LA CONJOINT ANALYSIS E IL PROBLEMA DELLE INTERAZIONI FRA GLI ATTRIBUTI: UN'EVIDENZA EMPIRICA.

Luca Molteni

Roberto Manoforte

L'analisi congiunta (più nota come *conjoint analysis*), è una delle tecniche statistiche di analisi multivariata che hanno conosciuto maggiore successo applicativo nell'ultimo ventennio, in particolare nell'ambito delle ricerche di marketing.

Come è noto, la tecnica si basa sui giudizi globali espressi dai consumatori riguardo a un set di alternative complesse, e consiste nello scomporre le valutazioni originali in valori di utilità, distinti per ogni caratteristica del prodotto, attraverso i quali i giudizi globali possono essere ricostruiti. In altri termini, ad un opportuno campione di consumatori/ utenti viene presentata una serie di schede, contenenti ciascuna la descrizione di un profilo "teorico" (ovvero non necessariamente presente sul mercato, anche se credibile) del prodotto (o servizio) oggetto di studio; tale profilo è basato sulle varie combinazioni di alcune caratteristiche del prodotto stesso (gli *attributi* o *fattori*). Partendo dai giudizi espressi dai consumatori nei confronti delle descrizioni appena citate, l'analisi congiunta determina l'importanza delle diverse caratteristiche del prodotto nel processo decisionale del consumatore e valuta inoltre quale siano le migliori alternative (o *livelli*), tra quelle proposte, per ognuna delle caratteristiche menzionate[1].

Le modalità di utilizzo e gli ambiti applicativi dell'analisi congiunta sono stati ampiamente trattati in letteratura nell'ultimo quarto di secolo (Green, Rao, 1971; Green, Wind, 1975; Green, Srinivasan, 1978; Valdani, Busacca, 1987; Green, Srinivasan, 1990; Molteni, 1993; Busacca, Castaldo, 1996) e l'adozione della stessa metodologia di analisi da parte di società di ricerca e consulenza è nello stesso periodo enormemente cresciuta in tutto il mondo occidentale industrializzato (Cattin, Wittink, 1982 e 1989; Wittink, Vriens, Burhenne, 1994).

Il principale vantaggio offerto dalla conjoint analysis consiste nella similarità tra l'iter procedurale che la contraddistingue e il reale processo mentale seguito dal consumatore in fase di scelta e/o acquisto: l'intervistato valuta infatti il prodotto nella sua globalità, senza necessariamente esplicitare le proprie preferenze su ogni singola caratteristica del prodotto medesimo, come invece implicitamente ipotizzato dai più semplici e tradizionali approcci di tipo auto-esplicativo (Green, Srinivasan, 1990).

Inoltre, la tecnica in esame è molto utile in fase di simulazione delle possibili reazioni della domanda alle modifiche nelle politiche di prodotto: conoscendo quale sia l'importanza assegnate dai consumatori agli attributi stessi, è possibile prevedere quali conseguenze avrà una variazione dei livelli di uno di essi sulle quote di preferenza e, a cascata, sulle quote di mercato e sui margini operativi.

Un altro grande vantaggio dell'analisi congiunta rispetto a tecniche di misurazione più tradizionali è la sua grande flessibilità, che ne permette l'applicazione in un insieme vastissimo di ambiti (quali la segmentazione del mercato, il product design, il pricing, la valutazione della brand equity, la gestione del personale, la pubblicità, ecc.).

A fronte di tali innegabili punti di forza, l'analisi congiunta presenta però tra gli altri un problema raramente segnalato in letteratura (Fenwick, 1979; Carmone, Green, 1981), che consiste nella frequente *rinuncia alla misurazione degli effetti di interazione* tra due o più attributi attraverso la metodologia in esame.

Un'interazione fra due attributi si manifesta quando uno di essi influenza il giudizio del consumatore in modo diverso a seconda dei livelli dell'altro. In altre parole, si ha un effetto di interazione tra due o più fattori quando *il gradimento per i livelli di un attributo* (ed eventualmente il loro ordine di preferenza) *risulta dipendente dai livelli degli altri fattori*.

A questo proposito, è opportuno evidenziare come esistano due tipi di interazioni:

1. le *interazioni incrociate* (o *crossover interactions*), in cui i livelli di un attributo modificano l'ordinamento delle preferenze dei livelli dell'altro attributo;
2. le *interazioni non incrociate* (o *noncrossover interactions*), in cui un attributo non influisce sull'ordinamento delle preferenze dell'altro, ma unicamente ne amplifica (o riduce) il range di variazione delle utilità dei livelli (e, conseguentemente, l'importanza relativa).

A chiarimento di quanto appena affermato, si pensi al seguente semplicissimo esempio.

Si supponga che un individuo in generale preferisca, per un'automobile, un cambio di tipo *manuale*. Questa sua preferenza può però interagire con il *modello* di automobile: è possibile cioè che l'individuo in questione prediliga il cambio *manuale* in una vettura sportiva (ad esempio un

coupé), ma consideri migliore un cambio di tipo *automatico* per una berlina. Siamo in questo caso in presenza di una *interazione incrociata*.

Viceversa, la preferenza dell'individuo in questione per un cambio manuale può rimanere invariata indipendentemente dal modello di vettura, quest'ultimo eventualmente amplificando il divario tra il giudizio di valore assegnato ad un'auto in cui i livelli preferiti dei due attributi in parola sono contemporaneamente presenti e quello assegnato alla vettura caratterizzata dai livelli meno graditi dei due fattori medesimi (*interazione non incrociata*).

Prima di evidenziare le conseguenze del problema esplicitato, è opportuno soffermarsi sulle difficoltà incontrate dall'analista che desideri prendere in considerazione, oltre agli *effetti principali* dei fattori (dove per effetto principale si intende il cambiamento medio nei giudizi del consumatore causato da una modifica del livello di un fattore, tenuti costanti i livelli degli altri fattori), anche i loro *effetti di interazione*. A questo scopo, occorre considerare la fase di elaborazione del *disegno sperimentale* di un'analisi congiunta, in cui si generano tali difficoltà.

Disegnare un esperimento significa semplicemente *selezionare le combinazioni* dei livelli degli attributi da presentare agli intervistati. Posto che sottoporre a valutazione tutte le combinazioni generabili risulta impossibile a partire da un numero di attributi e di livelli relativamente basso (si pensi che quattro attributi a tre livelli danno luogo a $3^4 = 81$ combinazioni), uno dei principali problemi che si pongono al ricercatore è quello di decidere *quanti profili* presentare agli intervistati.

I principali software applicativi riguardanti il disegno degli esperimenti fanno solitamente riferimento ai cosiddetti *disegni fattoriali frazionati*. Un disegno sperimentale *fattoriale* è semplicemente una matrice i cui elementi sono costituiti dai livelli degli attributi (o *fattori*, da cui il nome) sottoposti ad indagine. Solitamente, ciascuna *colonna* della matrice rappresenta i livelli di un fattore, cosicché ogni *riga* della matrice costituisce una delle combinazioni possibili dei livelli stessi, e quindi, nel caso della conjoint analysis, uno dei profili di prodotto da mostrare al consumatore intervistato.

Il più semplice disegno fattoriale è il cosiddetto *full factorial design* (o *disegno fattoriale completo*), in cui *tutte* le combinazioni possibili sono prese in considerazione, ma il cui utilizzo è limitato alle rare situazioni in cui gli attributi e i livelli rilevanti per l'analisi sono in numero estremamente limitato. In caso contrario, le combinazioni diventano troppe ed è necessario ricorrere ai *disegni fattoriali frazionati*, che consentono di ottenere ottimi risultati utilizzando solo una parte (o, appunto, una *frazione*) delle combinazioni possibili e rinunciando a stimare gli effetti delle *interazioni fra attributi* (cioè gli effetti che uno o più fattori hanno sul processo

decisionale del consumatore *dato che* un altro fattore presente sulla scheda è ad un determinato livello), ipotizzati nulli.

Il principio alla base del frazionamento del numero di profili è la possibilità di *confondere* le stime degli *effetti principali* dei fattori (cioè gli effetti di ogni fattore *preso singolarmente*) con quelle degli effetti delle *interazioni* di grado più o meno elevato. Due effetti si dicono *confusi* quando la *combinazione dei livelli* nei profili di offerta sottoposti al giudizio degli intervistati che esprime il primo effetto è identica a quella che esprime il secondo effetto. In altre parole, gli effetti di due fattori confusi tra loro non saranno più distinguibili l'uno dall'altro: ad esempio, se l'effetto del fattore B è confuso con quello dell'interazione CDE, ciò che l'analista potrà stimare non sarà né l'effetto di B né quello di CDE, ma l'effetto combinato di B e CDE. Naturalmente, per attribuire l'intero effetto dei due fattori al primo di essi (come si fa, appunto, quando l'effetto principale di un fattore viene confuso con l'effetto di interazione di due o più fattori), diventa fondamentale l'*ipotesi che l'effetto del secondo* (nel nostro caso, l'interazione CDE) *sia nullo*.

Le correlazioni tra effetti osservati (B) e effetti non osservati (CDE) vengono chiamate dagli statistici *collinearità*, in quanto gli effetti che possono essere stimati sono combinazioni lineari degli effetti che non possono essere stimati.

Partendo da una confusione di base (detta anche *defining relation* o *relazione di identità*), è possibile determinare tutte le relazioni (le confusioni) che legano gli effetti (siano essi principali o di interazione) l'uno all'altro e che ne rendono non stimabili alcuni, e disegnare così la matrice dell'esperimento.

Grazie alla tecnica delle confusioni è possibile generare una serie di disegni sperimentali, ampiamente descritti in letteratura (Addelmann, 1962a e 1962b; Holland, Cravens, 1973; Green, 1974; Hinkelmann, Kempthorne, 1994), che permettono o esclusivamente la stima degli effetti principali dei fattori o anche quella degli effetti interattivi di alcuni fra essi. In particolare, i disegni fattoriali frazionati più utilizzati sono:

1. i *quadrati latini*, in cui tre fattori, ciascuno a tre livelli, sono disposti in modo che ciascun livello di ciascun attributo appaia una sola volta con ciascun livello di ogni altro fattore;
2. i *disegni a risoluzione III*, che, assumendo per ipotesi che *tutte* le interazioni siano trascurabili, permettono la stima degli effetti principali di tutti i fattori, richiedendo come unica condizione che i livelli di un fattore appaiano con *frequenza proporzionale* rispetto ai livelli di ciascun altro fattore. I disegni a risoluzione III risultano i più parsimoniosi in quanto danno la possibilità di stimare con un numero relativamente basso di schede gli effetti di molti fattori, ma il loro utilizzo deve essere accompagnato da un'estrema cautela,

in quanto l'esistenza di eventuali interazioni significative potrebbe falsificare le ipotesi di base inficiando così l'intera analisi;

3. i *disegni a risoluzione IV*, in cui si suppone che le interazioni *di primo grado* (quelle tra due fattori) siano rilevanti, ma nell'impossibilità di stimarle (a causa del troppo elevato numero di combinazioni possibili) esse non vengono confuse con gli effetti principali per evitare che i loro effetti distorcano i risultati dell'indagine;
4. i *disegni a risoluzione V*, che permettono la stima di tutti gli effetti principali dei fattori e di *tutte le interazioni di primo grado*, grazie al fatto che gli effetti di queste ultime non sono confusi tra loro (ciò che non avveniva nei disegni precedenti);
5. i *compromise designs* (Addelmann, 1962b; Green, Carroll, Carmone, 1978), che possono essere definiti una via di mezzo tra i disegni a risoluzione III e quelli a risoluzione V, e che permettono di stimare tutti gli effetti principali dei fattori e le interazioni di primo grado di un *sottoinsieme* dei fattori medesimi, la cui selezione pone però il problema dell'*identificazione*, precedente l'analisi, *delle interazioni rilevanti*.

È a questo punto evidente come la mancata considerazione di una interazione rilevante tra due o più fattori ponga l'analista di marketing che utilizzi un'analisi congiunta di fronte a due differenti ordini di problemi:

1. trattare come irrilevante un effetto che, al contrario, influenza il processo decisionale del consumatore causa una perdita di informazioni che può rivelarsi critica;
2. confondere l'effetto principale di un fattore con quello di un'interazione irrilevante solo per ipotesi significa distorcere a volte in misura considerevole la stima del primo, così inficiando i risultati dell'intera analisi.

Per quanto riguarda il primo punto, si pensi per esempio all'elasticità della domanda al prezzo. Essa come è noto, ha la funzione di regolare il rapporto tra quantità domandata e prezzo: con qualche eccezione, quanto maggiore è il prezzo, tanto minore è la quantità domandata. Ma l'elasticità della domanda al prezzo non è unica per tutti i beni della stessa tipologia merceologica. In particolare, fattori quali *l'immagine di marca* o la *fedeltà* alla stessa possono modificare rendendo la curva di domanda più rigida.

L'effetto dell'attributo marca sull'atteggiamento dei consumatori nei confronti del prezzo può essere evidenziato dall'interazione tra i due fattori in esame. Ma utilizzando gli attributi Prezzo e Marca tra i fattori di una conjoint analysis e studiandone unicamente gli effetti principali, si ipotizza implicitamente che tutte le marche sul mercato siano caratterizzate dalla medesima elasticità al prezzo, congettura ad evidenza non sempre realistica. Trattando ad esempio di

autovetture sportive, si può supporre che le marche BMW e Alfa Romeo abbiano una domanda caratterizzata dalla stessa elasticità?

In conclusione, trascurare l'interazione prezzo/marca può portare a risultati distorti (o comunque lacunosi) laddove la marca abbia un ruolo rilevante, o laddove la brand equity di un prodotto sia notevolmente superiore rispetto a quella di un altro o di tutti gli altri.

Per quanto riguarda invece il secondo problema accennato in precedenza, poco vi è da aggiungere a quanto già detto a proposito della collinearità tra fattori i cui effetti risultano confusi. Quando per stimare l'effetto di A e l'effetto dell'interazione CDE si utilizza la stessa combinazione lineare, si sta in realtà valutando l'effetto congiunto dei due fattori A e CDE, effetto che è possibile chiamare "effetto di A" se e solo se il fattore interattivo CDE *non ha alcun effetto* sul processo decisionale del consumatore.

Diversamente, l'effetto assegnato ad A risulterà distorto dall'effetto non nullo dell'interazione confusa con il medesimo attributo A, con nefaste conseguenze sull'affidabilità dei dati ottenuti dall'analisi nel suo complesso.

Per valutare la rilevanza e le conseguenze del problema fin qui descritto, si è effettuata una serie di indagini empiriche. L'esperimento messo in atto, basato su un totale di circa 500 interviste a consumatori, è stato strutturato come segue.

Inizialmente, sono stati selezionati tre prodotti:

1. l'automobile modello *monovolume*;
2. l'automobile modello *spider*;
3. il *telefono cellulare*.

Per quanto riguarda il *primo prodotto*, sono state effettuate quattro analisi congiunte basate su quattro disegni sperimentali differenti:

1. un *main-effects design* composto da otto schede di prodotto, che determina gli effetti principali di quattro fattori a due livelli;
2. un *full factorial design* composto da sedici schede di prodotto che misura effetti principali e interazioni di ogni grado di tutti i quattro fattori a due livelli;
3. un *main-effects design* composto da diciotto schede di prodotto, che studia gli effetti principali di sei fattori ciascuno a tre livelli;
4. un *compromise design* composto da ventisette schede di prodotto, finalizzato all'analisi degli effetti principali di sei fattori a tre livelli e degli effetti interattivi di tre fra essi.

Il disegno (1) e il disegno (3) sono stati predisposti per verificare l'impatto sulla stima degli effetti principali di una complicazione del disegno sperimentale (aumento dei profili di offerta valutati dagli intervistati).

Gli attributi e i livelli utilizzati nelle indagini sono i seguenti (attributi e livelli impiegati solo nelle indagini comprendenti sei fattori a tre livelli sono riportati in corsivo):

1. Marca (Lancia, *Ford*, Mercedes);
2. Prezzo (*50*; 58; 65 milioni di lire);
3. Rumorosità (Bassa; *Media*; Alta);
4. *Accelerazione (11; 15; 19 secondi)*;
5. Potenza (110; 140; *170* CV);
6. *Garanzia (1 anno, chilometraggio illimitato; 3 anni, chilometraggio illimitato; 3 anni, 100.000 km)*.

Il campione intervistato è stato di circa 100 persone per ogni indagine, e le modalità di intervista sono state le seguenti:

- intervista *personale*;
- analisi *full profile*;
- descrizione *verbale*;
- livello di misurazione: *rating*.

Inoltre, è stata raccolta una serie di dati socio-demografici utile per la descrizione del campione.

Per quanto riguarda invece gli altri due prodotti, si sono svolte due analisi congiunte basate sullo stesso *disegno fattoriale completo* di tipo 2^4 (quattro attributi ciascuno a due livelli).

Gli attributi e i livelli impiegati nell'analisi concernente l'*automobile spider* sono i seguenti:

1. Marca (Alfa Romeo, Mercedes);
2. Prezzo (55; 65 milioni di lire);
3. Potenza (150; 190 CV);
4. Rumorosità (Bassa; Alta).

Il campione era costituito da 50 persone, e le modalità di intervista sono state le stesse delle analisi precedenti.

Per quanto riguarda infine i *telefoni cellulari*, si riportano di seguito attributi e livelli utilizzati nell'indagine (anch'essa basata su un campione limitato a 50 unità):

1. Prezzo (700.000; 1.200.000 Lit.);
2. Peso (100; 200g);
3. Durata delle batterie in conversazione (2; 5 ore);

4. Gestore (TIM; Omnitel).

I risultati delle indagini riguardanti le automobili monovolume sono stati posti a confronto a coppie, in modo da evidenziare come la presenza (o, meglio, la rilevanza) di interazioni possa influire sui risultati di un'indagine empirica.

I risultati ottenuti a livello aggregato lavorando sul disegno (1), con l'ausilio del software *SPSS per Windows*, sono riportati in Tabella 1; gli indicatori χ^2 di Pearson e τ di Kendall, evidenziano l'estrema significatività statistica dei dati ottenuti.

Tabella 1. Conjoint analysis monovolume – effetti principali - disegno (1).

FATTORE	IMPORTANZA (%)	LIVELLI	UTILITÀ DEI LIVELLI
Marca	13,15	Lancia	- 0,4750
		Mercedes	+ 0,4750
Prezzo	33,80	58.000.000 Lit.	- 20,217
		65.000.000 Lit.	- 22,657
		β [1]	- 0,3486
Potenza	18,35	110 CV	+ 4,8583
		140 CV	+ 6,1833
		β	+ 0,0442
Rumorosità	34,70	Bassa	+ 1,2525
		Alta	- 1,2525
Costante	21,0013		
χ^2 di Pearson	0,997	Significatività	0,0000
τ di Kendall	0,929	Significatività	0,0006

[1] Gli attributi Marca e Rumorosità sono stati trattati come variabili qualitative, mentre gli attributi Prezzo e Potenza sono stati trattati quantitativamente.

Il fattore più rilevante si è dimostrato essere la Rumorosità, che assume una rilevanza del 34,7% nel processo decisionale del consumatore. Sostanzialmente equivalente è l'importanza dell'attributo Prezzo (33,8%), mentre meno importanti risultano i fattori Potenza (18,35%) e, soprattutto, Marca (13,15%).

Il confronto con la stessa analisi (valutazione degli effetti principali) ripetuta sul disegno (2) ha permesso di verificare il modesto impatto sul risultato del raddoppio delle schede valutate (da 8 a 16 – Tabella 2) .

Per valutare invece l'impatto degli effetti di interazione, è stata effettuata un'analisi della varianza (ANOVA) basata sui voti medi ricevuti da ciascun profilo. I risultati dell'ANOVA (package *SPSS per Windows*) sono presentati in Tabella 3.

Tabella 2. Conjoint analysis monovolume – effetti principali - disegno (2).

FATTORI	IMPORTANZA (%)	LIVELLI	UTILITÀ DEI LIVELLI
Marca	11,87	Lancia	-0,4719
		Mercedes	0,4719
Prezzo	32,28	58.000.000 Lit.	1,4619
		65.000.000 Lit.	-1,4619
		β	-21,263
Potenza	19,07	110 CV	-23,829
		140 CV	-0,3666
		β	5,5596
Rumorosità	36,78	Bassa	7,0758
		Alta	0,0505
Costante	21,2955		
χ^2 di Pearson	0,997	Significatività	0.0000
τ di Kendall	0,983	Significatività	0.0000

I dati riportati in Tabella 3 mostrano caratteristiche molto interessanti. Innanzitutto si nota che *le interazioni di primo grado sono irrilevanti*. Come si evince subito dai dati, gli effetti principali spiegano da soli il 99,4% della varianza. Gli effetti delle interazioni tra le coppie di fattori, invece, spiegano soltanto lo 0,05%, mentre le interazioni di secondo ordine spiegano lo 0,53% della varianza. E' sufficiente infatti osservare l'ultima colonna della Tabella 3, che indica la significatività degli indicatori di Fisher, per rendersi conto della completa irrilevanza delle interazioni: tutti i p-value in esame risultano largamente superiori al 5%.

Dall'output dell'ANOVA emerge tuttavia un'altra indicazione estremamente interessante: *una delle interazioni di secondo grado*, quella tra i fattori più rilevanti (Prezzo, Rumorosità e Potenza), *è ai limiti della significatività* (13%) e pertanto si può supporre che abbia una certa influenza sul processo decisionale del consumatore. E' opportuno sottolineare inoltre che la direzione dell'influenza è verso una disergia anziché verso una sinergia: la presenza congiunta di prezzo basso, rumorosità bassa e potenza elevata ha un effetto leggermente negativo sull'utilità complessiva generata dal profilo d'offerta (anche se non tale da compensare la perdita di utilità derivante dall'eliminazione di una delle caratteristiche). Questo risultato può far supporre (anche se tale aspetto è da verificare) che in presenza di attributi a bassa importanza (2-3%) alcune interazioni di secondo/ terzo livello negative (anche se modestamente significative) possono annullare il potere differenziante degli attributi stessi.

Tabella 3. ANOVA sul disegno (2) – stima della rilevanza degli effetti di interazione.

Source of Variation			Sum of Squares	DF	Mean Square	F	Sig of F
Main Effects			73,295	4	18,324	1221,067	,021
MARCA			3,563	1	3,563	237,411	,041
RUMOR			34,193	1	34,193	2278,601	,013
POTENZA			9,196	1	9,196	612,815	,026
PREZZO			26,343	1	26,343	1755,439	,015
2-Way Interactions			,034	6	,006	,373	,847
MARCA	RUMOR		,006	1	,006	,400	,641
MARCA	POTENZA		,001	1	,001	,034	,884
MARCA	PREZZO		,001	1	,001	,070	,835
RUMOR	POTENZA		,007	1	,007	,454	,623
RUMOR	PREZZO		,008	1	,008	,510	,605
POTENZA	PREZZO		,012	1	,012	,770	,541
3-Way Interactions			,392	4	,098	6,524	,285
MARCA	RUMOR	POTENZA	,002	1	,002	,120	,787
MARCA	RUMOR	PREZZO	,010	1	,010	,633	,572
MARCA	POTENZA	PREZZO	,041	1	,041	2,733	,346
RUMOR	POTENZA	PREZZO	,339	1	,339	22,611	,132
Explained			73,720	14	5,266	350,900	,042
Residual			,015	1	,015		
Total			73,735	15	4,916		

I risultati appena esposti suggeriscono alcune considerazioni, anche se in condizioni normali risulterà difficilmente proponibile in termini operativi la stima delle interazioni di secondo grado, visto l'enorme numero di schede che essa richiederebbe.

In primo luogo, se le interazioni di primo grado sono irrilevanti, non è detto che lo siano anche quelle di grado superiore: è quindi opportuno non giungere a conclusioni affrettate senza una verifica dei fatti.

Secondariamente, a causa del problema della collinearità tra gli effetti accennato in precedenza, la rilevanza di una interazione di secondo grado rischia in alcuni casi di inficiare i risultati ottenuti tramite la costruzione di un main-effects design come il disegno (1), dove l'effetto del primo fattore (Marca) è confuso con l'interazione che si sta esaminando. In questo caso particolare, posto che i risultati ottenuti tramite il disegno completo (Tabella 2) e il main-effects design visto in precedenza (Tabella 1) sono coerenti fra loro e considerata la minima significatività dell'interazione Prezzo/Potenza/Rumorosità, si può concludere che tale interazione non ha la forza sufficiente per inficiare in modo rilevante i risultati ottenuti con il *main effects design*. D'altra parte, è altresì evidente che la differenza tra l'importanza del fattore Marca, registrata dalla conjoint analysis fondata sul main-effects design e quella misurata attraverso l'analisi basata sul full factorial design potrebbe attribuirsi *anche* all'interazione di secondo grado. Il rischio, quindi, è presente ed è bene tenerne conto.

In terzo luogo, un'analisi congiunta basata su un disegno fattoriale completo come quello utilizzato può rivelarsi estremamente utile in qualità di pre-test. Prima di effettuare una conjoint analysis vera e propria, cioè, sembra utile procedere, (valutando attentamente i costi che ciò comporta), ad un'analisi congiunta molto più limitata (sia a livello di campione sia a livello di attributi e livelli) che permetta una valutazione della rilevanza delle interazioni di primo e di secondo grado e di tenerne eventualmente conto per la strutturazione del disegno da utilizzare nella ricerca estensiva.

Si considerino ora ad analizzare le altre due indagini concernenti le auto monovolume (indagini fondate, come si ricorderà, su un disegno degli effetti principali composto da diciotto schede e su un compromise design di classe 1^2 composto da ventisette schede).

I risultati ottenuti utilizzando il disegno (3) sono riportati in Tabella 4. Si noti subito come anche in questo caso gli usuali indicatori di Pearson e di Kendall testimonino una estrema significatività statistica delle stime. I parametri stimati attraverso questa indagine sono assolutamente coerenti con l'indagine precedente: la Rumorosità e il Prezzo sono gli attributi più importanti nel processo decisionale del consumatore, mentre la Marca è il fattore che ha meno rilevanza.

Tabella 4. Conjoint analysis monovolume – effetti principali - disegno (3).

FATTORI	IMPORTANZA (%)	LIVELLI	UTILITÀ DEI LIVELLI
Marca	9,32	Lancia	- 0,2545
		Ford	- 0,2418
		Mercedes	+ 0,4963
Prezzo	29,05	50.000.000 Lit.	- 7,802
		58.000.000 Lit.	- 9,0503
		65.000.000 Lit.	- 10,143
		β	- 0,156
Rumorosità	29,49	Bassa	+ 1,1138
		Media	+ 0,1487
		Alta	- 1,2624
Accelerazione	10,09	11s	- 1,1175
		15s	- 1,5238
		19s	- 1,9302
		β	- 0,1016
Potenza	10,28	110 CV	+ 1,519
		140 CV	+ 1,9333
		170 CV	+ 2,3476
		β	+ 0,0138
Garanzia	11,76	1 anno, km illimitati	- 0,5021
		3 anni, km illimitati	+ 0,4455
		3 anni, 100.000 km	+ 0,0566
Costante	13,7766		
χ^2 di Pearson	0,993	Significatività	0,0000
τ di Kendall	0,957	Significatività	0,0000

È interessante notare come gli attributi più importanti, appunto Prezzo e Rumorosità, rappresentino da soli il 60% degli effetti dei fattori sul processo decisionale dell'acquirente.

I giudizi medi assegnati dai consumatori durante le interviste basate sul compromise design di classe 1 (disegno 4) sono stati sottoposti ad analisi della varianza per verificare se le interazioni di primo grado tra gli attributi Marca, Prezzo e Rumorosità fossero rilevanti o meno[3]; l'output è riportato in Tabella 5.

Come era prevedibile, visti i risultati ottenuti tramite la conjoint analysis fondata sul disegno fattoriale completo, le interazioni di primo grado misurate (Marca/Prezzo, Marca/Rumorosità, Prezzo/Rumorosità) si sono rivelate irrilevanti[4].

Tabella 5. ANOVA sul disegno (2) – stima della rilevanza degli effetti di interazione.

Tests of Between-Subjects Effects
Dependent Variable: MEDIA

Source		Type III Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Source	Corrected Model	67,358(a)	24	2,807	47,426	,021
	Intercept	708,842	1	708,842	11978,013	,000
	ACC	2,281	2	1,140	19,271	,049
	GARANZIA	4,213	2	2,107	35,600	,027
	MARCA	4,441	2	2,220	37,521	,026
	POTENZA	1,715	2	,858	14,491	,065
	PREZZO	20,830	2	10,415	175,989	,006
	RUMOR	33,472	2	16,736	282,803	,004
	MARCA * PREZZO	2,435E-02	4	6,087E-03	,103	,971
	MARCA * RUMOR	,128	4	3,196E-02	,540	,730
	PREZZO * RUMOR	,254	4	6,350E-02	1,073	,535
	Error	,118	2	5,918E-02		
	Total	776,319	27			
	Corrected Total	67,476	26			

a R Squared = ,998 (Adjusted R Squared = ,977)

Anche in questo caso, come già nel caso del full factorial design, una rapida occhiata alla colonna ai *p-value* delle interazioni in esame suggerisce che esse hanno un'influenza estremamente limitata sul processo decisionale del consumatore.

I probabili motivi per cui le interazioni di primo grado misurate si sono rivelate irrilevanti possono essere così riassunti:

1. *tutte le interazioni in esame sono di tipo non incrociato*: premesso che questo tema verrà approfondito più avanti considerando il caso spider, si può affermare che i fattori in esame non hanno la forza di modificare ciascuno l'ordinamento dei livelli degli altri. La Rumorosità bassa, ad esempio, resta il livello preferito indipendentemente dai livelli dei fattori Marca e Prezzo, e lo stesso vale per Mercedes e Prezzo basso. Avendo le interazioni noncrossover maggior probabilità di non influire in modo determinante sulle scelte del potenziale acquirente, l'irrilevanza delle stesse nel caso in esame non sorprende;
2. quando, tra due fattori, l'uno si dimostra *molto più rilevante dell'altro*, la loro interazione risulta spesso non significativa, poiché l'effetto addizionale che il secondo apporta all'effetto congiunto dei due è in qualche modo soffocato dal potere del primo, il che equivale a dire che l'effetto interattivo è già riassunto nell'effetto principale dell'attributo più rilevante. Ciò è tanto più vero quanto più le interazioni sono di tipo non incrociato. Nel caso in esame, essendo la Marca meno importante del Prezzo e della Rumorosità, di nuovo non sorprende che le interazioni che la coinvolgono siano non significative; non a caso, l'interazione tra Prezzo e Rumorosità (attributi equivalenti nel processo decisionale del cliente), pur restando irrilevante, presenta comunque un test F molto più elevato delle altre.

Per quanto riguarda poi gli effetti principali, si nota che gli attributi mantengono la loro importanza relativa, restando Rumorosità e Prezzo quelli più rilevanti.

In altre parole, i dati così ottenuti confermano quanto verificato attraverso l'analisi più limitata fondata sul disegno fattoriale completo. L'indicazione principale che da queste informazioni si può trarre è che, essendo irrilevanti le interazioni, *in questo caso specifico* la proposizione di 27 schede si concretizza in uno spreco di risorse. Il disegno degli effetti principali composto da 18 schede è altrettanto valido ed è pertanto il disegno sperimentale più opportuno, dal momento che non si rischierà alcuna perdita di informazioni rilevanti.

Il risultato più interessante dell'intera analisi si ha nel momento in cui si confrontano da un lato le indagini sulle auto monovolume, dall'altro quella sulle auto spider. Sui dati ottenuti tramite quest'ultima è stata effettuata un'analisi della varianza, i cui risultati sono rappresentati in Figura 6 (le interazioni di grado superiore al primo, rivelatesi non significative, non sono riportate in Figura).

Per quanto riguarda gli effetti principali dei fattori, è evidente dalla tavola che la gerarchia degli attributi delineatasi nelle indagini precedenti viene ancora rispettata. Il fattore Marca, che risultava il meno importante nelle altre indagini, si è rivelato addirittura non significativo (*p-value* pari al 23%).

Tabella 6. Output ANOVA - caso auto spider.

Tests of Between-Subjects Effects

Dependent Variable: VOTO

Source		Type III Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
	Corrected Model	51,296(a)	10	5,130	34,142	,001
	Intercept	408,617	1	408,617	2719,675	,000
	MARCA	,279	1	,279	1,860	,231
	RUMOR	15,659	1	15,659	104,223	,000
	POTENZA	7,760	1	7,760	51,650	,001
	PREZZO	22,224	1	22,224	147,922	,000
	MARCA * RUMOR	4,173	1	4,173	27,776	,003
	MARCA * POTENZA	,573	1	,573	3,816	,108
	MARCA * PREZZO	,000	1	,000	,000	1,000
	RUMOR * POTENZA	,250	1	,250	1,664	,254
	RUMOR * PREZZO	,295	1	,295	1,961	,220
	POTENZA * PREZZO	8,163E-02	1	8,163E-02	,543	,494
	Error	,751	5	,150		
	Total	460,664	16			
	Corrected Total	52,047	15			

a R Squared = ,986 (Adjusted R Squared = ,957)

Ciò che soprattutto interessa rilevare è tuttavia la presenza di due interazioni di primo grado rilevanti. Come si evince dalla Tabella 6, gli effetti congiunti dei fattori Marca e Rumorosità da un lato e Marca e Potenza dall'altro risultano statisticamente significativi. In particolare, l'interazione tra la Marca e la Rumorosità di un'auto spider sembra avere una rilevante influenza sulla decisione di acquisto del consumatore medio.

Come già in precedenza accennato, la differenza di comportamento degli effetti interattivi fra Marca e Rumorosità che si riscontra nel confronto tra le analisi incentrate l'una sulle auto monovolume (in cui le interazioni non hanno effetto sul processo decisionale dei consumatori) e l'altra sulle spider (in cui le interazioni si sono dimostrate rilevanti) può essere spiegata in termini di "incrocio" delle interazioni stesse.

Come già ricordato, le interazioni tra Marca e Rumorosità nelle analisi riguardanti i monovolume possono infatti essere a priori considerate di tipo *noncrossover*, mentre le interazioni fra gli stessi attributi nell'analisi incentrata sulle spider possono essere identificate come *crossover interactions*. Più precisamente, è lecito attendersi che l'attributo della silenziosità sia *sempre* un pregio per un'auto monovolume, di qualunque Marca essa sia; ma per una spider (e in particolare per una spider Alfa Romeo), la silenziosità del motore non costituisce una qualità

positiva (o comunque può non risultare determinante in fase di scelta), in quanto è facile supporre che il potenziale acquirente di una simile vettura sportiva desideri ascoltare il "rombo" del motore, usualmente associato alla potenza della vettura (o comunque che il rumore non sia per lui una caratteristica fastidiosa). Di conseguenza, in un'auto monovolume l'ordine delle preferenze per i livelli del fattore Rumorosità non viene modificato dalla loro combinazione con i livelli del fattore Marca: al massimo, questa combinazione può amplificare la distanza tra il profilo migliore e quello peggiore. Invece, nell'ambito della valutazione delle caratteristiche di un'automobile spider, le combinazioni tra Marca e Rumorosità possono spingere il voto assegnato ad una scheda di prodotto in direzioni opposte: in un'ipotesi estrema, un'elevata rumorosità può costituire un pregio per un modello sportivo grintoso e potente (come un'Alfa Spider) e un difetto per un modello sportivo di classe ed elegante (come una Mercedes SLK). In particolare, nella ricerca effettuata, è emersa una sostanziale irrilevanza dell'attributo Rumorosità nel caso di Marca Alfa Romeo, mentre per uno spider Mercedes la Rumorosità elevata risulta fortemente penalizzante.

Sotto questa luce, l'irrilevanza delle interazioni tra Marca e Rumorosità delle auto monovolume diventa più comprensibile. Infatti le *noncrossover interactions* hanno una più bassa probabilità di influire sul processo decisionale complessivo perché la direzione del loro effetto non contrasta quella degli effetti principali dei fattori; inoltre, la loro rilevanza scende ulteriormente nel caso specifico presentato, poiché uno dei due attributi (la Rumorosità) è molto più rilevante dell'altro.

A questo punto, è utile sottolineare due fondamentali concetti la cui validità è stata confermata empiricamente:

1. attraverso un semplice disegno sperimentale, composto da un numero assai limitato di schede (16) ma idoneo a permettere la misurazione di tutte le interazioni, è stato possibile evidenziare la presenza di un'interazione di primo grado che sarebbe utile stimare nel corso di una analisi congiunta vera e propria, tesa allo studio del mercato delle auto sportive decappottabili. Un'indagine ristretta come quella effettuata ha dimostrato quindi di possedere un enorme potere predittivo e di essere in grado, in funzione di pre-test, di fornire all'analista di marketing indicazioni fondamentali per costruire un disegno degli esperimenti ottimale che tenga conto delle esigenze dell'azienda, della capacità valutativa degli individui, delle caratteristiche del loro processo valutativo, e dell'influenza reciproca che due o più fattori dimostrino eventualmente di avere;
2. i rapporti tra attributi mutano da una specifica all'altra dello stesso genere merceologico. Si è visto infatti che le caratteristiche di due prodotti appartenenti alla categoria

"automobile" possono avere effetti congiunti diversi a seconda del modello. Di qui l'esigenza di valutare attentamente le analisi con cui si decida di confrontare la propria non solo in termini generici di prodotto, ma anche in termini assai più specifici di "modello" o "versione".

In conclusione, si vogliono avanzare alcune osservazioni riguardanti l'ultima delle indagini effettuate, riguardante i telefoni cellulari e costruita esattamente come la precedente sulle auto spider. I risultati dell'indagine in questione sono riportati in Tabella 7.

Per quanto riguarda gli effetti principali, l'attributo Durata delle batterie in conversazione (nel seguito semplicemente "Durata") e Prezzo sono risultati i fattori più rilevanti, seguiti dal Peso. Contrariamente alle attese, poco rilevante, ma comunque significativo, si è dimostrato l'attributo Gestore.

I risultati ottenuti sono molto interessanti in relazione alla misura degli effetti di interazione: ci si aspettava infatti di misurare un'interazione rilevante tra gli attributi Durata e Peso. Questa interazione, come è evidente in Tabella 7, si è dimostrata non significativa, mentre è emersa l'interazione tra Peso e Prezzo, che si muove nel senso delle *noncrossover interactions*.

Tabella 7. Output ANOVA – caso dei telefoni cellulari.

Tests of Between-Subjects Effects
Dependent Variable: VOTO

Source		Type III Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
	Corrected Model	83,347(a)	10	8,335	233,049	,000
	Intercept	365,766	1	365,766	10227,233	,000
	DURATA	37,007	1	37,007	1034,757	,000
	GESTORE	,111	1	,111	3,107	,138
	PESO	11,111	1	11,111	310,680	,000
	PREZZO	34,516	1	34,516	965,097	,000
	DURATA * GESTORE	4,340E-02	1	4,340E-02	1,214	,321
	DURATA * PESO	1,736E-03	1	1,736E-03	,049	,834
	DURATA * PREZZO	,111	1	,111	3,107	,138
	GESTORE * PESO	4,340E-02	1	4,340E-02	1,214	,321
	GESTORE * PREZZO	6,250E-02	1	6,250E-02	1,748	,243
	PESO * PREZZO	,340	1	,340	9,515	,027
	Error	,179	5	3,576E-02		
	Total	449,292	16			
	Corrected Total	83,526	15			

a R Squared = ,998 (Adjusted R Squared = ,994)

Dai risultati emersi, sembra quindi evidente che non è opportuno basarsi esclusivamente sull'intuizione per cercare di prevedere le interazioni rilevanti. Di nuovo, in altre parole, è evidente quanto sia importante effettuare indagini preliminari limitate su disegni più complessi rispetto ai *main effects* design prima di realizzare la conjoint analysis definitiva, che comprenda un numero maggiore di attributi e di livelli e che si basi su un campione significativo.

Qualche osservazione generale risulta, in conclusione, opportuna. Il presente lavoro non ha, né peraltro potrebbe avere, la pretesa di costituire una prova della rilevanza degli effetti delle interazioni fra attributi nella conjoint analysis. In ogni caso, i dati ottenuti attraverso le numerose interviste effettuate portano alla conclusione che *non è possibile affermare a priori con certezza se le interazioni fra attributi*, e in particolare quelle di primo grado, *siano o meno rilevanti nelle analisi congiunte*. Ogni caso deve essere valutato con estrema attenzione per cercare di capire se con riguardo a un determinato prodotto/servizio la mancata considerazione delle interazioni possa provocare una perdita di informazioni e quanto, eventualmente, essa sia rilevante.

È infatti significativo che nelle analisi svolte in questa sede si siano ottenuti ogni volta risultati differenti: nel caso delle auto monovolume le interazioni fra gli attributi scelti si sono rivelate non significative, il che equivale a dire che misurare solo gli effetti principali dei fattori non porta a rilevanti perdite di informazioni; nel caso delle automobili spider, due delle sei interazioni di primo grado si sono dimostrate rilevanti (e una delle due, quella fra Marca e Rumorosità, occupava un posto di primo piano fra i fattori esplicativi delle preferenze del campione). Infine, nel caso dei "telefonini", è sorta la necessità di considerare un effetto interattivo di cui non si era preventivata l'esistenza. Risulta pertanto impossibile enunciare una regola generale valida per tutte le analisi congiunte.

Ancora, dal lavoro è emerso quanto sia rilevante capire il tipo di interazioni implicate dall'oggetto dell'indagine. Si è visto infatti che nel caso ci si trovi di fronte a interazioni *incrociate*, il rischio che si corre nel non considerarle diventa assai rilevante, mentre minori sono i pericoli che si affrontano quando si debbano gestire delle interazioni *non incrociate*.

Ciò è tanto più vero se si utilizza la conjoint analysis per misurare il valore della marca: non considerare le interazioni tra questo attributo e gli altri (come l'interazione emersa nello studio delle auto spider) porta a gravi perdite di informazioni che possono distorcere la valutazione della brand equity. Infatti, una semplice analisi degli effetti principali non avrebbe nel caso in esame sottolineato la diversa sensibilità dei consumatori alla silenziosità dell'auto in relazione alla sua marca.

Un'altra conclusione cui è possibile giungere alla luce di quanto esposto nel lavoro riguarda l'utilità che analisi congiunte di dimensioni limitate possono avere se utilizzate come test

preliminari: esse, infatti, danno al ricercatore, con costi non eccessivamente elevati, la possibilità di individuare le eventuali interazioni rilevanti che esistono tra i fattori sottoposti a valutazione.

In definitiva, il lavoro appena descritto dimostra la robustezza della conjoint analysis come metodologia di ricerca in molti ambiti applicativi, ma, trattando i problemi che gli effetti d'interazione tra fattori possono causare, pone l'accento sulla cautela che l'analista dovrà adottare non solo nell'effettuazione dell'indagine, ma anche e soprattutto nella sua progettazione, dalla scelta degli attributi (e livelli) rilevanti alla verifica dell'esistenza di interazioni significative e quindi alla costruzione del disegno sperimentale più adatto agli scopi della ricerca e alla tipologia di attributi considerati.

Bibliografia

ADDELMAN, Sidney (1962a), "Orthogonal main-effect plans for asymmetrical factorial experiments", *Technometrics*, 4 (February), 21-46.

ADDELMAN, Sidney (1962b), "Symmetrical and asymmetrical fractional factorial plans", *Technometrics*, 4 (February), 47-58.

BUSACCA, Bruno, e CASTALDO, Sandro (1996), "Il potenziale competitivo della fedeltà alla marca e all'insegna commerciale: una metodologia di misurazione congiunta", EGEA, Milano.

CARMONE, Frank J., and GREEN, Paul E. (1981), "Model misspecification in multiattribute parameter estimation", *Journal of Marketing Research*, 18 (February), 87-93.

CATTIN, Philippe, and WITTINK, Dick R. (1982), "Commercial use of conjoint analysis: a survey", *Journal of Marketing*, 46 (Summer), 44-53.

CATTIN, Philippe, and WITTINK, Dick R. (1989), "Commercial use of conjoint analysis: an update", *Journal of Marketing*, 53 (July), 91-96.

FENWICK, Ian (1979), "A problem in quantifying consumer trade-offs", *Journal of the Market Research Society*, 21 (July), 206-210.

GREEN, Paul E., and RAO, Vithala R. (1971), "Conjoint measurement for quantifying judgmental data", *Journal of Marketing Research*, 8 (August), 355-363.

GREEN, Paul E. (1974), "On the design of choice experiments involving multifactor alternatives", *Journal of Consumer Research*, 1 (September), 61-68.

GREEN, Paul E., and WIND, Yoram (1975), "New way to measure consumers' judgements", *Harvard Business Review*, 53, 107-117.

GREEN, Paul E., and SRINIVASAN, V. (1978), "Conjoint analysis in consumer research: issues and outlook", *Journal of Consumer Research*, 5 (September), 103-123.

GREEN, Paul E., CARROLL, J. Douglas, and CARMONE, Frank J. (1978), "Some new types of fractional factorial designs for marketing experiments", in Research in Marketing, Vol. I, ed. J. N. Sheth, Greenwich, CT: JAI Press, 99-122.

HINKELMANN, K., and KEMPTHORNE, O. (1994), "Design and analysis of experiments", Vol. I, New York, 349-377.

HOLLAND, Charles W., and CRAVENS, David W. (1973), "Fractional factorial experimental designs in marketing research", *Journal of Marketing Research*, 10 (August), 270-276.

MOLTENI, Luca (1993), "L'analisi multivariata nelle ricerche di marketing", EGEA, Milano.

VALDANI, Enrico, e BUSACCA, Bruno (1987), "Previsione delle vendite e ciclo di vita del prodotto", Etas Libri, Torino.

WITTINK, Dick R., VRIENS, Marco, and BURHENNE, Wim (1994), "Commecial use of conjoint analysis in Europe: results and critical reflections", *International Journal of Research in Marketing*, 11, 41-52.

Note

[1] In estrema sintesi, l'algoritmo di elaborazione dei dati consiste in un sistema di regressioni multiple dove ciascun giudizio espresso dai consumatori rappresenta una variabile dipendente il cui valore è spiegato dai livelli degli attributi, variabili indipendenti del sistema (Molteni, 1993).

[2] Si ricorda che esistono tre classi di compromise designs, differenziate a seconda del fatto che esse, oltre agli effetti principali degli n fattori, siano in grado di stimare: (1) tutti gli effetti delle interazioni di primo grado all'interno di un sottoinsieme di $d<n$ fattori; (2) tutte le interazioni di primo grado all'interno di un sottoinsieme di $d<n$ fattori e tutte le interazioni di primo grado all'interno del sottoinsieme costituito dai restanti n-d fattori; (3) tutte le interazioni di primo grado che coinvolgano almeno uno tra gli n fattori selezionati.

[3] Si ricorda che gli attributi di cui studiare le interazioni sono stati scelti ex ante e che il disegno è stato costruito appositamente per studiare queste interazioni e non altre.

[4] Si noti come questo dato fornisca un'ulteriore conferma della capacità predittiva che un'analisi di dimensioni limitate come quella effettuata attraverso il disegno fattoriale completo può avere se usata in funzione di indagine preliminare.