello degli indicatori che possono essere indotti da opportune politiche adottate dall'azienda di trasporto pubblico locale.

La stima delle relazioni tra i concetti o variabili latenti (relazioni strutturali o interne)

Il modello strutturale nella Figura 4.16 riassume le diverse regressioni strutturali stimate per il modello di Customer Satisfaction. I valori sulle frecce rappresentano i coefficienti di regressione standardizzati (i coefficienti path che connettono le variabili latenti fra di loro e rappresentano quindi le relazioni che intercorrono tra le suddette variabili) e quindi l'impatto diretto di ciascun concetto esplicativo, esogeno o endogeno, sui concetti endogeni a cui è legato da un vincolo di causalità. Nel modello specifico analizzato di Customer Satisfaction di un'azienda di trasporto pubblico locale, vi è un solo concetto latente esogeno, indipendente da tutti gli altri concetti latenti del modello, ed è l'immagine, mentre tutti gli altri concetti sono endogeni e quindi influenzano le altre variabili manifeste del modello, ma a loro volta ne sono influenzati. Rispetto alla Figura 4.15, la Figura 4.16 rappresenta solo quei legami strutturali i cui

coefficienti di impatto sono risultati statisticamente significativi sulla base dei dati osservati, infatti il legame del valore percepito con le attese non è significativo, per cui è stato rimosso.

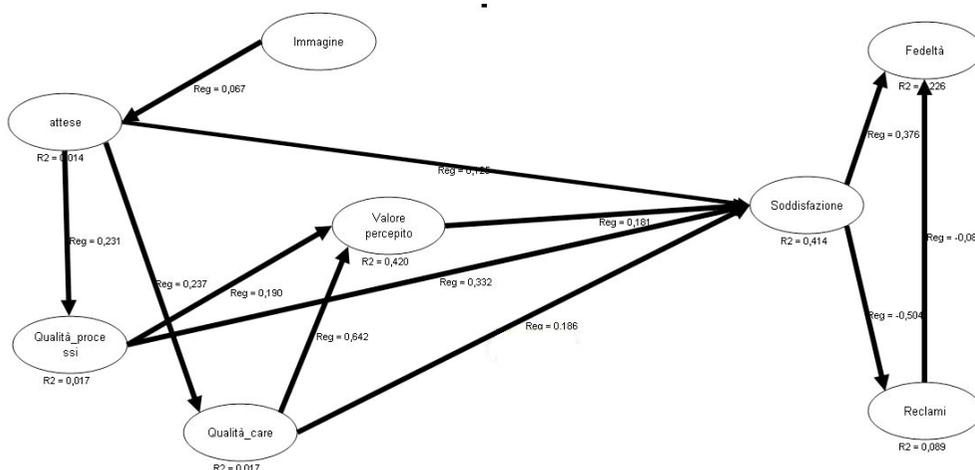


Figura 4.16 – Stima del modello strutturale di Customer Satisfaction di un'azienda di trasporto pubblico locale

Tra le otto variabili latenti che compongono il modello, la Soddissfazione dei viaggiatori e la Fedeltà rappresentano le variabili obiettivo di maggiore interesse per la nostra analisi. Le altre variabili latenti sono invece interessanti quali fattori trainanti della Soddissfazione e della Fedeltà, o, come nel caso dei reclami, quale conseguenza della Soddissfazione.

Variabili endogene	Variabili esogene / endogene	Path coefficients	p value	R ²
ATTESE	Immagine	0,067	0,000	0,014
QUALITA' PERCEPITA PROCESSO / SERVIZIO	Attese	0,231	0,000	0,017
QUALITA' PERCEPITA CUSTOMER CARE	Attese	0,237	0,000	0,017
VALORE PERCEPITO	Qualità percepita processi / servizio	0,190	0,000	0,084
	Qualità percepita Customer Care	0,642	0,000	0,336

SODDISFAZIONE	Attese	0,125	0,001	0,010
	Qualità percepita processi / servizio	0,332	0,000	0,190
	Qualità percepita Customer Care	0,186	0,000	0,103
	Valore percepito	0,181	0,000	0,110
RECLAMI	Soddisfazione	-0,504	0,000	0,089
FEDELTA'	Soddisfazione	0,376	0,000	0,186
	Reclami	-0,081	0,000	0,041

Tabella 4.8 – Stime delle relazioni strutturali o interne del modello di Customer Satisfaction di un'azienda di trasporto pubblico locale

La lettura della Figura 4.16, confrontata anche con il modello in Figura 4.15, e della tabella 4.8, conduce, tra l'altro, alle seguenti considerazioni più significative relative ai viaggiatori:

- 1) l'immagine non esercita un'influenza diretta sul livello di Customer Satisfaction (Soddisfazione dei viaggiatori) ma piuttosto un'influenza mediata dalle attese con un coefficiente di impatto indiretto pari a 0,019;
- 2) le attese sono influenzate direttamente solo dalla variabile latente esogena immagine con un coefficiente di impatto pari a 0,067;
- 3) il valore percepito non è influenzato direttamente dalle attese, il legame infatti tra questi due concetti non essendo significativo è stato rimosso, ma è influenzato indirettamente per mezzo delle variabili latenti qualità percepita processo/servizio e qualità customer care, da quest'ultima, in particolare, il valore percepito è ben spiegato direttamente con un coefficiente di impatto molto elevato pari a 0,642;
- 4) le variabili latenti qualità percepita processo/servizio e qualità percepita customer care sono molto importanti nella determinazione della Soddisfazione con coefficienti di impatto diretti alti, rispettivamente 0,332 e 0,186, e con i più alti coefficienti di impatto totale, rispettivamente 0,366 e 0,302;
- 5) la Customer Satisfaction (Soddisfazione dei viaggiatori), variabile obiettivo di cui il modello riesce a spiegare, nonostante la sua complessità, ben il 41% della variabilità totale) è influenzata in maniera diretta dal valore percepito, dalle attese, dalla qualità dei processi e dalla qualità della customer care, ed

in maniera indiretta, come su detto, dall'immagine e poi sempre indirettamente anche dalla qualità percepita processo/servizio e dalla qualità percepita customer care per mezzo del valore percepito. In particolare, le relazioni che legano i fattori trainanti alla Customer Satisfaction sono stimate come segue:

$$\text{Customer Satisfaction} = 0,638 + 0,125*\text{Attese} + 0,332*\text{Qualità processi} + 0,186*\text{Qualità Care} + 0,181*\text{Valore percepito}$$

La percezione della qualità dei processi risulta pertanto il fattore trainante più importante per la determinazione della Customer Satisfaction, seguito dalla qualità percepita customer care;

6) i reclami hanno un legame negativo con la soddisfazione, infatti più i viaggiatori sono soddisfatti meno hanno l'esigenza di reclamare.

7) la fedeltà (variabile obiettivo di cui il modello riesce a spiegare, nonostante la sua complessità, ben il 23% della variabilità totale) è infine, come era lecito attendersi, fortemente determinata dal livello di soddisfazione (82%), mentre i reclami impattano sulla fedeltà solo in misura marginale (18%) e negativa, infatti quanto più si reclama tanto più si riduce la fedeltà. Di conseguenza l'azienda di trasporto pubblico locale, coerentemente con i risultati dell'analisi, dovrà puntare sulla soddisfazione dei propri clienti, i viaggiatori, per fidelizzarli. Le variabili latenti qualità percepita processo/servizio e la qualità percepita customer care non impattano direttamente sulla fedeltà, ma esercitano un'influenza indiretta mediata dalla Soddisfazione, con coefficienti di impatto indiretti pari rispettivamente a 0,153 e 0,126.

Dalla tabella 4.8 si rilevano anche gli indici R^2 che esprimono, per ciascun concetto latente endogeno, quanta parte della variabilità complessiva del suddetto concetto è spiegata dalla sua dipendenza lineare dagli altri concetti latenti. Si può osservare che gli R^2 più alti si rilevano per i costrutti latenti valore percepito, Customer Satisfaction (Soddisfazione dei clienti) e fedeltà, che risultano i costrutti meglio spiegati, come si evince anche dalle seguenti figure che riportano gli impatti delle variabili latenti fra loro:

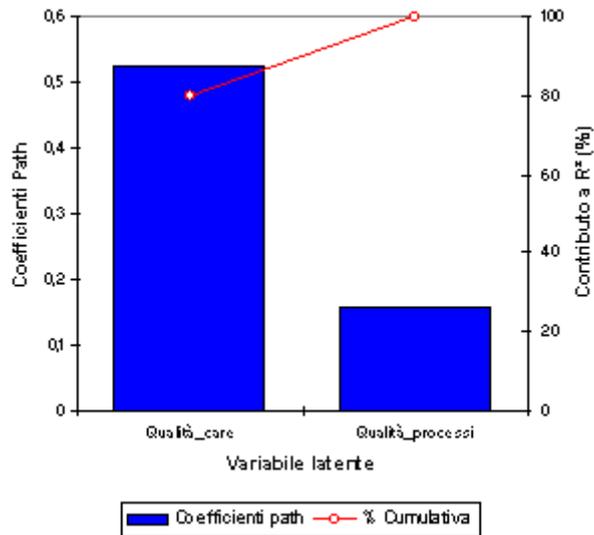


Figura 4.17 - Impatto e contributo delle variabili latenti alla variabile latente valore percepito

Come si osserva dalla figura 4.17, la variabile valore percepito è ben spiegata soprattutto dalla variabile latente qualità customer care, in particolare, come emerge dalla retta rossa che esprime il contributo a R^2 , l'80% del valore percepito dipende dalla qualità customer care, mentre il 20% dalla qualità percepita processo/servizio.

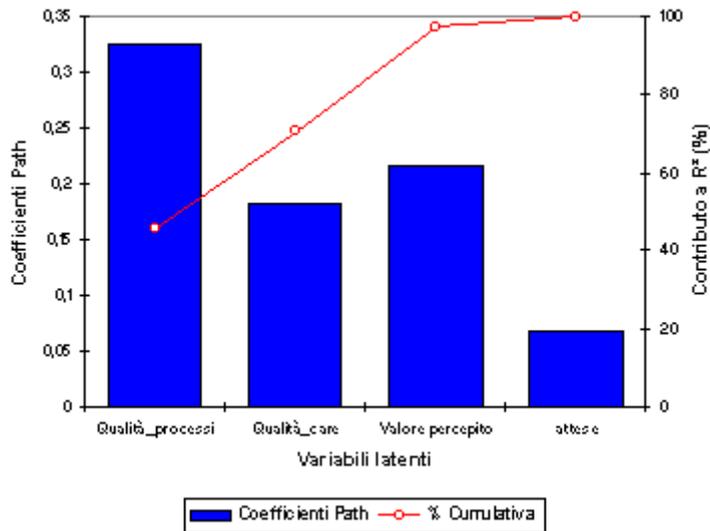


Figura 4.18 - Impatto e contributo delle variabili latenti alla variabile latente Customer Satisfaction (Soddisfazione dei clienti)

Dalla figura 4.18 emerge che la variabile Soddisfazione è ben spiegata, soprattutto dalla variabile latente qualità percepita processo/servizio ed in misura minima dalla variabile attese; in particolare, come emerge dalla retta rossa che esprime il contributo a R^2 , il 46% della Soddisfazione dipende dalla qualità percepita processi/servizio, il 25% dalla qualità percepita customer care, il 27% dal valore percepito e solo il 2% dalle attese, con un impatto prossimo allo 0.

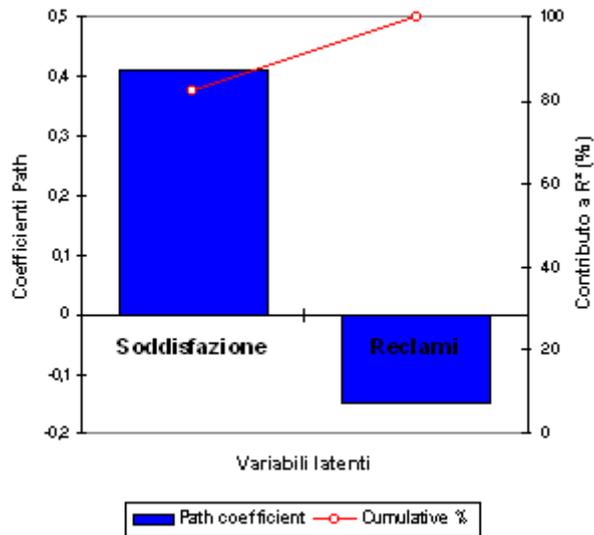


Figura 4.19 - Impatto e contributo delle variabili latenti alla variabile latente fedeltà

La fedeltà, come si evince dalla figura 4.19, è fortemente determinata dal livello di soddisfazione (82%), mentre i reclami impattano sulla fedeltà solo in misura marginale (18%) e negativa, infatti quanto più si reclama tanto più si riduce la fedeltà.

La stima dei punteggi individuali per i diversi concetti di interesse (stima degli scores delle variabili latenti)

A partire dai pesi degli indicatori, si sono stimati i punteggi individuali per ciascuna variabile latente di cui si riportano la media e la variabilità (in termini di deviazione standard) nella Tabella 4.9:

Variabili latenti	Media (μ)	Deviazione standard (σ)
ATTESE	9,337	0,832
QUALITA' PERCEPITA PROCESSO / SERVIZIO	6,803	1,493
QUALITA' PERCEPITA CUSTOMER CARE	6,227	1,491
VALORE PERCEPITO	6,559	1,818
IMMAGINE	6,430	1,479
SODDISFAZIONE	6,414	1,523
FEDELTA'	7,684	1,400
RECLAMI	3,122	2,570

Tabella 4.9 – Statistiche descrittive dei punteggi stimati

Con riferimento alla Tabella 4.9, la Customer Satisfaction (Soddisfazione dei clienti) presenta un punteggio medio pari a 6,414, indicando un livello piuttosto alto, e comunque migliorabile, di soddisfazione se si pensa che il massimo punteggio raggiungibile è 10. Un livello medio più alto è raggiunto dalla fedeltà e dalla qualità percepita processo/servizio. Punteggi mediamente più bassi riguardano invece la qualità percepita customer care, il valore percepito e l'immagine. Per quanto concerne i reclami, il punteggio medio basso (3,122) sta ad indicare un'esigenza di reclamare molto debole. La variabile attese presenta invece, come è naturale attendersi, il punteggio medio più elevato rispetto a tutte le altre variabili latenti. La tabella 4.9 riporta anche la variabilità dei punteggi che, come si può osservare, non è molto elevata, non si sono quindi registrati punteggi estremamente bassi o estremamente elevati tali da perturbare l'andamento globale del fenomeno.

4.5.1. L'effetto di variabili moderatrici sull'analisi globale

L'analisi di Customer Satisfaction condotta nell'ambito dell'azienda di trasporto pubblico locale viene poi rielaborata inserendo nell'ambito del modello la variabile moderatrice titolo di viaggio e applicando nuovamente il metodo di stima PLS Path Modelling ai tre segmenti di viaggiatori, possessori di biglietto ed abbonati, a loro volta distinti in abbonati mensili e annuali, al fine di analizzare gli effetti dell'inserimento della variabile moderatrice titolo di viaggio sulle percezioni e soddisfazioni dei viaggiatori rispetto al servizio di trasporto pubblico oggetto di analisi.

4.5.1.1. Il PLS Path Modeling applicato ai viaggiatori con biglietto

Dopo aver inserito la variabile moderatrice titolo di viaggio nell'ambito del modello di Customer Satisfaction oggetto di analisi, si analizzano i nuovi dati relativi al gruppo viaggiatori possessori di biglietto e si procede così nuovamente alla stima dei seguenti elementi:

- 1) i pesi che legano ciascun indicatore al concetto che intende misurare;
- 2) i coefficienti che legano i concetti tra di loro;
- 3) i punteggi individuali dei concetti per ciascun viaggiatore intervistato.

La stima dei pesi degli indicatori

Come nell'analisi globale anche in quest'analisi locale condotta sul gruppo di viaggiatori possessori di biglietto si procede alla stima dei pesi della variabili manifeste (indicatori), perchè è importante conoscere, per ciascun indicatore, il peso nella costruzione del concetto latente ad esso associato. Il peso rappresenta il contributo dell'indicatore (in altri termini, la sua importanza) nella costruzione della variabile latente a cui è legato.

I pesi possono essere utilizzati per comprendere quali sono gli indicatori più importanti nella costruzione dell'indice globale.

Concetti di interesse	Variabili Manifeste (Indicatori)	Weights esterni	Weights esterni normalizzati	Loadings standardizzati	Comunalità	Comunalità media
ATTESE	Sicurezza	0,079	0,066	0,721	0,519	0,763
	Pulizia	0,106	0,089	0,871	0,758	
	Confortevolezza	0,102	0,086	0,915	0,838	
	Accesso alle informazioni	0,132	0,111	0,918	0,843	
	Professionalità e cortesia personale	0,116	0,098	0,905	0,818	
	Frequenza	0,123	0,103	0,883	0,779	
	Regolarità	0,113	0,095	0,868	0,753	
	Interscambio	0,116	0,097	0,883	0,780	
	Rapporti con la clientela	0,115	0,097	0,877	0,769	
	Funzionamento impianti sollevamento	0,114	0,096	0,886	0,786	
	Qualità complessiva	0,071	0,060	0,865	0,748	
QUALITA' PERCEPITA PROCESSO / SERVIZIO	Sicurezza del viaggio	0,055	0,079	0,685	0,469	0,687
	Sicurezza personale e patrimoniale	0,067	0,096	0,795	0,632	
	Pulizia treni	0,072	0,102	0,862	0,744	
	Pulizia stazioni	0,073	0,103	0,865	0,749	
	Confortevolezza	0,075	0,106	0,878	0,771	
	Frequenza	0,075	0,107	0,863	0,745	
	Regolarità	0,077	0,110	0,869	0,756	
	Interscambio	0,076	0,109	0,821	0,674	
	Funzionamento impianti sollevamento	0,067	0,096	0,753	0,567	
	Qualità complessiva	0,065	0,092	0,876	0,767	
QUALITA' PERCEPITA CUSTOMER CARE	Professionalità e cortesia personale	0,132	0,189	0,793	0,629	0,739
	Informazioni sul servizio	0,158	0,226	0,910	0,828	
	Informazioni su interruzioni del servizio	0,159	0,228	0,899	0,808	
	Rapporti con la clientela	0,128	0,183	0,849	0,720	
	Qualità complessiva	0,122	0,174	0,843	0,711	
VALORE PERCEPITO	Valore percepito rispetto al prezzo	0,571	1,000	1,000		1,000
IMMAGINE	Rispetto dell'ambiente	0,158	0,223	0,840	0,706	0,630
	Innovazione del servizio	0,175	0,248	0,867	0,753	
	Impegno nella diffusione della cultura e dell'arte	0,049	0,069	0,682	0,466	

	Incentivo utilizzo mezzo pubblico	0,079	0,111	0,776	0,603	
	Confronto con altre aziende di trasporto	0,143	0,202	0,800	0,639	
	Servizi per disabili	0,103	0,146	0,782	0,612	
SODDISFAZIONE	Soddisfazione rispetto alle aspettative	0,220	0,326	0,916	0,839	
	Soddisfazione rispetto ad altri servizi di trasporto	0,221	0,328	0,791	0,626	0,758
	Soddisfazione rispetto all'ideale	0,233	0,345	0,900	0,810	
FEDELTA'	Utilizzo alternativo di altri mezzi di trasporto	0,107	0,145	0,456	0,208	
	Utilizzo alternativo di mezzi privati	0,101	0,136	0,442	0,196	0,406
	Consiglio all'utilizzo del servizio di trasporto	0,533	0,719	0,902	0,814	
RECLAMI	Esigenza di reclamare	0,419	1,000	1,000		1,000

Tabella 4.10 – Stime delle relazioni esterne del modello di Customer Satisfaction di un'azienda di trasporto pubblico locale (viaggiatori possessori di biglietto)

Dalla suddetta tabella si evince che nella costruzione della variabile latente Soddisfazione, per esempio, il terzo indicatore, la soddisfazione rispetto all'ideale, ha un'importanza leggermente maggiore rispetto al primo ed al secondo indicatore. Con riferimento, invece, alla costruzione degli altri concetti, la Tabella 4.10 induce alle seguenti considerazioni:

- gli indicatori che hanno un peso maggiore nella costruzione della variabile latente attese sono l'accesso alle informazioni e la frequenza, mentre la sicurezza e la qualità complessiva, come nell'analisi globale, sono le variabili manifeste che influenzano di meno la suddetta variabile latente;
- gli indicatori più importanti nella determinazione dell'immagine sono l'innovazione del servizio, il rispetto dell'ambiente ed il confronto rispetto ai servizi di trasporto offerti da altre aziende, mentre un peso decisamente inferiore nella costruzione della variabile latente immagine lo ha l'indicatore impegno nella diffusione della cultura e dell'arte;
- gli indicatori che hanno un peso maggiore nella costruzione della variabile latente Customer Care sono l'informazione su interruzioni del servizio, come nell'analisi globale, e l'informazione sul servizio;
- gli indicatori che hanno un peso maggiore nella costruzione della variabile latente qualità percepita processo/servizio sono la regolarità e l'interscambio seguiti poi da frequenza e confortevolezza, mentre la sicurezza del viaggio ha un peso

decisamente inferiore nella costruzione del suddetto concetto latente;

- l'indicatore più importante nella determinazione della fedeltà è il terzo, il consigliare ad altri l'utilizzo del servizio di trasporto pubblico oggetto di analisi, come nell'analisi globale.

In generale, si può osservare che rispetto all'analisi globale, nell'analisi locale condotta sul gruppo di viaggiatori possessori di biglietto, molti indicatori hanno un peso maggiore nella costruzione dei concetti sottostanti. Nella tabella 4.10 sono riportati anche gli indici di comunalità per ogni variabile manifesta e gli indici di comunalità media per ogni blocco di variabili manifeste; in particolare, dalla tabella 4.10 emerge che, come nell'analisi globale, il primo indicatore, la sicurezza, del concetto latente attese, ed il primo indicatore, la sicurezza del viaggio, del concetto latente qualità percepita processo/servizio, continuano a presentare la comunalità più bassa rispetto alle altre variabili manifeste del loro rispettivo blocco; mentre nel blocco di variabili manifeste della variabile latente qualità percepita customer care sono gli indicatori informazioni sul servizio e informazioni su interruzioni del servizio che presentano la comunalità più alta, mentre nel blocco di variabili manifeste delle variabili latenti immagine e soddisfazione, continuano ad essere il terzo ed il secondo indicatore, rispettivamente impegno nella diffusione della cultura e dell'arte e soddisfazione rispetto ad altri servizi di trasporto, a presentare la comunalità più bassa. Per quanto concerne, invece, la comunalità media, questa è abbastanza alta per tutti i blocchi di indicatori, la più bassa (0,406) si continua a rilevare per il blocco di variabili manifeste del concetto latente fedeltà. In generale, le comunalità medie nell'analisi dei viaggiatori con biglietto risultano leggermente superiori rispetto a quelle rilevate nell'analisi globale.

La stima delle relazioni tra i concetti o variabili latenti (relazioni strutturali o interne)

Il modello strutturale nella Figura 4.20 riassume le diverse regressioni strutturali stimate per il modello di Customer Satisfaction per il segmento viaggiatori possessori di biglietto. I valori sulle frecce rappresentano i coefficienti di regressione standardizzati e quindi l'impatto di ciascun concetto esplicativo sui concetti endogeni a cui è legato da un vincolo di causalità.

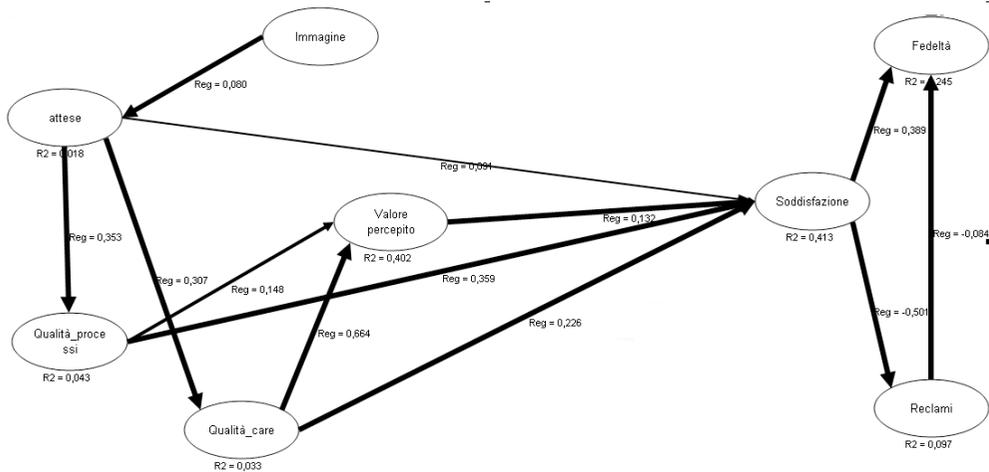


Figura 4.20 – Stima del modello strutturale di Customer Satisfaction di un'azienda di trasporto pubblico locale (viaggiatori possessori di biglietto)

Dalla lettura della Figura 4.20 e della tabella 4.11, che riportano l'analisi condotta sul segmento dei soli viaggiatori possessori di biglietto, emergono le seguenti considerazioni e differenze rispetto all'analisi globale:

- 1) l'immagine continua a non esercitare un'influenza diretta sul livello di Customer Satisfaction (Soddisfazione dei viaggiatori) ma piuttosto un'influenza mediata dalle attese con un coefficiente di impatto indiretto pari a 0,026, leggermente superiore rispetto a quello dell'analisi globale;
- 2) le attese sono ancora influenzate direttamente solo dalla variabile latente esogena immagine con un coefficiente di impatto pari a 0,080, anche in questo caso leggermente superiore rispetto a quello dell'analisi globale;
- 3) il valore percepito continua a non essere influenzato direttamente dalle attese, il legame infatti tra questi due concetti non essendo significativo è stato rimosso, ma è influenzato indirettamente per mezzo delle variabili latenti qualità percepita processo/servizio e qualità customer care, da quest'ultima, in particolare, il valore percepito continua ad essere ben spiegato direttamente con un coefficiente di impatto molto elevato pari a 0,664, più elevato anche rispetto al coefficiente di impatto rilevato nell'analisi globale;
- 4) le variabili latenti qualità percepita processo/servizio e qualità percepita customer care continuano ad essere molto importanti nella determinazione della Soddisfazione con coefficienti di impatto diretti alti, più alti rispetto a

quelli dell'analisi globale, rispettivamente 0,359 e 0,226, e con alti coefficienti di impatto totale, rispettivamente 0,379 e 0,314;

5) la Customer Satisfaction (Soddisfazione dei viaggiatori), variabile obiettivo continua ad essere influenzata in maniera diretta dal valore percepito, dalle attese, dalla qualità dei processi e dalla qualità della customer care, ed in maniera indiretta dall'immagine e poi sempre indirettamente anche dalla qualità percepita processo/servizio e dalla qualità percepita customer care per mezzo del valore percepito. In particolare, le relazioni che legano i fattori trainanti alla Customer Satisfaction sono stimate come segue:

$$\text{Customer Satisfaction} = 0,868 + 0,091 * \text{Attese} + 0,359 * \text{Qualità processi} + 0,226 * \text{Qualità Care} + 0,132 * \text{Valore percepito}$$

La percezione della qualità dei processi continua ad essere il fattore trainante più importante per la determinazione della Customer Satisfaction, seguito dalla qualità percepita customer care; è interessante notare che le attese hanno un impatto molto basso sulla soddisfazione (0,091), mentre il loro impatto totale sul suddetto concetto latente è uno tra i più alti di quest'analisi locale (0,321), anche più alto di quello rilevato nell'analisi globale, grazie all'influenza indiretta esercitata dalle attese sulla soddisfazione per mezzo delle variabili latenti qualità percepita processo/servizio e qualità percepita customer care. Probabilmente questo risultato deriva dal fatto che i viaggiatori possessori di biglietto, non sono i viaggiatori abituali ma viaggiatori occasionali, per i quali la soddisfazione non dipende dalle loro attese ma dalla qualità percepita del servizio e della customer care quando utilizzano il mezzo di trasporto pubblico;

6) la fedeltà continua ad essere fortemente determinata dal livello di soddisfazione (83%), mentre i reclami impattano sulla fedeltà solo in misura marginale (17%) e negativa, infatti quanto più si reclama tanto più si riduce la fedeltà. Le variabili latenti qualità percepita processo/servizio e la qualità percepita customer care non impattano direttamente sulla fedeltà, ma continuano ad esercitare un'influenza indiretta mediata dalla Soddisfazione, con il più alto coefficiente di impatto pari rispettivamente a 0,163 e 0,135, determinando il più elevato coefficiente di impatto totale pari a 0,431 (impatto totale della soddisfazione sulla fedeltà).

Variabili endogene	Variabili esogene / endogene	Path coefficients	p value	R ²
ATTESE	Immagine	0,080	0,000	0,018
QUALITA' PERCEPITA PROCESSO / SERVIZIO	Attese	0,353	0,000	0,043
QUALITA' PERCEPITA CUSTOMER CARE	Attese	0,307	0,000	0,033
VALORE PERCEPITO	Qualità percepita processi / servizio	0,148	0,004	0,062
	Qualità percepita Customer Care	0,664	0,000	0,341
SODDISFAZIONE	Attese	0,091	0,082	0,009
	Qualità percepita processi / servizio	0,359	0,000	0,204
	Qualità percepita Customer Care	0,226	0,000	0,125
	Valore percepito	0,132	0,000	0,074
RECLAMI	Soddisfazione	-0,501	0,000	0,097
FEDELTA'	Soddisfazione	0,389	0,000	0,203
	Reclami	-0,084	0,000	0,042

Tabella 4.11 – Stime delle relazioni strutturali o interne del modello di Customer Satisfaction di un'azienda di trasporto pubblico locale (viaggiatori possessori di biglietto)

Dalla tabella 4.11 si rilevano anche gli indici R², in particolare si può osservare che gli R² più alti si continuano a rilevare per i costrutti latenti valore percepito e Customer Satisfaction (Soddisfazione dei clienti), leggermente più basso è l'indice R² per il concetto latente fedeltà. Si riportano nelle figure sottostanti l'impatto e il contributo a R² delle variabili latenti ai suddetti concetti:

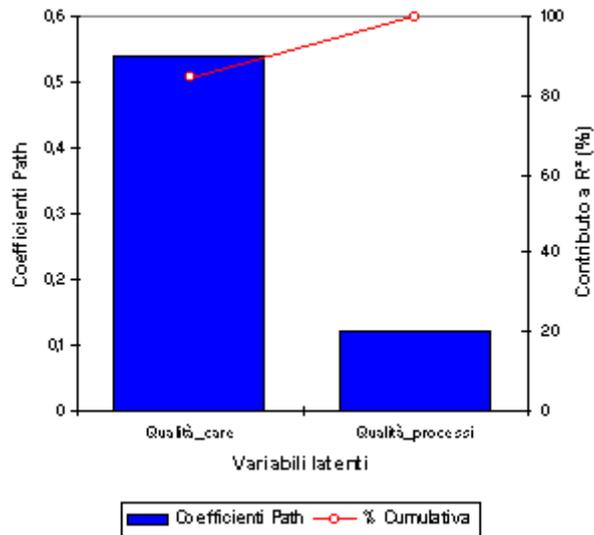


Figura 4.21 - Impatto e contributo delle variabili latenti alla variabile latente valore percepito (viaggiatori possessori di biglietto)

Come si osserva dalla figura 4.21, la variabile valore percepito è ben spiegata soprattutto dalla variabile latente qualità customer care, in particolare, come emerge dalla retta rossa che esprime il contributo a R^2 , l'85% del valore percepito dipende dalla qualità customer care, mentre il 15% dalla qualità percepita processo/servizio.

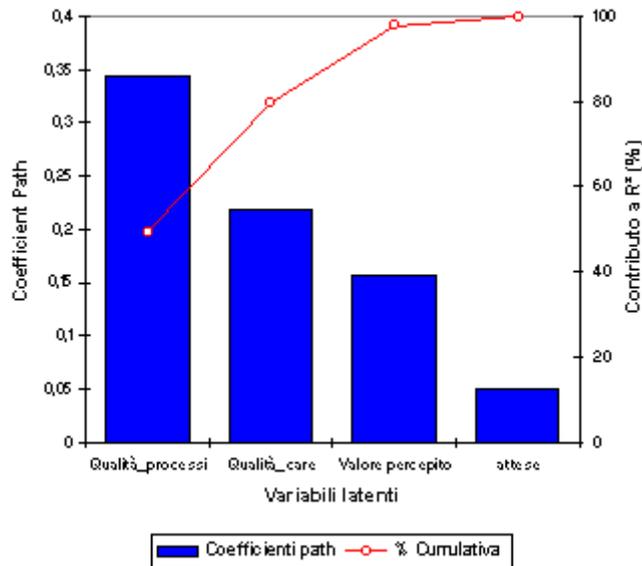


Figura 4.22 - Impatto e contributo delle variabili latenti alla variabile latente Customer Satisfaction (viaggiatori possessori di biglietto)

Dalla figura 4.22 emerge che la variabile Soddisfazione è ben spiegata, soprattutto dalla variabile latente qualità percepita processo/servizio ed in misura minima dalla variabile attese; in particolare, come emerge dalla retta rossa che esprime il contributo a R^2 , il 50% della Soddisfazione dipende dalla qualità percepita processi/servizio, il 30% dalla qualità percepita customer care, il 18% dal valore percepito e solo il 2% dalle attese, con un impatto prossimo allo 0.

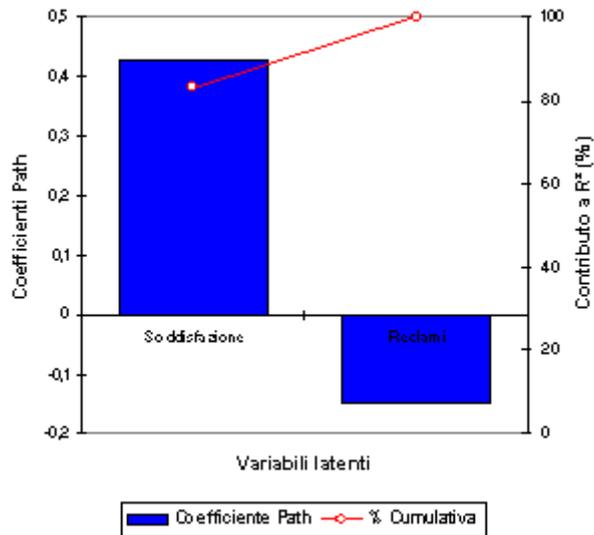


Figura 4.23 - Impatto e contributo delle variabili latenti alla variabile latente fedeltà (viaggiatori possessori di biglietto)

La fedeltà, come si evince dalla figura 4.23, è fortemente determinata, come nell'analisi globale, dal livello di soddisfazione (83%), mentre i reclami impattano sulla fedeltà solo in misura marginale (17%).

La stima dei punteggi individuali per i diversi concetti di interesse (stima degli scores delle variabili latenti)

A partire dai pesi degli indicatori, si sono stimati i punteggi individuali per ciascuna variabile latente di cui si riportano la media e la variabilità (in termini di deviazione standard) nella Tabella 4.12:

Variabili latenti	Media (μ)	Deviazione standard (σ)
ATTESE	9,304	0,842
QUALITA' PERCEPITA PROCESSO / SERVIZIO	6,844	1,423
QUALITA' PERCEPITA CUSTOMER CARE	6,248	1,428
VALORE PERCEPITO	6,573	1,749
IMMAGINE	6,460	1,415
SODDISFAZIONE	6,454	1,484
FEDELTA'	7,667	1,348
RECLAMI	2,858	2,385

Tabella 4.12 – Statistiche descrittive dei punteggi stimati (viaggiatori possessori di biglietto)

Con riferimento alla Tabella 4.12, la Customer Satisfaction (Soddisfazione dei clienti) presenta un punteggio medio pari a 6,454, indicando un livello leggermente più alto rispetto a quello dell'analisi globale. Il livello medio più alto è raggiunto dalla fedeltà, seguita dalla qualità percepita processo/servizio. Punteggi mediamente più bassi continuano a riguardare invece la qualità percepita customer care, il valore percepito e l'immagine. Per quanto concerne i reclami, il punteggio medio basso (2,858), ancora più basso rispetto a quello dell'analisi globale, sta ad indicare un'esigenza di reclamare molto debole. La variabile attese presenta invece il punteggio medio più elevato rispetto a tutte le altre variabili latenti, anche se il loro impatto sulla soddisfazione dei viaggiatori possessori di biglietto è molto basso.

4.5.1.2. Il PLS Path Modeling applicato ai viaggiatori con abbonamento mensile

Dopo aver inserito la variabile moderatrice titolo di viaggio nell'ambito del modello di Customer Satisfaction oggetto di analisi, si analizzano i nuovi dati relativi al gruppo viaggiatori possessori di abbonamento mensile e si procede così nuovamente alla stima dei seguenti elementi:

- 1) i pesi che legano ciascun indicatore al concetto che intende misurare;
- 2) i coefficienti che legano i concetti tra di loro.

La stima dei pesi degli indicatori

Come nell'analisi globale anche in quest'analisi locale condotta sul gruppo di viaggiatori possessori di abbonamento mensile si procede alla stima dei pesi della variabili manifeste (indicatori), perchè è importante conoscere, per ciascun indicatore, il peso nella costruzione del concetto latente ad esso associato. Il peso rappresenta il contributo dell'indicatore (in altri termini, la sua importanza) nella costruzione della variabile latente a cui è legato. I pesi possono essere utilizzati per comprendere quali sono gli indicatori più importanti nella costruzione dell'indice globale.

Concetti di interesse	Variabili Manifeste (Indicatori)	Weights esterni	Weights esterni normalizzati	Loadings standardizzati	Comunalità	Comunalità media
ATTESE	Sicurezza	0,093	0,080	0,771	0,595	0,793
	Pulizia	0,128	0,111	0,939	0,882	
	Confortevolezza	0,056	0,048	0,926	0,857	
	Accesso alle informazioni	0,101	0,087	0,911	0,830	
	Professionalità e cortesia personale	0,205	0,178	0,899	0,809	
	Frequenza	0,065	0,056	0,866	0,750	
	Regolarità	0,056	0,049	0,893	0,798	
	Interscambio	0,077	0,066	0,918	0,843	
	Rapporti con la clientela	0,093	0,080	0,905	0,819	
	Funzionamento impianti sollevamento	0,099	0,086	0,903	0,815	
	Qualità complessiva	0,182	0,158	0,849	0,722	
QUALITA' PERCEPITA PROCESSO / SERVIZIO	Sicurezza del viaggio	0,047	0,069	0,616	0,379	0,680
	Sicurezza personale e patrimoniale	0,061	0,088	0,748	0,560	
	Pulizia treni	0,066	0,095	0,865	0,749	
	Pulizia stazioni	0,065	0,094	0,848	0,719	
	Confortevolezza	0,079	0,115	0,833	0,694	
	Frequenza	0,077	0,111	0,908	0,824	

	Regolarità	0,077	0,111	0,913	0,833	
	Interscambio	0,080	0,116	0,835	0,697	
	Funzionamento impianti sollevamento	0,072	0,104	0,769	0,592	
	Qualità complessiva	0,068	0,098	0,869	0,755	
QUALITA' PERCEPITA CUSTOMER CARE	Professionalità e cortesia personale	0,126	0,178	0,774	0,599	0,718
	Informazioni sul servizio	0,146	0,205	0,885	0,783	
	Informazioni su interruzioni del servizio	0,154	0,217	0,872	0,760	
	Rapporti con la clientela	0,153	0,216	0,859	0,737	
	Qualità complessiva	0,130	0,184	0,844	0,713	
VALORE PERCEPITO	Valore percepito rispetto al prezzo	0,595	1,000	1,000		1,000
IMMAGINE	Rispetto dell'ambiente	0,105	0,145	0,788	0,620	0,636
	Innovazione del servizio	0,101	0,140	0,860	0,740	
	Impegno nella diffusione della cultura e dell'arte	0,138	0,191	0,768	0,590	
	Incentivo utilizzo mezzo pubblico	0,085	0,117	0,777	0,604	
	Confronto con altre aziende di trasporto	0,138	0,190	0,761	0,578	
	Servizi per disabili	0,156	0,216	0,827	0,685	
SODDISFAZIONE	Soddisfazione rispetto alle aspettative	0,225	0,340	0,927	0,859	0,781
	Soddisfazione rispetto ad altri servizi di trasporto	0,197	0,298	0,794	0,630	
	Soddisfazione rispetto all'ideale	0,239	0,361	0,925	0,855	
FEDELTA'	Utilizzo alternativo di altri mezzi di trasporto	-0,037		0,025	0,001	0,330
	Utilizzo alternativo di mezzi privati	0,047		0,047	0,002	
	Consiglio all'utilizzo del servizio di trasporto	0,614		0,994	0,989	
RECLAMI	Esigenza di reclamare	0,391	1,000	1,000		1,000

Tabella 4.13 – Stime delle relazioni esterne del modello di Customer Satisfaction di un'azienda di trasporto pubblico locale (viaggiatori possessori di abbonamento mensile)

Dalla suddetta tabella si evince che nella costruzione della variabile latente Soddisfazione è sempre il terzo indicatore, la soddisfazione rispetto all'ideale, come nell'analisi globale e nell'analisi del gruppo di viaggiatori con biglietto, ad avere un'importanza maggiore rispetto al primo ed al secondo indicatore. Con riferimento, invece, alla costruzione degli altri concetti, la Tabella 4.13 induce alle seguenti considerazioni:

- gli indicatori che hanno un peso maggiore nella costruzione della variabile latente attese sono la professionalità e cortesia del personale e la qualità complessiva che, invece, nell'analisi globale e dei possessori di biglietto era una delle variabili manifeste che avevano minor peso nella determinazione del suddetto concetto latente;
- gli indicatori più importanti nella determinazione dell'immagine sono i servizi per disabili, il confronto rispetto ai servizi di trasporto offerti da altre aziende e l'impegno nella diffusione della cultura e dell'arte, che ha invece un peso decisamente inferiore nella costruzione della suddetta variabile latente nell'analisi globale ed in quella dei possessori di biglietto;
- gli indicatori che hanno un peso maggiore nella costruzione della variabile latente customer care sono l'informazione su interruzioni del servizio, come nell'analisi globale e dei possessori di biglietto, l'informazione sul servizio, come in quella dei possessori di biglietto e la gestione dei rapporti con la clientela;
- gli indicatori che hanno un peso maggiore nella costruzione della variabile latente qualità percepita processo/servizio sono l'interscambio e la confortevolezza seguiti poi da frequenza e regolarità, mentre la sicurezza del viaggio continua ad avere anche in questa analisi un peso decisamente inferiore nella costruzione del suddetto concetto latente;
- l'indicatore più importante nella determinazione della fedeltà è il terzo, il consigliare ad altri l'utilizzo del servizio di trasporto pubblico oggetto di analisi, come nell'analisi globale e dei possessori di biglietto, mentre i primi due indicatori che determinano suddetta variabile sono prossimi allo 0.

Nella tabella 4.13 sono riportati anche gli indici di comunalità per ogni variabile manifesta e gli indici di comunalità media per ogni blocco di variabili manifeste; in particolare, dalla tabella 4.13 emerge che, come nell'analisi globale e dei possessori di biglietto, il primo indicatore, la sicurezza, del concetto latente attese, ed il primo indicatore, la sicurezza del viaggio, del concetto latente qualità percepita processo/servizio, continuano a presentare la comunalità più bassa rispetto alle altre variabili manifeste del loro rispettivo blocco; anche nel blocco di variabili manifeste della variabile latente qualità percepita customer care continuano ad essere gli

indicatori informazioni sul servizio e informazioni su interruzioni del servizio a presentare la comunalità più alta; mentre nel blocco di variabili manifeste della variabile latente immagine è l'indicatore innovazione del servizio a presentare la comunalità più alta, mentre la più bassa la si riscontra per l'indicatore confronto con altre aziende di trasporto pubblico; per la variabile latente soddisfazione il primo indicatore, soddisfazione rispetto alle aspettative, con l'aggiunta del terzo indicatore, soddisfazione rispetto all'ideale, presenta la comunalità più alta, mentre il secondo indicatore, soddisfazione rispetto ad altri servizi di trasporto, continua come nell'analisi globale e nell'analisi dei possessori di biglietto a presentare la comunalità più bassa. Per quanto concerne, invece, la comunalità media, questa è abbastanza alta per tutti i blocchi di indicatori, la più bassa (0,330) si continua a rilevare per il blocco di variabili manifeste del concetto latente fedeltà.

La stima delle relazioni tra i concetti o variabili latenti (relazioni strutturali o interne)

Il modello strutturale nella Figura 4.24 riassume le diverse regressioni strutturali stimate per il modello di Customer Satisfaction. I valori sulle frecce rappresentano i coefficienti di regressione standardizzati (i coefficienti path che connettono le variabili latenti fra di loro e rappresentano quindi le relazioni che intercorrono tra le suddette variabili) e quindi l'impatto diretto di ciascun concetto esplicativo, esogeno o endogeno, sui concetti endogeni a cui è legato da un vincolo di causalità. Nel modello specifico analizzato di Customer Satisfaction di un'azienda di trasporto pubblico locale, vi è un solo concetto latente esogeno, indipendente da tutti gli altri concetti latenti del modello, ed è l'immagine, mentre tutti gli altri concetti sono endogeni e quindi influenzano le altre variabili manifeste del modello, ma a loro volta ne sono influenzati. Rispetto alla Figura 4.15, la Figura 4.24 rappresenta solo quei legami strutturali i cui coefficienti di impatto sono risultati statisticamente significativi sulla base dei dati osservati, infatti il legame del valore percepito con le attese non è significativo, per cui è stato rimosso.

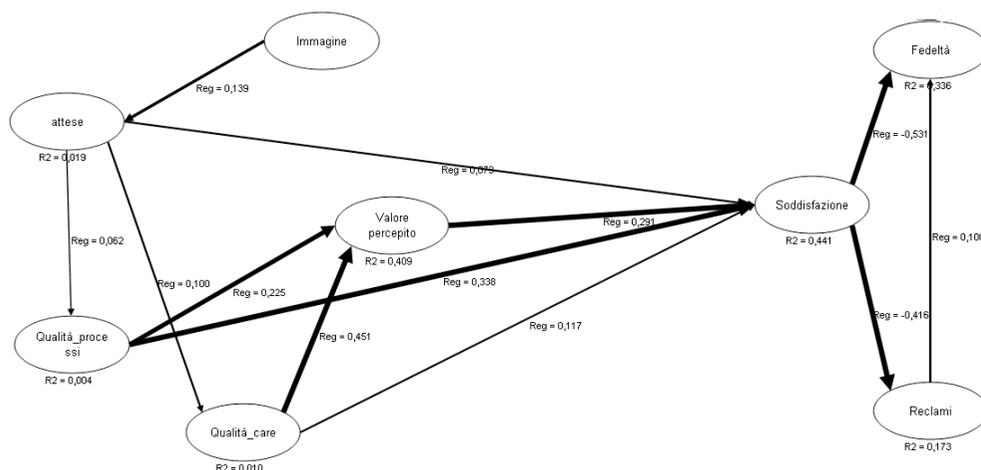


Figura 4.24 – Stima del modello strutturale di Customer Satisfaction di un'azienda di trasporto pubblico locale (viaggiatori possessori di abbonamento mensile)

Variabili endogene	Variabili esogene / endogene	Path coefficients	p value	R ²
ATTESE	Immagine	0,139	0,010	0,019
QUALITA' PERCEPITA PROCESSO / SERVIZIO	Attese	0,062	0,253	0,004
QUALITA' PERCEPITA CUSTOMER CARE	Attese	0,100	0,062	0,010
VALORE PERCEPITO	Qualità percepita processi / servizio	0,225	0,001	0,128
	Qualità percepita Customer Care	0,451	0,000	0,281
SODDISFAZIONE	Attese	0,073	0,072	0,009
	Qualità percepita processi / servizio	0,338	0,000	0,202
	Qualità percepita Customer Care	0,117	0,082	0,066
	Valore percepito	0,291	0,000	0,163
RECLAMI	Soddisfazione	-0,416	0,000	0,173
FEDELTA'	Soddisfazione	-0,531	0,000	0,304
	Reclami	0,100	0,040	0,032

Tabella 4.14 – Stime delle relazioni strutturali o interne del modello di Customer Satisfaction di un'azienda di trasporto pubblico locale (viaggiatori possessori di abbonamento mensile)

La lettura della Figura 4.24 e della tabella 4.14, conduce, tra l'altro, alle seguenti considerazioni più significative relative ai viaggiatori:

- 1) l'immagine non esercita un'influenza diretta sul livello di Customer Satisfaction (Soddisfazione dei viaggiatori) ma piuttosto un'influenza mediata dalle attese con un coefficiente di impatto indiretto pari a 0,017;
- 2) le attese sono influenzate direttamente solo dalla variabile latente esogena immagine con un coefficiente di impatto pari a 0,139, decisamente più alto rispetto ai coefficienti di impatto rilevati nell'analisi globale (0,067) e nell'analisi per possessori di biglietto (0,080);
- 3) il valore percepito continua a non essere influenzato direttamente dalle attese, il legame infatti è stato rimosso, ma ne è influenzato indirettamente per mezzo delle variabili latenti qualità percepita processo/servizio e qualità customer care, da quest'ultima, in particolare, il valore percepito è ben spiegato direttamente con un coefficiente di impatto elevato, ma più basso rispetto sia all'analisi globale che all'analisi dei possessori di biglietto, pari a 0,451;
- 4) le variabili latenti qualità percepita processo/servizio e valore percepito sono molto importanti nella determinazione della Soddisfazione con coefficienti di impatto diretti alti, rispettivamente 0,338 e 0,291, e con i più alti coefficienti di impatto totale, rispettivamente 0,409 e 0,291, quindi la qualità percepita processo/servizio continua ad essere, come nell'analisi globale e dei possessori di biglietto, la variabile che influenza di più la soddisfazione, seguita però in quest'analisi dei possessori di abbonamento mensile dalla variabile valore percepito, anziché dalla qualità percepita customer care come avveniva nelle precedenti analisi. In quest'analisi le attese hanno un impatto diretto (0,073) molto basso sulla soddisfazione, più basso rispetto all'analisi globale e all'analisi dei possessori di biglietto, mentre la customer care ha un impatto diretto sulla soddisfazione più basso (0,117) rispetto alle altre analisi, ma un più elevato impatto indiretto per mezzo della variabile valore percepito, con un coefficiente di impatto indiretto pari a 0,131.
- 5) la Customer Satisfaction (Soddisfazione dei viaggiatori, variabile obiettivo di cui il modello riesce a spiegare, nonostante la sua complessità, ben il 44% della variabilità totale) è influenzata in maniera diretta dal valore percepito,

dalle attese, dalla qualità dei processi e dalla qualità della customer care, ed in maniera indiretta, dall'immagine, e poi sempre indirettamente anche dalla qualità percepita processo/servizio e dalla qualità percepita customer care per mezzo del valore percepito. In particolare, le relazioni che legano i fattori trainanti alla Customer Satisfaction sono stimate come segue:

$$\text{Customer Satisfaction} = 0,073 * \text{Attese} + 0,338 * \text{Qualità processi} + 0,117 * \text{Qualità Care} + 0,291 * \text{Valore percepito}$$

La percezione della qualità dei processi risulta pertanto ancora il fattore trainante più importante per la determinazione della Customer Satisfaction, seguito però non più dalla qualità percepita customer care ma dal valore percepito;

6) la fedeltà continua ad essere fortemente determinata dal livello di soddisfazione (90%), mentre i reclami impattano sulla fedeltà solo in misura marginale (10%) e negativa, infatti quanto più si reclama tanto più si riduce la fedeltà.

Dalla tabella 4.14 si rilevano anche gli indici R^2 che esprimono, per ciascun concetto latente endogeno, quanta parte della variabilità complessiva del suddetto concetto è spiegata dalla sua dipendenza lineare dagli altri concetti latenti. Si può osservare che gli R^2 più alti si rilevano per i costrutti latenti valore percepito (0,409), Customer Satisfaction (Soddisfazione dei clienti) (0,441) e fedeltà (0,336), che risultano i costrutti meglio spiegati, come si evince anche dalle seguenti figure:

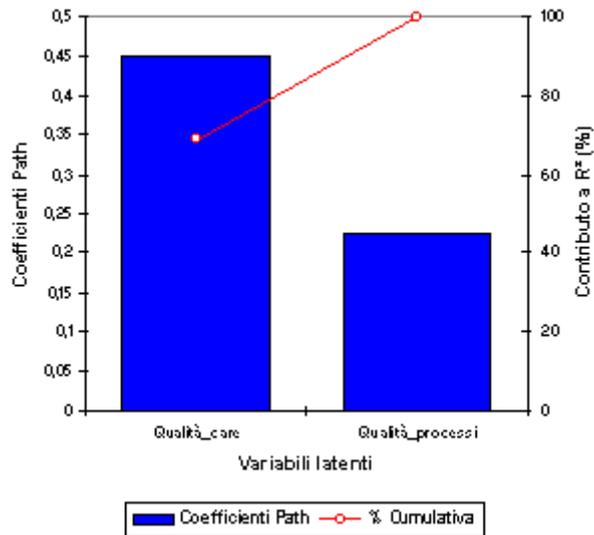


Figura 4.25 - Impatto e contributo delle variabili latenti alla variabile latente valore percepito (viaggiatori possessori di abbonamento mensile)

Come si osserva dalla figura 4.25, la variabile valore percepito è ben spiegata soprattutto dalla variabile latente qualità customer care, in particolare, come emerge dalla retta rossa che esprime il contributo a R^2 , il 69% del valore percepito dipende dalla qualità customer care, mentre il 31% dalla qualità percepita processo/servizio.

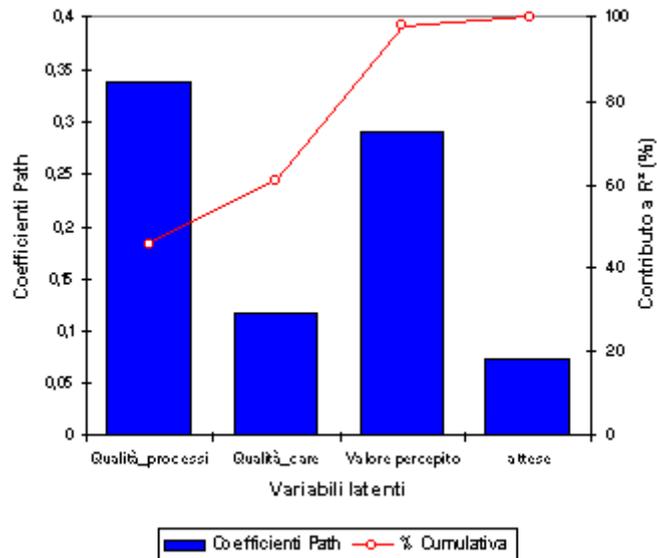


Figura 4.26 - Impatto e contributo delle variabili latenti alla variabile latente Customer Satisfaction (viaggiatori possessori di abbonamento mensile)

Dalla figura 4.26 emerge che la variabile Soddisfazione è ben spiegata, soprattutto dalla variabile latente qualità percepita processo/servizio ed in misura minima dalla variabile attese; in particolare, come emerge dalla retta rossa che esprime il contributo a R^2 , il 47% della Soddisfazione dipende dalla qualità percepita processi/servizio, il 15% dalla qualità percepita customer care, il 37% dal valore percepito e solo il 2% dalle attese, con un impatto prossimo allo 0.

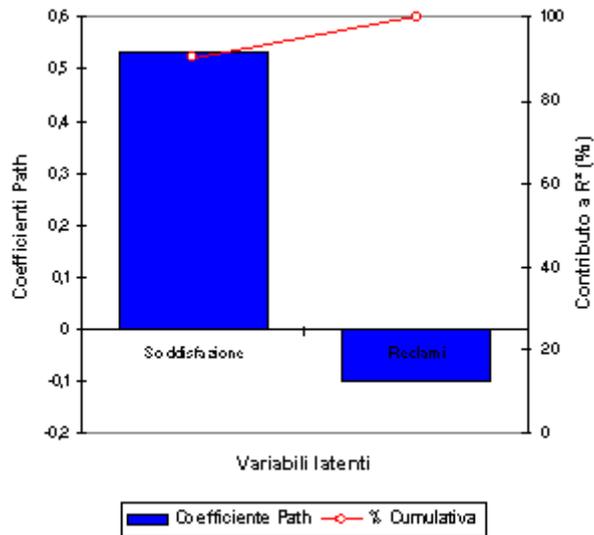


Figura 4.27 - Impatto e contributo delle variabili latenti alla variabile latente fedeltà (viaggiatori possessori di abbonamento mensile)

La fedeltà, come si evince dalla figura 4.27, è fortemente determinata dal livello di soddisfazione (90%), mentre i reclami impattano sulla fedeltà solo in misura marginale (10%) e negativa.

4.5.1.3. Il PLS Path Modeling applicato ai viaggiatori con abbonamento annuale

Dopo aver inserito la variabile moderatrice titolo di viaggio nell'ambito del modello di Customer Satisfaction oggetto di analisi, si analizzano i nuovi dati relativi al gruppo viaggiatori possessori di abbonamento annuale e si procede così nuovamente alla stima dei seguenti elementi:

- 1) i pesi che legano ciascun indicatore al concetto che intende misurare;
- 2) i coefficienti che legano i concetti tra di loro.

La stima dei pesi degli indicatori

Come nell'analisi globale anche in quest'analisi locale condotta sul gruppo di viaggiatori possessori di abbonamento annuale si procede alla stima dei pesi della variabili manifeste (indicatori), perchè è importante conoscere, per ciascun indicatore, il peso nella costruzione del concetto latente ad esso associato. Il peso rappresenta il contributo dell'indicatore (in altri termini, la sua importanza) nella costruzione della variabile latente a cui è legato. I pesi possono essere utilizzati per comprendere quali sono gli indicatori più importanti nella costruzione dell'indice globale.

Concetti di interesse	Variabili Manifeste (Indicatori)	Weights esterni	Weights esterni normalizzati	Loadings standardizzati	Comunalità	Comunalità media
ATTESE	Sicurezza	0,090	0,071	0,574	0,329	0,650
	Pulizia	0,062	0,048	0,770	0,592	
	Confortevolezza	0,129	0,102	0,834	0,695	
	Accesso alle informazioni	0,181	0,143	0,894	0,800	
	Professionalità e cortesia personale	0,142	0,112	0,874	0,764	
	Frequenza	0,096	0,075	0,823	0,677	
	Regolarità	0,122	0,096	0,823	0,677	
	Interscambio	0,105	0,082	0,812	0,659	
	Rapporti con la clientela	0,172	0,135	0,873	0,763	
	Funzionamento impianti sollevamento	0,095	0,075	0,828	0,685	
	Qualità complessiva	0,077	0,061	0,710	0,503	

QUALITA' PERCEPITA PROCESSO / SERVIZIO	Sicurezza del viaggio	0,048	0,079	0,592	0,350	0,621
	Sicurezza personale e patrimoniale	0,067	0,110	0,742	0,550	
	Pulizia treni	0,056	0,092	0,839	0,704	
	Pulizia stazioni	0,064	0,105	0,862	0,743	
	Confortevolezza	0,062	0,103	0,844	0,712	
	Frequenza	0,070	0,115	0,819	0,672	
	Regolarità	0,068	0,113	0,843	0,711	
	Interscambio	0,059	0,097	0,739	0,546	
	Funzionamento impianti sollevamento	0,055	0,091	0,690	0,476	
	Qualità complessiva	0,057	0,094	0,862	0,742	
QUALITA' PERCEPITA CUSTOMER CARE	Professionalità e cortesia personale	0,125	0,213	0,771	0,595	0,689
	Informazioni sul servizio	0,125	0,213	0,870	0,757	
	Informazioni su interruzioni del servizio	0,141	0,240	0,904	0,817	
	Rapporti con la clientela	0,105	0,179	0,811	0,659	
	Qualità complessiva	0,091	0,155	0,787	0,620	
VALORE PERCEPITO	Valore percepito rispetto al prezzo	0,480	1,000	1,000		1,000
IMMAGINE	Rispetto dell'ambiente	0,027	0,047	0,743	0,553	0,606
	Innovazione del servizio	0,080	0,138	0,793	0,628	
	Impegno nella diffusione della cultura e dell'arte	0,090	0,156	0,762	0,580	
	Incentivo utilizzo mezzo pubblico	0,122	0,210	0,833	0,693	
	Confronto con altre aziende di trasporto	0,101	0,175	0,710	0,504	
	Servizi per disabili	0,159	0,275	0,822	0,675	
SODDISFAZIONE	Soddisfazione rispetto alle aspettative	0,216	0,349	0,901	0,812	0,697
	Soddisfazione rispetto ad altri servizi di trasporto	0,141	0,227	0,643	0,413	
	Soddisfazione rispetto all'ideale	0,262	0,423	0,931	0,866	
FEDELTA'	Utilizzo alternativo di altri mezzi di trasporto	0,231		0,878	0,772	0,482
	Utilizzo alternativo di mezzi privati	0,177		0,810	0,656	
	Consiglio all'utilizzo del servizio di trasporto	-0,173		-0,134	0,018	
RECLAMI	Esigenza di reclamare	0,347	1,000	1,000		1,000

Tabella 4.15 – Stime delle relazioni esterne del modello di Customer Satisfaction di un'azienda di trasporto pubblico locale (viaggiatori possessori di abbonamento annuale)

Dalla suddetta tabella si evince che nella costruzione della variabile latente Soddisfazione è sempre il terzo indicatore, la soddisfazione rispetto all'ideale, come nelle tre precedenti analisi, ad avere un'importanza maggiore rispetto al primo ed al secondo indicatore. Con riferimento, invece, alla costruzione degli altri concetti, la Tabella 4.15 induce alle seguenti considerazioni:

- gli indicatori che hanno un peso maggiore nella costruzione della variabile latente attese sono l'accesso alle informazioni, la gestione dei rapporti con la clientela, e poi la professionalità e cortesia del personale, mentre la qualità complessiva, come nell'analisi globale e dei possessori di biglietto è una delle variabili manifeste che ha minor peso nella determinazione del suddetto concetto latente, preceduta solo dalla pulizia;
- gli indicatori più importanti nella determinazione dell'immagine sono i servizi per disabili e l'incentivo all'utilizzo del mezzo pubblico, mentre l'impegno nella diffusione della cultura e dell'arte ha, invece, un peso decisamente inferiore nella costruzione della suddetta variabile latente come nell'analisi globale ed in quella dei possessori di biglietto;
- gli indicatori che hanno un peso maggiore nella costruzione della variabile latente customer care sono l'informazione su interruzioni del servizio, come nelle tre analisi precedenti, l'informazione sul servizio, come in quella dei possessori di biglietto e di abbonamento mensile e la gestione dei rapporti con la clientela come nell'analisi dei possessori di abbonamento mensile;
- gli indicatori che hanno un peso maggiore nella costruzione della variabile latente qualità percepita processo/servizio sono la frequenza e la regolarità e la sicurezza personale e patrimoniale, mentre la sicurezza del viaggio continua ad avere anche in questa analisi un peso decisamente inferiore, il più basso, nella costruzione del suddetto concetto latente;
- l'indicatore più importante nella determinazione della fedeltà è il primo, l'utilizzo alternativo di altri mezzi di trasporto, però anche gli altri due indicatori sono abbastanza importanti nella determinazione del concetto fedeltà.

Nella tabella 4.15 sono riportati anche gli indici di comunalità per ogni variabile manifesta e gli indici di comunalità media per ogni blocco di

variabili manifeste; in particolare, dalla tabella 4.15 emerge che, come nelle tre precedenti, il primo indicatore, la sicurezza, del concetto latente attese ed il primo indicatore, la sicurezza del viaggio, del concetto latente qualità percepita processo/servizio continuano a presentare la comunalità più bassa rispetto alle altre variabili manifeste del loro rispettivo blocco; anche nel blocco di variabili manifeste della variabile latente qualità percepita customer care continuano ad essere gli indicatori informazioni sul servizio e informazioni su interruzioni del servizio a presentare la comunalità più alta; mentre nel blocco di variabili manifeste della variabile latente immagine è l'indicatore incentivo all'utilizzo del mezzo pubblico a presentare la comunalità più alta, mentre la più bassa la si riscontra per l'indicatore confronto con altre aziende di trasporto pubblico come nell'analisi dei possessori di abbonamento mensile; per la variabile latente soddisfazione il terzo indicatore, soddisfazione rispetto all'ideale, con l'aggiunta del primo indicatore, soddisfazione rispetto alle aspettative, presenta la comunalità più alta, mentre il secondo indicatore, soddisfazione rispetto ad altri servizi di trasporto, continua come nelle analisi precedenti a presentare la comunalità più bassa. Per quanto concerne, invece, la comunalità media, questa è abbastanza alta per tutti i blocchi di indicatori, la più bassa (0,482) si continua a rilevare per il blocco di variabili manifeste del concetto latente fedeltà. Tuttavia le comunalità medie rilevate nelle analisi del gruppo di viaggiatori possessori di abbonamento annuale sono più basse rispetto a quelle rilevate nelle precedenti analisi, ad eccezione della comunalità del blocco di variabili manifeste della variabile latente fedeltà, che è più alta rispetto a quella rilevata nelle suddette precedenti analisi.

La stima delle relazioni tra i concetti o variabili latenti (relazioni strutturali o interne)

Il modello strutturale nella Figura 4.28 riassume le diverse regressioni strutturali stimate per il modello di Customer Satisfaction. I valori sulle frecce rappresentano i coefficienti di regressione standardizzati (i coefficienti path che connettono le variabili latenti fra di loro e rappresentano quindi le relazioni che intercorrono tra le suddette variabili) e quindi l'impatto diretto di ciascun concetto esplicativo, esogeno o endogeno, sui concetti endogeni a cui è legato da un vincolo di causalità. Nel modello specifico analizzato di Customer Satisfaction di un'azienda di trasporto pubblico locale, vi è un solo concetto latente esogeno,

indipendente da tutti gli altri concetti latenti del modello, ed è l'immagine, mentre tutti gli altri concetti sono endogeni e quindi influenzano le altre variabili manifeste del modello, ma a loro volta ne sono influenzati. Rispetto alla Figura 4.15, la Figura 4.28 rappresenta solo quei legami strutturali i cui coefficienti di impatto sono risultati statisticamente significativi sulla base dei dati osservati, infatti il legame del valore percepito con le attese non è significativo, per cui è stato rimosso.

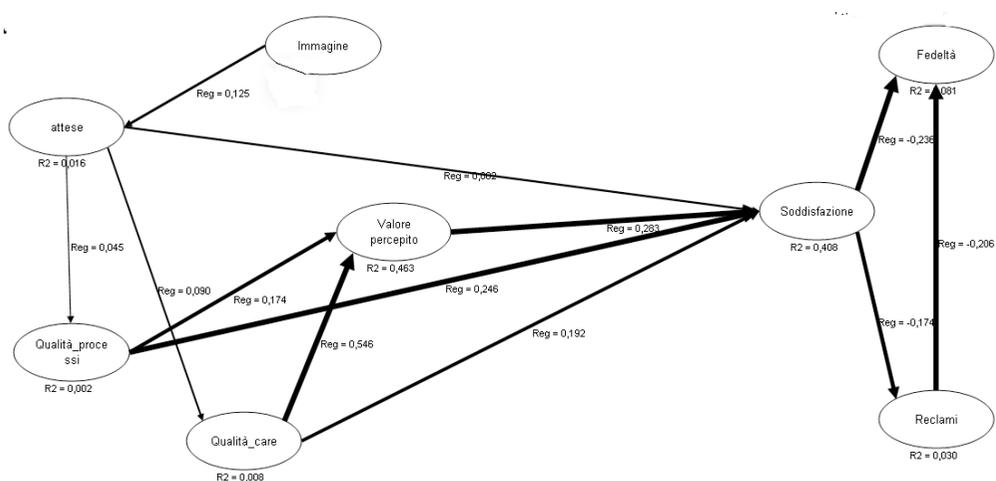


Figura 4.28 – Stima del modello strutturale di Customer Satisfaction di un'azienda di trasporto pubblico locale (viaggiatori possessori di abbonamento annuale)

Variabili endogene	Variabili esogene / endogene	Path coefficients	p value	R ²
ATTESE	Immagine	0,125	0,022	0,016
QUALITA' PERCEPITA PROCESSO / SERVIZIO	Attese	0,045	0,415	0,002
QUALITA' PERCEPITA CUSTOMER CARE	Attese	0,090	0,098	0,008
VALORE PERCEPITO	Qualità percepita processi / servizio	0,174	0,002	0,097
	Qualità percepita Customer Care	0,546	0,000	0,366

SODDISFAZIONE	Attese	0,082	0,054	0,010
	Qualità percepita processi/servizio	0,246	0,000	0,134
	Qualità percepita Customer Care	0,192	0,005	0,108
	Valore percepito	0,283	0,000	0,157
RECLAMI	Soddisfazione	-0,174	0,001	0,030
FEDELTA'	Soddisfazione	-0,236	0,000	0,047
	Reclami	-0,206	0,000	0,034

Tabella 4.16 – Stime delle relazioni strutturali o interne del modello di Customer Satisfaction di un'azienda di trasporto pubblico locale (viaggiatori possessori di abbonamento annuale)

La lettura della Figura 4.28 e della tabella 4.16, conduce alle seguenti considerazioni più significative relative ai viaggiatori:

- 1) l'immagine non esercita un'influenza diretta sul livello di Customer Satisfaction (Soddisfazione dei viaggiatori) ma piuttosto un'influenza mediata dalle attese con un coefficiente di impatto indiretto pari a 0,016;
- 2) le attese sono influenzate direttamente solo dalla variabile latente esogena immagine con un coefficiente di impatto pari a 0,125, più alto rispetto a quello rilevato nell'analisi dei passeggeri possessori di abbonamento mensile;
- 3) il valore percepito non è influenzato direttamente dalle attese, il legame infatti tra questi due concetti non essendo significativo è stato rimosso, ma ne è influenzato indirettamente per mezzo delle variabili latenti qualità percepita processo/servizio e qualità customer care, da quest'ultima, in particolare, il valore percepito è ben spiegato direttamente, come nelle analisi precedenti, con un coefficiente di impatto molto elevato pari a 0,546;
- 4) le variabili latenti valore percepito e qualità percepita processo/servizio sono molto importanti nella determinazione della Soddisfazione, come nell'analisi dei possessori di abbonamento mensile, con coefficienti di impatto diretti alti, pari rispettivamente a 0,283 e 0,246, e con coefficienti di impatto totale alti, rispettivamente 0,283 e 0,296, quindi è il valore percepito, a differenza di tutte le analisi precedenti, e non più la qualità percepita processo/servizio, che è al secondo posto come impatto, ad

essere la variabile che influenza di più la soddisfazione. La variabile qualità percepita customer care ha in quest'analisi condotta sul gruppo di viaggiatori possessori di abbonamento annuale, l'impatto diretto sulla soddisfazione (0,192) più basso rispetto alle analisi precedenti, ma ha l'impatto totale più alto grazie ad un impatto indiretto elevato per mezzo della variabile valore percepito. In quest'analisi le attese hanno un impatto diretto (0,082) sempre molto basso sulla soddisfazione, ma comunque più alto rispetto all'analisi sui possessori di abbonamento mensile e più alto rispetto all'analisi globale ed all'analisi dei possessori di biglietto.

5) la Customer Satisfaction (Soddisfazione dei viaggiatori, variabile obiettivo di cui il modello riesce a spiegare, nonostante la sua complessità, ben il 41% della variabilità totale) è influenzata in maniera diretta dal valore percepito, dalle attese, dalla qualità dei processi e dalla qualità della customer care, ed in maniera indiretta, dall'immagine, e poi sempre indirettamente anche dalla qualità percepita processo/servizio e dalla qualità percepita customer care per mezzo del valore percepito. In particolare, le relazioni che legano i fattori trainanti alla Customer Satisfaction sono stimate come segue:

$$\text{Customer Satisfaction} = 0,082 * \text{Attese} + 0,246 * \text{Qualità processi} + 0,192 * \text{Qualità Care} + 0,283 * \text{Valore percepito}$$

Il valore percepito risulta pertanto il fattore trainante più importante per la determinazione della Customer Satisfaction, seguito dalla qualità del processo/servizio;

Dalla tabella 4.16 si rilevano anche gli indici R^2 che esprimono, per ciascun concetto latente endogeno, quanta parte della variabilità complessiva del suddetto concetto è spiegata dalla sua dipendenza lineare dagli altri concetti latenti. Si può osservare che gli R^2 più alti si rilevano per i costrutti latenti valore percepito e Customer Satisfaction (Soddisfazione dei clienti), rispettivamente 0,463 e 0,408, che risultano i concetti latenti spiegati, come si evince anche dalle seguenti figure, mentre per tutte le altre variabili latenti, compresa la fedeltà in quest'analisi sui possessori di abbonamento annuale, gli R^2 sono abbastanza bassi:

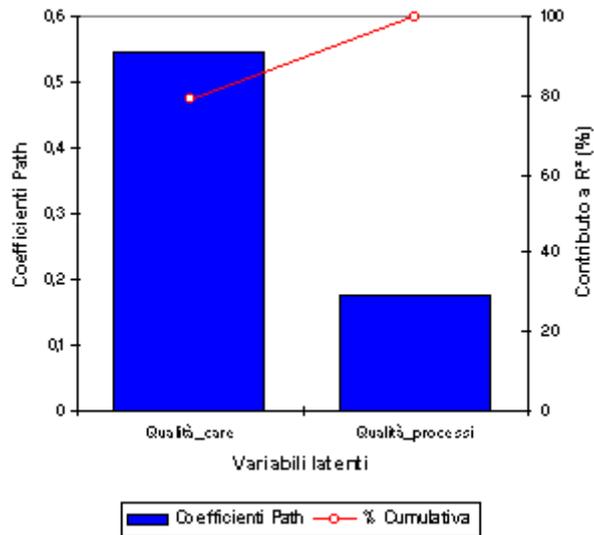


Figura 4.29 - Impatto e contributo delle variabili latenti alla variabile latente valore percepito (viaggiatori possessori di abbonamento annuale)

Come si osserva dalla figura 4.29, la variabile valore percepito è ben spiegata soprattutto dalla variabile latente qualità customer care, in particolare, come emerge dalla retta rossa che esprime il contributo a R^2 , il 79% del valore percepito dipende dalla qualità customer care, mentre il 21% dalla qualità percepita processo/servizio.

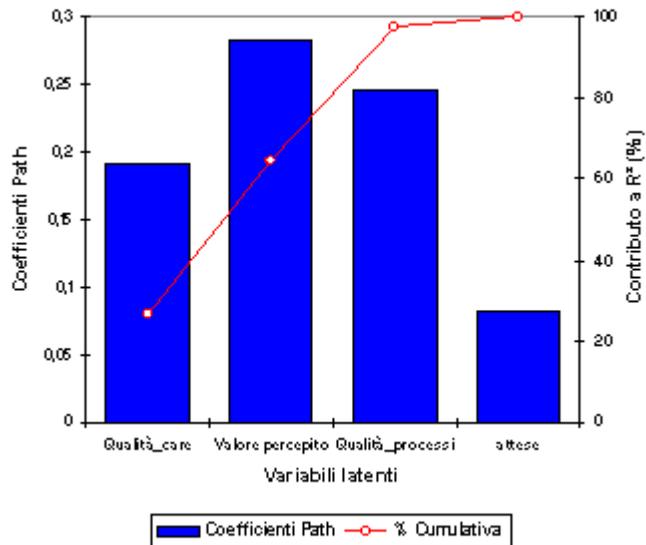


Figura 4.30 - Impatto e contributo delle variabili latenti alla variabile latente Customer Satisfaction (viaggiatori possessori di abbonamento annuale)

Dalla figura 4.30 emerge che la variabile Soddisfazione è ben spiegata dalla variabile latente valore percepito seguita dalla variabile qualità percepita processo/servizio e dalla variabile qualità percepita customer care ed in misura minima dalla variabile attese; in particolare, come emerge dalla retta rossa che esprime il contributo a R^2 , il 38% della Soddisfazione dipende dal valore percepito, il 33% dalla qualità percepita processo/servizio, il 27% dalla qualità percepita customer care e solo il 2% dalle attese, con un impatto prossimo allo 0.

4.5.1.4. Il confronto tra i modelli locali

Un confronto tra le analisi di customer satisfaction di un'azienda di trasporto pubblico locale condotte, con l'introduzione nell'ambito del modello di analisi della variabile moderatrice titolo di viaggio, sui tre differenti gruppi di viaggiatori: possessori di biglietto, possessori di

abbonamento mensile e possessori di abbonamento annuale, induce una serie di considerazioni, come si evince anche dalle tabelle riportate di seguito.

In primo luogo, per quanto concerne la costruzione dei pesi degli indicatori, ricordando che il peso rappresenta il contributo dell'indicatore, in altri termini la sua importanza, nella costruzione della variabile latente a cui è legato, dalla tabella 4.17 emerge che:

- 1) nella costruzione delle attese la qualità complessiva è uno degli indicatori con minor peso, sia nell'analisi dei possessori di biglietto che nell'analisi dei possessori di abbonamento annuale, mentre nell'analisi dei possessori di abbonamento mensile la qualità complessiva è uno degli indicatori più importanti nella determinazione del suddetto concetto latente;
- 2) nella determinazione del concetto immagine l'indicatore impegno nella diffusione della cultura e dell'arte è molto importante (0,138) nell'analisi degli abbonati mensili, mentre nell'analisi degli abbonati annuali e dei possessori di biglietto è tra i meno importanti (0,090 e 0,049);
- 3) nella costruzione della qualità percepita customer care, in tutte e tre le analisi locali, i tre indicatori informazioni su interruzioni del servizio, informazioni sul servizio e gestione dei rapporti con la clientela, hanno un peso elevato;
- 4) la sicurezza del viaggio è l'indicatore meno importante, in tutte le analisi locali, nella determinazione della qualità percepita processo/servizio;
- 5) nella determinazione del concetto latente soddisfazione è il terzo indicatore, soddisfazione rispetto all'ideale, che presenta il peso maggiore in tutte le analisi locali.

Concetti di interesse	Variabili Manifeste (Indicatori)	Possessori di biglietto		Possessori di abbonamento mensile		Possessori di abbonamento annuale	
		Weights esterni	Comunalità	Weights esterni	Comunalità	Weights esterni	Comunalità
ATTESE	Sicurezza	0,079	0,519	0,093	0,595	0,090	0,329
	Pulizia	0,106	0,758	0,128	0,882	0,062	0,592
	Confortevolezza	0,102	0,838	0,056	0,857	0,129	0,695
	Accesso alle informazioni	0,132	0,843	0,101	0,830	0,181	0,800
	Professionalità e cortesia personale	0,116	0,818	0,205	0,809	0,142	0,764
	Frequenza	0,123	0,779	0,065	0,750	0,096	0,677
	Regolarità	0,113	0,753	0,056	0,798	0,122	0,677
	Interscambio	0,116	0,780	0,077	0,843	0,105	0,659
	Rapporti con la clientela	0,115	0,769	0,093	0,819	0,172	0,763
	Funzionamento impianti sollevamento	0,114	0,786	0,099	0,815	0,095	0,685
	Qualità complessiva	0,071	0,748	0,182	0,722	0,077	0,503
QUALITA' PERCEPITA PROCESSO / SERVIZIO	Sicurezza del viaggio	0,055	0,469	0,047	0,379	0,048	0,350
	Sicurezza personale e patrimoniale	0,067	0,632	0,061	0,560	0,067	0,550
	Pulizia treni	0,072	0,744	0,066	0,749	0,056	0,704
	Pulizia stazioni	0,073	0,749	0,065	0,719	0,064	0,743
	Confortevolezza	0,075	0,771	0,079	0,694	0,062	0,712
	Frequenza	0,075	0,745	0,077	0,824	0,070	0,672
	Regolarità	0,077	0,756	0,077	0,833	0,068	0,711
	Interscambio	0,076	0,674	0,080	0,697	0,059	0,546
	Funzionamento impianti sollevamento	0,067	0,567	0,072	0,592	0,055	0,476
	Qualità complessiva	0,065	0,767	0,068	0,755	0,057	0,742
QUALITA' PERCEPITA CUSTOMER CARE	Professionalità e cortesia personale	0,132	0,629	0,126	0,599	0,125	0,595
	Informazioni sul servizio	0,158	0,828	0,146	0,783	0,125	0,757
	Informazioni su interruzioni del servizio	0,159	0,808	0,154	0,760	0,141	0,817
	Rapporti con la clientela	0,128	0,720	0,153	0,737	0,105	0,659
	Qualità complessiva	0,122	0,711	0,130	0,713	0,091	0,620
VALORE PERCEPITO	Valore percepito rispetto al prezzo	0,571		0,595		0,480	
IMMAGINE	Rispetto dell'ambiente	0,158	0,706	0,105	0,620	0,027	0,553
	Innovazione del servizio	0,175	0,753	0,101	0,740	0,080	0,628
	Impegno nella diffusione della cultura e dell'arte	0,049	0,466	0,138	0,590	0,090	0,580

	Incentivo utilizzo mezzo pubblico	0,079	0,603	0,085	0,604	0,122	0,693
	Confronto con altre aziende di trasporto	0,143	0,639	0,138	0,578	0,101	0,504
	Servizi per disabili	0,103	0,612	0,156	0,685	0,159	0,675
SODDISFAZIONE	Soddisfazione rispetto alle aspettative	0,220	0,839	0,225	0,859	0,216	0,812
	Soddisfazione rispetto ad altri servizi di trasporto	0,221	0,626	0,197	0,630	0,141	0,413
	Soddisfazione rispetto all'ideale	0,233	0,810	0,239	0,855	0,262	0,866
FEDELTA'	Utilizzo alternativo di altri mezzi di trasporto	0,107	0,208	-0,037	0,001	0,231	0,772
	Utilizzo alternativo di mezzi privati	0,101	0,196	0,047	0,002	0,177	0,656
	Consiglio all'utilizzo del servizio di trasporto	0,533	0,814	0,614	0,989	-0,173	0,018
RECLAMI	Esigenza di reclamare	0,419		0,391		0,347	

Tabella 4.17 – Confronto tra le stime delle relazioni esterne del modello di Customer Satisfaction tra i modelli locali

Nella tabella 4.17 sono riportati anche gli indici di comunalità per ogni variabile manifesta, in particolare si evince che, in tutte le analisi locali, nella variabile latente qualità percepita processo/servizio sono i primi indicatori, rispettivamente sicurezza e sicurezza del viaggio, che presentano la comunalità più bassa rispetto alle altre variabili manifeste del loro rispettivo blocco. Nel blocco di variabili manifeste della variabile latente qualità percepita customer care sono, in tutte le analisi, gli indicatori informazioni su interruzioni del servizio e informazioni sul servizio che presentano la comunalità più alta. Per il concetto latente soddisfazione sono, invece, in tutte le analisi il primo ed il terzo indicatore, rispettivamente soddisfazione rispetto alle aspettative e soddisfazione rispetto all'ideale, a presentare la comunalità più alta, mentre il secondo indicatore, soddisfazione rispetto alle altre aziende di trasporto, presenta sempre la comunalità più bassa.

Variabili endogene	Variabili esogene/endogene	Possessori di biglietto		Possessori di abbonamento mensile		Possessori di abbonamento annuale	
		Path coefficients	R ²	Path coefficients	R ²	Path coefficients	R ²
ATTESE	Immagine	0,080	0,018	0,139	0,019	0,125	0,016
QUALITA' PERCEPITA PROCESSO/SERVIZIO	Attese	0,353	0,043	0,062	0,004	0,045	0,002
QUALITA' PERCEPITA CUSTOMER CARE	Attese	0,307	0,033	0,100	0,010	0,090	0,008
VALORE PERCEPITO	Qualità percepita processi/servizio	0,148	0,062	0,225	0,128	0,174	0,097
	Qualità percepita Customer Care	0,664	0,341	0,451	0,281	0,546	0,366
SODDISFAZIONE	Attese	0,091	0,009	0,073	0,009	0,082	0,010
	Qualità percepita processi/servizio	0,359	0,204	0,338	0,202	0,246	0,134
	Qualità percepita Customer Care	0,226	0,125	0,117	0,066	0,192	0,108
	Valore percepito	0,132	0,074	0,291	0,163	0,283	0,157
RECLAMI	Soddisfazione	-0,501	0,097	-0,416	0,173	-0,174	0,030
FEDELTA'	Soddisfazione	0,389	0,203	-0,531	0,304	-0,236	0,047
	Reclami	-0,084	0,042	0,100	0,032	-0,206	0,034

Tabella 4.18 – Confronti tra le stime delle relazioni strutturali o interne del modello di Customer Satisfaction tra i modelli locali

Con riferimento, invece, alla stima delle relazioni interne tra i concetti latenti, la lettura della Tabella 4.18 ed il confronto tra le Figure 4.20, 4.24 e 4.28, rispettivamente le stime del modello strutturale di customer satisfaction per i viaggiatori possessori di biglietto, di abbonamento mensile e di abbonamento annuale, inducono alle seguenti considerazioni:

1) la variabile latente immagine esercita una discreta influenza sulle attese per gli abbonati annuali (0,125) e ancora di più per gli abbonati mensili (0,139), mentre minore è l'influenza di suddetta variabile sulle attese per i possessori di biglietto, come si evince anche dalla grandezza della freccia, meno spesso, che nella figura 4.20 dalla variabile immagine impatta sulla variabile attese;

2) in tutte le analisi locali il legame tra i concetti latenti attese e valore percepito non è significativo, per cui è stato rimosso, quindi la variabile valore percepito non è influenzata direttamente dalle attese, ma in via indiretta, attraverso le variabili qualità percepita processo/servizio e qualità percepita customer care, da quest'ultima in particolare, sempre in tutte le analisi locali, il valore percepito è influenzato direttamente con coefficienti di impatto molto alti (0,664 possessori di biglietto, 0,451 abbonati mensili e 0,546 abbonati annuali);

3) nell'analisi dei possessori di biglietto le attese sono molto più importanti nella determinazione della percezione della qualità processo/servizio e della qualità customer care, rispetto all'analisi degli abbonati;

4) gli indicatori che impattano maggiormente sulla variabile obiettivo soddisfazione sono, per gli abbonati, la qualità percepita processo/servizio ed il valore percepito, in particolare per gli abbonati mensili è la qualità percepita del processo/servizio che influenza maggiormente la loro soddisfazione (0,338), seguita dal valore percepito (0,291), mentre per gli abbonati annuali è il valore percepito che ha l'influenza maggiore sulla loro soddisfazione (0,283), seguito dalla qualità percepita del processo/servizio (0,246), mentre la qualità percepita customer care ha un impatto molto basso per gli abbonati, in particolare per gli abbonati mensili si rileva il coefficiente di impatto più basso delle analisi locali (0,117), mentre è molto più elevato, dopo la qualità percepita del processo/servizio (0,359), per la soddisfazione dei possessori di biglietto (0,226). Per gli abbonati mensili, pur avendo la qualità percepita customer care un impatto diretto sulla soddisfazione molto basso, ha però un elevato impatto indiretto per mezzo della variabile valore percepito, con un coefficiente di impatto indiretto pari a 0,131. Nell'analisi degli abbonati annuali l'impatto totale più alto sulla soddisfazione è della qualità percepita customer care, con un coefficiente di impatto indiretto per mezzo del valore percepito pari a 0,155 ed un impatto diretto pari a 0,192. Nell'analisi degli abbonati mensili e dei possessori di biglietto, invece, l'impatto totale più alto sulla soddisfazione è quello della qualità percepita del processo/servizio. Per quanto concerne invece l'impatto delle attese sulla soddisfazione, questo è molto basso per gli abbonati, in particolare mensili (0,073), mentre è più alto per i possessori di biglietto (0,091), probabilmente perché gli abbonati sono disillusi, nel senso che pur avendo attese alte la loro soddisfazione non dipende molto da queste ultime, perché probabilmente conoscono le problematiche connesse

alla gestione del servizio di trasporto pubblico locale da parte dell'azienda, la maggior parte di esse legate a vincoli strutturali ed immaginano che il loro superamento richieda modifiche sostanziali nel lungo periodo;

5) in tutte le analisi locali l'impatto della soddisfazione sulla fedeltà è alto, tranne che per gli abbonati annuali che anche se non soddisfatti sono comunque fedeli, perché quasi costretti ad utilizzare il servizio di trasporto pubblico oggetto di analisi;

6) l'esigenza di reclamare è abbastanza bassa in tutte le analisi locali ed impatta sulla fedeltà sempre in misura marginale rispetto alla soddisfazione.

Queste considerazioni sono molto utili al fine di individuare i fattori di maggiore criticità per i diversi gruppi di viaggiatori esaminati con l'introduzione della variabile moderatrice titolo di viaggio, così da stabilire non una singola strategia ma strategie differenziate, nel presupposto che la soddisfazione non è un concetto unico, atte a migliorare i punteggi dei viaggiatori rispetto ad un target stabilito. Infatti, utilizzando congiuntamente l'informazione fornita dai pesi degli indicatori e le relazioni stimate nel modello strutturale è possibile simulare la reazione del livello di Customer Satisfaction rispetto a cambiamenti nel livello degli indicatori che possono essere indotti da opportune politiche, differenziate per gruppi di viaggiatori, adottate dall'azienda di trasporto pubblico locale.

4.5.2. L'identificazione delle leve per il miglioramento

Le differenze sottolineate tra i diversi gruppi di viaggiatori vanno sempre comunque viste in senso relativo e non assoluto in quanto comunque fatta eccezione per quei punteggi che si collocano al di sotto della soglia minima tutti gli altri sono da considerarsi soddisfacenti, sia pur migliorabili nell'ottica dell'eccellenza e del miglioramento continuo della qualità. Si ricordi che è importante oltre a verificare quali Variabili Latenti hanno un maggiore impatto sull'Indice di Soddisfazione o sulla Fedeltà e quali indicatori pesano di più nella costruzione di tali concetti, anche tener conto dei punteggi medi calcolati per le variabili latenti e dei punteggi medi osservati per gli item. Solo la lettura congiunta di queste due informazioni (impatti/pesi e punteggi medi) permette infatti di identificare le cosiddette

leve per il miglioramento in quanto suggerisce su quali aree critiche intervenire, con quale urgenza e per mezzo di quali azioni. Alla luce di queste premesse si è costruita la matrice delle priorità per il miglioramento dell'indice di customer satisfaction (soddisfazione del cliente) (Figura 4.31), strumento semplice e valido a supporto della diagnosi e dell'individuazione delle azioni correttive e di miglioramento, che fornisce le seguenti evidenze:

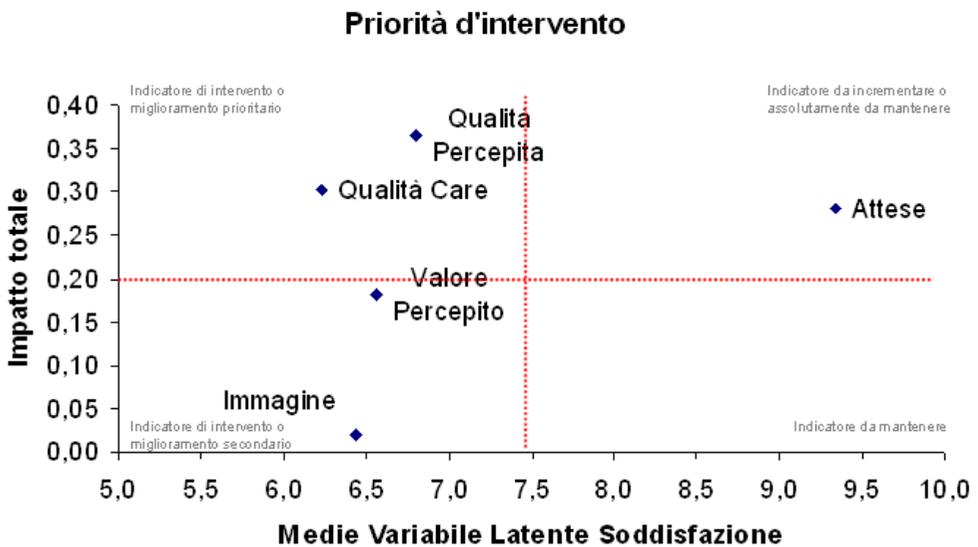


Figura 4.31 – Matrice delle priorità di intervento/miglioramento dell'indice di Customer Satisfaction (Soddisfazione dei clienti)

- 1) il valore percepito e l'immagine hanno un impatto totale sulla variabile soddisfazione basso, ma comunque al di sopra della media, non sono quindi importanti per i viaggiatori, ma bisogna comunque monitorarli, tenendoli sotto controllo altrimenti potrebbero salire nel quadrante superiore;
- 2) la qualità percepita processo/servizio e la qualità percepita customer care hanno un impatto elevato sull'indice di soddisfazione e, pur avendo un punteggio che è al di sopra della soglia obiettivo, sono variabili sulle quali occorre investire (intervenire) per migliorare i loro punteggi in quanto hanno un impatto abbastanza alto sulla soddisfazione dei clienti;
- 3) le attese pur avendo un impatto diretto sulla soddisfazione abbastanza basso, hanno invece un impatto totale alto, e presentano un punteggio medio alto, si trovano così nell'area da incrementare o assolutamente da mantenere.

La suddetta matrice è suddivisa in quattro quadranti delimitati da una linea verticale che rappresenta la soglia che distingue i punteggi medi accettabili da quelli non accettabili e da una linea orizzontale che rappresenta la soglia che divide gli impatti bassi, dagli impatti alti.

La soglia che distingue un punteggio medio “basso” da un punteggio medio “alto” può essere la sufficienza e cioè il valore 6 per una scala 1-10 cioè la soglia minima accettabile oppure un valore più alto fissato ad esempio in funzione dei punteggi medi ottenuti che rappresenta una soglia obiettivo, nel caso specifico avendo tutte le variabili medie abbastanza alte, è stata scelta una soglia obiettivo pari a 7,5. La soglia che invece distingue un impatto “basso” da un impatto “alto” è l’impatto medio atteso per ciascun fattore trainante, posto uguale a 1 l’impatto di tutti i fattori trainanti globalmente presi.

Si è evidenziato dunque che un area di intervento prioritario riguarda la qualità percepita processo/servizio e la qualità percepita customer care per migliorare l’indice di soddisfazione della clientela.

CONCLUSIONI

Nell'ambito di questo lavoro si è sottolineato il crescente interesse nei confronti della customer satisfaction nel corso degli ultimi decenni e lo sviluppo di molteplici metodologie statistiche per la sua misurazione, in particolare nell'ambito dei servizi nei settori no profit, come il settore del trasporto pubblico. Secondo il filone teorico prevalente, la soddisfazione non è direttamente osservabile e può essere stimata soltanto attraverso la rilevazione di alcuni indicatori ad essa connessi. Nello studio di tali relazioni diversi metodi di stima si sono affermati in letteratura e tra questi, in particolare, il metodo PLS Path Modeling che permette non solo di sintetizzare variabili non direttamente osservabili ma fornisce anche i pesi con risultati migliori in termini di predizione; questo metodo è quindi tipicamente utilizzato, più di altri nell'ambito della misurazione della customer satisfaction, proprio per la sua natura predittiva, quale strumento di supporto alle decisioni aziendali per prevedere aspettative e bisogni dei clienti. Tuttavia pur essendo il metodo di stima PLS-PM ed altre metodologie statistiche, ormai di uso consolidato nell'ambito della misurazione della customer satisfaction, è ancora in corso lo studio su come tener conto delle variabili esterne al modello, le variabili moderatrici, che influenzano le relazioni all'interno dello stesso ed, in particolare in questo lavoro, è stato presentato un caso specifico nell'ambito del settore del trasporto pubblico locale. La valutazione della soddisfazione, quale costrutto concettuale e quindi non direttamente misurabile, è stata effettuata tramite la rilevazione della qualità percepita nei confronti di particolari aspetti del servizio erogato. Tali aspetti sono stati quantificati attraverso variabili osservabili, espresse su una scala ordinale di punteggi, ed interpretate come manifestazioni di dimensioni latenti della soddisfazione. Sono stati formalizzati i legami tra le variabili manifeste e le variabili latenti e le relazioni di causalità tra queste ultime, mirando allo studio della presenza di eventuali dimensioni latenti in grado di sintetizzare i singoli attributi della qualità, ovvero di capire se questi ultimi sottendono uno o più costrutti teorici comuni non osservabili e, contemporaneamente, come questi si riflettono sul livello di soddisfazione complessiva del servizio di trasporto pubblico locale analizzato. In particolare si è ricorsi all'impiego del modello

ECSI e del metodo di stima PLS Path Modeling al fine di mettere in relazione il grado di soddisfazione complessiva espresso dai viaggiatori con le singole dimensioni associate ad i diversi fattori di qualità del servizio.

L'attenzione si è poi focalizzata sull'analisi degli effetti dell'introduzione delle variabili moderatrici nel modello di analisi di Customer Satisfaction condotta nell'ambito dell'azienda di trasporto pubblico locale; l'analisi è stata quindi rielaborata una volta inserita nel modello la variabile moderatrice titolo di viaggio ed è stato poi applicato nuovamente il metodo di stima PLS Path Modelling ai tre gruppi di viaggiatori, possessori di biglietto ed abbonati mensili ed annuali, al fine di analizzare gli effetti dell'inserimento della variabile moderatrice titolo di viaggio sulle percezioni e soddisfazioni dei viaggiatori rispetto al servizio di trasporto pubblico oggetto di analisi e di identificare le strategie differenziate per il miglioramento che l'azienda dovrà adottare per soddisfare al meglio e tempestivamente le esigenze specifiche dei propri consumatori, nel presupposto che la soddisfazione non è un concetto unico, ma che è importante individuare i fattori di maggiore criticità per i diversi gruppi di consumatori identificati dalla variabile moderatrice.

BIBLIOGRAFIA

- 1 L. S. Aiken and S. G. West. *Multiple Regression: Testing and Interpreting Interactions*. Sage, Newbury Park. (1991).
- 2 B. Escofier, J. Pagès. *Analyses factorielles simplex et multiples* - Dunod Paris, (1990).
- 3 R. M. Baron and D. A. Kenny. *The moderator-mediator variable distinction in social psychological research: Conceptual, strategic, and statistical considerations*. *Journal of Personality and Social Psychology*, (1986).
- 4 C. Bernini, A. Lubisco. *Customer satisfaction dinamica e indagini sezionali ripetute nel tempo: un'applicazione ai servizi di trasporto urbano*.
- 5 C. Fornell, L.F. Bookstein. "Two structural equation models: Lisrel and PLS applied to consumer exit-voice theory", *Journal of Marketing Research*.
- 6 C. Guinot, J. Latreille, M. Tenenhaus. *PLS Path modelling and table analysis. Application to the cosmetic habitats of women in Ile-de-France* – CE.E.I.E.S., Neuilly-sur-Seine, France; HEC School of Management, Jouy-en-Josas, France.
- 7 C. Lauro, V.E. Vinzi. "Some contributions to PLS Path Modeling and a system for European customer satisfaction", *Atti della XL1 riunione scientifica SIS, Università di Milano Bicocca*, (2002).
- 8 C.R. Rao. *Handbook of statistics 9* - North-Holland.
- 9 W. Chin and J. Dibbern. *A permutation based procedure for multigroup PLS analysis: Results of tests of differences on simulated data and a cross cultural analysis of the sourcing of information system services between Germany and the USA*. In Esposito Vinzi, V., Chin, W. W., Henseler, J., and Wang, H., editors, *Handbook PLS and Marketing*. Springer, Berlin Heidelberg New York. (2006).
- 10 CSLS. *Literature Review of Frameworks for Macro-indicators* – Centre for the study of living standards, February (2004).
- 11 D. Piccolo. *Introduzione all'analisi delle serie storiche* – NIS.
- 12 D. Piccolo. *Introduzione alla Statistica* - Il Mulino (2004).
- 13 D. Piccolo. *Statistica* - Il Mulino (2001).
- 14 G. M. Maruyama. *Basic of structural equation modeling* – Sage Publications, (1998).
- 15 G. Cittadini. "Un confronto fra un modello di analisi causale con variabili latenti e metodi alternativi", *Statistica*, Anno LII, n.3, Bologna. (1992).
- 16 H. Wold. "Non linear iterative partial least squares modelling: some current developments", in *Multivariate Analysis III*, Ed. P.R. Krishnaiah, NY Academic Press (1973).
- 17 H. Wold. "Soft Modelling: the basic design and some extensions", in K.G.

- Joreskog & H.Wold (EDs.). *Systems under indirect observation*, Part II, Amsterdam, North Holland Press, (1982).
- 18 J. Henseler and G. Fassott - *Testing Moderating Effects in PLS Path Models: An Illustration of Available Procedures*, Handbook PLS-PM, (2009).
 - 19 C. M. Judd, D. A. Kenny & G. H. McClelland. *Estimating and testing mediation and moderation in within-participant designs*. Psychological Methods, (2001).
 - 20 L. D'Ambra. *Lezioni di Inferenza Statistica* - RCE Edizioni, Napoli, (2001).
 - 21 L. D'Ambra, S. Spedaliere. *Appunti di Statistica Descrittiva* - RCE Edizioni, Napoli, (2001).
 - 22 L. Fabbris. *Statistica multivariata*, McGraw-Hill, (1997).
 - 23 L. Londrillo. *"La qualità del servizio di trasporto pubblico"*, De Qualitate, (1997).
 - 24 L. Stiefel. *"Misura della Qualità degli output nelle organizzazioni non-profit americane"*, La statistica per le imprese, vol.1, Convegno SIS, Torino, (1997).
 - 25 L. Lebart, A. Morineau, M. Piron. *Statistique exploratoire multidimensionnelle* - Dunot, Paris (1999).
 - 26 Leti. *Statistica descrittiva* - il Mulino, Bologna, (1983).
 - 27 M. Bayol, A. de la Foye, C. Tellier and M. Tenenhaus. *Use of PLS Path Modelling to estimate the European Consumer Satisfaction Index (ECSI) model* – Cisia-Ceresta, Montreuil, HEC School of Management, Jouy-en-Josas, France
 - 28 M. Chiodi. *Tecniche di Simulazione in Statistica* – RCE edizioni, Napoli (2000)
 - 29 M. Gerghi, N. Lauro. *Appunti di Analisi dei dati multidimensionali: metodologie ed esempi* - Edisu, Napoli (2002).
 - 30 M. Tenenhaus. *La regression PLS* – éditions Technip, Paris (1998).
 - 31 M. Tenenhaus, V. Esposito Vinzi, Y.-M. Chatelin, C. Lauro. *"PLS path modelling"*, Computational Statistics & Data Analysis, vol.48, (2005).
 - 32 M. Tenenhaus, E. Mauger and C. Guinot. *Use of ULS-SEM and PLS-SEM to measure interaction effect in a regression model relating two blocks of binary variables*.
 - 33 P. Giudici. *Data Mining* - McGraw-Hill, (2001).
 - 34 R. M. Baron and D. A. Kenny. *The Moderator-Mediator Variable Distinction in Social Psychological Research: Conceptual, Strategic, and Statistical Considerations* . Handbook PLS-PM (2009).
 - 35 S. Balbi. *L'analisi multidimensionale dei dati negli anni'90*- RCE Edizioni, Napoli, (1994).
 - 36 S. Bolasco. *Analisi multidimensionale dei dati* - Carocci, (1999).
 - 37 S. Cagnone, A. Subisco, S. Magnani. *"Modelli a variabili latenti per l'analisi della Customer Satisfaction degli utenti dei servizi di trasporto pubblico"*.
 - 38 S. Geisser. *"The predictive sample reuse method with applications"*, Journal of the American Statistical Association, (1975).
 - 39 S. Sharma, R. M. Durand, and O. Gur-Arie. *Identification and Analysis of*

Moderator Variables.

- 40 Y.M. Chatelin, V.E. Vinzi, M. Tenenhaus. *“State of art on PLS Path Modeling through the available software”*, HEC Research paper series CR 764, (2002).