

2. Relazioni causali fra variabili

2.1. Causalità, esperimento e disegno non sperimentale

Il concetto di *causalità* è intrinseco allo stesso pensare scientifico. Per secoli gli uomini si sono posti domande sulle cause di quanto nel mondo circostante accadeva. Sia che si trattasse dell'influenza degli astri sugli avvenimenti terreni, o dell'azione della pioggia sulla crescita del grano, da sempre essi hanno cercato di capire come il cambiamento di una variabile potesse «produrre» il cambiamento di un'altra (si noti l'inerenza dell'idea di «produzione» a quella di causalità, per la quale viceversa non è sufficiente la semplice «associazione» fra due eventi).

Tuttavia, malgrado l'appartenenza di questo concetto all'idea stessa di scienza – o forse proprio per questa sua centralità – esso sembra pure uno dei più difficili da tradurre in termini operativi, uno dei più

Thurstone sulla base del metodo degli «intervalli che appaiono eguali» (*method of equally appearing intervals*). Nel secondo caso «non si fa alcun tentativo di stimare l'ampiezza dei segmenti sul continuum, [e si ricorre] alla serie dei numeri naturali» (1, 2, 3, ...) [*Ibidem*, 637], senza che tuttavia tali numeri valgano per il loro reale significato numerico (ma solo per l'ordine che esprimono: come per esempio nel caso del titolo di studio – elementari, media, diploma, laurea – espresso dai numeri 1, 2, 3, 4; oppure nel caso delle scale di Likert – molto, abbastanza, poco, per niente d'accordo – pure espresse dalla sequenza 1-4).

¹ Si tratta di due estensioni di carattere differente. Nel caso della applicazione dei modelli di equazioni strutturali alle variabili ordinali, si tratta effettivamente di una estensione della applicabilità di un metodo pensato inizialmente per variabili metriche. Nel caso dei modelli log-lineari, la situazione è diversa, in quanto – essendo essi stati pensati per variabili categoriali – sono comunque fin dall'inizio applicabili alle variabili ordinali, trattando queste come variabili categoriali, anche se ciò comporta la perdita delle informazioni sull'ordine delle categorie. In questo secondo caso si tratterà di trovare la via per applicare il metodo senza la perdita di questa informazione.

esposti a quel «divario tra il linguaggio della teoria e quello della ricerca che non può mai essere colmato in maniera del tutto soddisfacente. Si pensa in termini di un linguaggio teorico che comprende concetti come quello di causa... Ma le verifiche vengono fatte in termini di covariazioni» [Blalock 1961; trad. it. 1967, 89]. La nozione di causalità come fondamento della scienza *empirica* è stata ripetutamente messa in discussione dai filosofi, e questa critica si è accentuata soprattutto a partire dall'inizio di questo secolo. Alla base di tale critica sta l'affermazione che la ricerca empirica può al massimo constatare la variazione simultanea di due fenomeni od il loro accadimento in successione temporale, ma questi fatti non sono sufficienti per provare l'esistenza di una relazione di causalità. Questa appartiene completamente al livello teoretico e «le teorie non sono mai verificabili empiricamente» [Popper 1934; trad. it. 1970, 22].

Non è tuttavia inutile *pensare* in termini causali. Infatti, anche se una legge causale non può mai essere dimostrata empiricamente, essa è tuttavia empiricamente saggiabile. E «l'oggettività delle asserzioni della scienza risiede nel fatto che esse possono essere controllate intersoggettivamente» [Popper 1934; trad. it. 1970, 27]. Il criterio che Popper propone – come è noto – è quello della *falsificabilità* (negativa), contrapposta alla verificabilità (positiva). Se non è possibile «verificare» positivamente (cioè accettare) attraverso la ricerca empirica una teoria, deve essere tuttavia possibile «falsificarla», cioè respingerla sulla base del riscontro empirico. Detto altrimenti, se non è possibile provare che una teoria – o più semplicemente una relazione di causalità – è corretta, per il semplice motivo che diverse teorie possono produrre lo stesso tipo di dati, tuttavia il fatto di non trovare nel momento empirico i dati previsti dalla teoria ci permette di respingere la teoria stessa. O viceversa di non respingerla se il dato è compatibile con la teoria stessa.

Se questo è vero in generale, è ancor più vero per la ricerca *non* sperimentale. Nell'*esperimento* il ricercatore, avendo per obiettivo quello di studiare l'effetto di una variabile (*variabile indipendente*) su di un'altra (*variabile dipendente*), crea una situazione artificiale, o di laboratorio, nella quale tutte le altre possibili cause di variazione sulla variabile dipendente sono mantenute costanti (o «tenute sotto controllo»), e la variabile indipendente viene fatta variare osservando il comportamento conseguente della variabile dipendente. L'elemento caratterizzante il disegno sperimentale è costituito per l'appunto dal fatto di operare in un sistema isolato, dove solo alle variabili oggetto dell'esperimento è permesso di variare; e dove inoltre è possibile produrre artificialmente il variare della variabile indipendente.

Questa strategia è praticabile nelle scienze naturali; per esempio creando il vuoto in un determinato ambiente e studiandovi la legge di caduta dei gravi (anche se, pure questi casi non sono esenti da problemi, in quanto non si potrà mai provare che un sistema è completamente isolato: nell'esempio il sistema solare non è isolato dagli altri sistemi). Tuttavia essa è del tutto inapplicabile nel caso delle scienze

sociali, in quanto non esiste il presupposto dell'isolamento del sistema, né, nella maggioranza dei casi, quello della possibilità di far variare artificialmente la variabile indipendente (si pensi per esempio al caso dell'influenza della classe sociale sull'orientamento politico). Solo la psicologia sperimentale si è avvicinata all'obiettivo dell'esperimento, producendo situazioni con variabili indipendenti manipolabili (per esempio l'esposizione di un gruppo di persone ad uno stimolo) e con il controllo (od il tentativo di controllo) delle variabili esterne mediante il confronto fra il gruppo esposto alla variazione della variabile indipendente ed un analogo gruppo avente le stesse caratteristiche ma non sottoposto allo stimolo.

Tuttavia è questo un campo assai particolare all'interno delle scienze sociali; in esse, nella grande maggioranza dei casi, la ricerca assume le caratteristiche del *disegno non sperimentale*. Nel disegno non sperimentale il ricercatore ha a disposizione solo i dati osservati e le relazioni osservate tra le variabili. Il suo metodo di procedere non potrà che essere uno: formulare in via ipotetica una teoria e confrontare quanto i risultati previsti da tale teoria sono in accordo con i dati osservati. Più precisamente il processo di verifica empirica della teoria si articolerà in quattro fasi: *a*) formulazione del modello teorico di relazioni causali esistenti tra le variabili; *b*) simulazione di una realtà quale è quella prefigurata dal modello con produzione di dati; *c*) confronto fra i dati prodotti dal modello teorico e quelli osservati in realtà; *d*) valutazione della discrepanza (in termini tecnici «residuo») fra dati prodotti dal modello («attesi») e dati osservati, e sulla base della sua entità rifiuto del modello teorico (il riscontro empirico «falsifica» la teoria) oppure non-rifiuto (il che *non* vuol dire «accettarlo»).

2.2. Tipi di relazioni causali

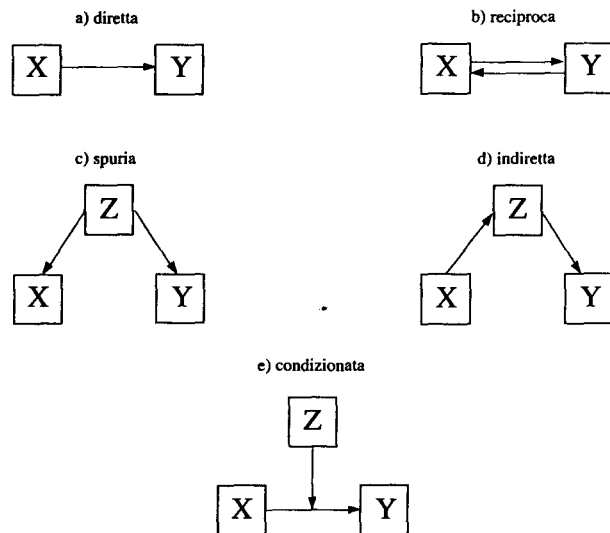
Prima di iniziare un qualsiasi discorso sulle relazioni di causalità tra variabili, pensiamo non sia inutile soffermarci brevemente su una importante e nota – ma nondimeno spesso nella pratica trascurata – distinzione: quella tra covariazione e causazione. Abbiamo una *covariazione* (o covarianza, o correlazione, od associazione, tutti termini analoghi nel significato sostanziale, salvo un diverso significato tecnico, si veda in proposito la nota 8 dell'appendice C) quando semplicemente osserviamo che due variabili presentano variazioni concomitanti: al variare dell'una varia anche l'altra. Per esempio nel nostro paese possiamo trovare a livello territoriale una correlazione fra consumo di gelati e voti al Partito radicale, senza che a nessuno venga in mente l'idea che esista un nesso logico fra queste due variabili.

Si ha invece *causazione* quando – come abbiamo già accennato – è implicata la nozione di «produzione». «Se *X* è una causa di *Y* – scrive Blalock – pensiamo che una trasformazione in *X* produca una trasformazione in *Y*, e non semplicemente che una trasformazione in *X*

sia seguita da, od associata a, una trasformazione in Y » [Blalock 1961; trad. it. 1967, 92].

Due sono quindi gli elementi in più presenti nel concetto di causazione rispetto a quello di covariazione. Da una parte la *direzionalità* (od 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 (come nell'esempio appena fatto fra i gelati ed il voto al Partito radicale) può esistere covariazione senza che esista causazione.

Si noti che, mentre la covariazione è empiricamente osservabile, la causazione appartiene invece – come abbiamo già ampiamente argomentato – al dominio della teoria. Teoria e dati appartengono a mondi separati ma non per questo privi di connessioni. Se la formulazione teorica, cioè nel nostro 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 od intuitiva soluzione. Per un approfondimento di questa dinamica è opportuno soffermarci brevemente su quelli che sono i cinque fondamentali tipi possibili di meccanismo causale fra due variabili (per una loro rappresentazione grafica complessiva si veda fig. 1.1).



2.2.1. Relazione diretta

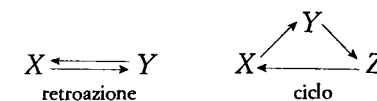
Si tratta del tipo di relazione causale di primo ed immediato interesse da parte del ricercatore. Una teoria scientifica nella maggioranza dei casi non è altro che un insieme di proposizioni causali, e la sua rappresentazione formalizzata, il modello, non è altro che un rete di relazioni causali in prevalenza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

Per illustrare quanto intendiamo per relazione diretta fra due variabili, non dobbiamo aggiungere molto a quanto appena detto sul concetto di causazione: due variabili sono legate da una relazione causale *diretta* quando un mutamento nella variabile «causa» produce un mutamento nella variabile «effetto». Come si è già accennato gli elementi essenziali di questo tipo di relazione sono: *a)* l'asimmetria o direzionalità del rapporto, senza la quale avremmo una relazione «reciproca» (si veda il successivo punto 2.2.2); *b)* l'inerenza del concetto di produzione, senza il quale avremmo solo covariazione, e cioè una relazione «spuria» (si veda il punto 2.2.3); *c)* l'immediatezza del nesso, senza la quale la relazione causale sarebbe mediata da un'altra variabile, sarebbe cioè una relazione «indiretta» (si veda il punto 2.2.4).

2.2.2. 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», «feed-back», «simultaneità», «mutua relazione», ecc. La realtà sociale è ricca di esempi di relazioni 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 una associazione e partecipazione: la minor identificazione porta ad una minor partecipazione, che indebolisce ulteriormente l'identificazione, ecc. O ancora al comportamento deviante, che provoca la sanzione, la quale a sua volta agirà sul comportamento, ecc.

Accanto alla situazione di «retroazione» abbiamo 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 e Y , può essere ri-

scritto 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 [cfr. Blalock 1961; trad. it. 1969, 139]. 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, sui quali torneremo (a proposito della questione della «identificazione» del modello).

2.2.3. 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 i paradossali esempi 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, [Lazarsfeld 1955; trad. it. 1967, 407-408]), oppure quella fra i nidi di cicogna ed i bambini (più numerosi sono i nidi e più frequenti sono le nascite, [Ibidem, 399-400]), senza tuttavia che a nessuno venga in mente di instaurare una relazione causale tra le variabili covarianti (nel senso che i pompieri provochino un allargamento dell'incendio o che siano le cicogne a portare i bambini).

In altri casi tuttavia la paradossalità della situazione è meno evidente, come nell'esempio riportato da Hirshi e Selvin [1967, 79-81] di una ricerca condotta sulla delinquenza minorile, dalla quale risultava una forte associazione fra ordine di nascita nella famiglia e delinquenza, nel senso che fra giovani delinquenti erano più frequenti i casi di ragazzi collocati in posizione intermedia fra i fratelli, che non fra i ragazzi non delinquenti. L'autore aveva interpretato questo risultato in termini causali, elaborando una teoria sulla deprivazione affettiva cui era sottoposto un figlio intermedio, rispetto ad un primogenito o ad un ultimogenito. Hirshi e Selvin tuttavia dimostrano che tale relazione è spuria, per via di una terza variabile, la dimensione della famiglia. Questa, agendo sia sulla propensione alla delinquenza (i minori delinquenti provengono più frequentemente da famiglie numerose) che sulla posizione intermedia dei figli (più la famiglia è numerosa più sono i figli in posizione intermedia), provoca l'apparente relazione fra ordine di nascita e delinquenza. In realtà, prendendo famiglie di pari dimensioni, questa relazione sparisce.

In tutti gli esempi riportati il meccanismo causale sottostante è lo stesso (ed è rappresentato graficamente in fig. 1.2a): la covariazione fra le due variabili considerate X e Y è provocata da una terza variabile Z che agisce causalmente sia su X che su Y . Nell'esempio del voto al

Partito radicale, questa terza variabile è data dalla dimensione delle città (nelle aree urbane sono più elevati sia il consumo di gelati che il voto al Pr); nel secondo esempio è data dalla grandezza dell'incendio (più l'incendio è grande, più sono i pompieri accorsi e maggiori sono i danni); nel terzo esempio dalla collocazione urbano-rurale delle aree (nelle zone rurali le famiglie sono più prolifiche e ci sono anche più nidi di cicogna); nell'ultimo dalla numerosità dei figli. In tutti i casi la variabile Z (chiamata *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).

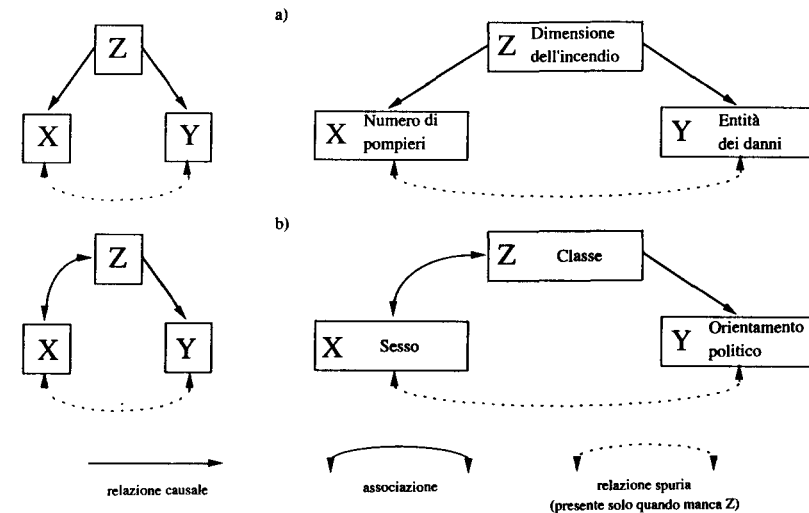


FIG. 1.2. Rappresentazione grafica delle relazioni spurie tra le variabili X e Y .

Che la loro covariazione 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 covariazione fra X e Y cessa. Infatti se – come comunemente si dice – «teniamo sotto controllo Z », cioè prendiamo solo aree urbane o solo aree rurali nel caso dell'esempio delle cicogne, non troveremo più che il tasso dei bambini varia col numero delle cicogne. Così a parità di dimensione delle città sparirà la covariazione fra i gelati ed il Pr; a parità di grandezza dell'incendio cesserà il fatto che più numerosi sono i pompieri e più dannoso è l'incendio; così come a parità di dimensione della famiglia era sparita la connessione fra ordine di nascita e propensione alla delinquenza.

Il meccanismo di questo ingannevole processo è semplice ed immediato. Supponiamo che Z sia legata positivamente con X e positivamente con Y . Elevati valori di Z produrranno elevati valori di X ed anche elevati valori di Y . Simmetricamente per i valori bassi di Z .

Conseguentemente – quando è presente l'azione di Z – le unità di analisi aventi alti valori di X presenteranno anche alti valori di Y , e simmetricamente per i valori bassi, per cui le due variabili X e Y covarianzano.

Da quanto detto finora apparirà chiaro al lettore che la covarianza spuria fra X e 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 e Y senza il suo disturbo, oppure includendola in un modello di equazioni strutturali, come vedremo in seguito), 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 e Y ; nel secondo caso in quanto l'effetto spurio fra X e Y è sostituito da quelli reali fra Z e X e fra Z e Y .

Un caso particolare di relazione spuria è quello in cui le variabili X e Y sono indicatori di uno stesso concetto od espressioni interdipendenti di uno stesso fenomeno: 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 ed il giocare a bridge possono essere espressioni di un certo stile di vita; senza che la covarianza 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 covarianza fra le variabili osservate è sempre lo stesso.

Negli esempi finora presentati le variabili X e Y erano 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 questa la X – sia di semplice covarianza, e non di causalità. Ci spieghiamo con un esempio.

In una ricerca sull'atteggiamento politico di un gruppo di candidati al concorso magistrale, venne riscontrato un orientamento politico più conservatore nelle ragazze rispetto ai ragazzi. La cosa stupì, poiché tutti gli altri studi condotti su problematiche analoghe avevano mostrato una sostanziale omogeneità politica fra i sessi nelle giovani generazioni. Di fatto, l'introduzione della variabile di controllo «classe sociale d'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 (maschi e femmine assieme) erano più conservatori di quelli di famiglia operaia (maschi e femmine assieme). 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 fig. 1.2b. 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 (la classe non produce il sesso), ma si tratta di una pura associazione fra le due variabili, sufficiente tuttavia per provocare la relazione spuria fra la X e la Y . La particolare forma di relazione spuria che ne risulta fra X e Y viene talvolta chiamata «relazione congiunta» (*joint*), e su di essa torneremo nel par. 4 del cap. 7, dedicato ai modelli causali.

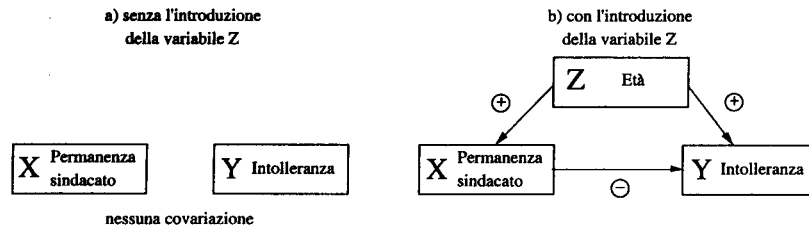
Quindi tutte le volte che troviamo una covarianza fra due variabili X e Y , dobbiamo in primo luogo accertarci che non si tratti di una relazione spuria, e cioè: *a*) che non ci sia una «causa comune» alle spalle delle due variabili covarianti, oppure *b*) che la causazione sulla Y non provenga, invece che dalla X , da un'altra variabile per un qualsiasi motivo a questa correlata.

Nei casi finora presentati avevamo una covarianza tra due variabili X e Y , senza che fra esse ci fosse relazione causale diretta. Quando si inseriva, correttamente, nel modello la variabile Z , le cose apparivano nella vera luce e la relazione fra X e Y spariva. Paradossalmente lo stesso meccanismo può produrre – anche se meno frequentemente – l'effetto opposto: una relazione causale effettiva fra X e Y non è visibile quando il modello contiene solo queste due variabili, ed emerge solo quando nel modello, correttamente, si introduce la variabile Z .

Rosenberg [1968, 88-89] riporta a questo proposito 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 etniche (Y), nell'ipotesi che una maggiore permanenza (cioè a dire esposizione ai valori egualitari del sindacato) fosse correlata con una minore intolleranza. Di fatto nei dati, la covarianza fra le due variabili era pressoché nulla, risultando una sostanziale identità di atteggiamento fra i vecchi ed i nuovi iscritti. Tuttavia, con l'introduzione della variabile età (Z), la relazione fra X e Y emergeva, nella direzione attesa (sia fra i più vecchi che fra i più giovani, gli operai con maggiore permanenza nel sindacato erano i meno intolleranti).

Lo strano risultato è spiegabile dal fatto che la variabile Z (età) è correlata positivamente sia con la permanenza nel sindacato (gli operai più anziani hanno anche più anzianità di sindacato), sia con l'intolleranza (i più anziani si sono formati in un periodo di maggiore intolleranza culturale). 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 (la permanenza nel sindacato abbassa l'intolleranza). Per cui, quando la Z non è inserita esplicitamente nel modello, fra X e Y ci sono un effetto spurio positivo ed un effetto diretto negativo che si annullano a vicenda, e fra X e Y non appare nessuna covarianza. Ma quando introduciamo la variabile Z , l'effetto spurio sparisce, e l'effetto diretto fra X e Y emerge ad evidenza (per una rappresentazione grafica si veda fig. 1.3).

aso di rela-
fra X e Y
rata da una
ne spuria di
pposto.



In questo caso la relazione vera era controbilanciata, e quindi annullata, da una spuria di eguale forza e di segno contrario; ma possiamo avere anche il caso di relazioni spurie più forti di quella vera, per cui nell'analisi limitata alle due sole variabili X e Y, appare una relazione di segno opposto a quella reale (nel nostro esempio lo stesso meccanismo poteva anche farci trovare che gli operai con più permanenza nel sindacato erano i più intolleranti). Da cui la pericolosità di ogni forma di relazione spuria e l'importanza che il ricercatore le eviti (il che vuol dire inserisca tutte le variabili rilevanti nel modello).

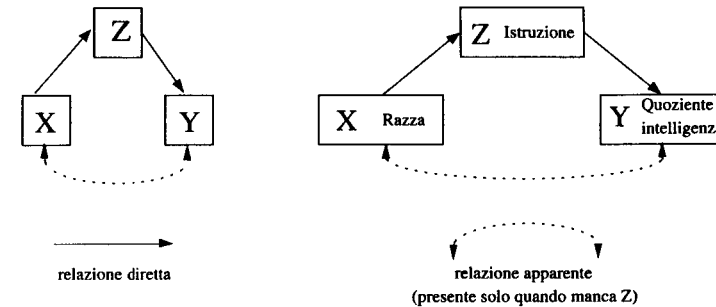
2.2.4. Relazione indiretta

Abbiamo una relazione causale indiretta fra due variabili X e Y quando il loro legame causale è mediato da una terza variabile Z. Anche in questo caso – come in quello della relazione spuria – la covariazione trovata fra X e 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» fra X e Y, che attraverso di essa risultano causalmente connesse; mentre nel caso precedente la relazione fra X e Y era puramente illusoria, inesistente. Vediamo meglio con un esempio cosa intendiamo.

Phillips [1966; trad. it. 1972, 467] riporta il caso di una ricerca dove è stata trovata una covariazione fra razza (X) e risultato del test quoziente d'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 (cioè fra i neri ed i bianchi istruiti non c'è differenza di QI, così come fra i neri ed i bianchi non istruiti). Il fatto è che i neri sono nella media meno istruiti dei bianchi, per cui a livello globale presentano QI inferiore ai bianchi. Quindi X e Y covariano, ma non sono legati causalmente in maniera diretta.

Il meccanismo causale è invece il seguente (si veda fig. 1.4): X (razza) agisce su Z (istruzione, cioè la razza è responsabile della bassa istruzione), la quale Z agisce su Y (la bassa istruzione provoca il basso punteggio QI).

La terza variabile Z «interviene» quindi nel rapporto tra X e Y: per questo viene chiamata *variabile interveniente*. In questo caso non



si può dire che *non* esista relazione causale fra X e Y: il nesso esiste nella forma di una catena causale fra variabili (l'essere neri comporta una bassa istruzione che comporta un basso punteggio di QI). È tuttavia ben diverso dire che la razza agisce direttamente sul punteggio di QI (come sarebbe il caso di una diversa predisposizione genetica), e dire invece che la razza influisce sulle condizioni sociali legate al QI.

Si noti che invece, nel caso della relazione spuria, il nesso causale fra X e Y non c'era comunque, neppure in via indiretta: fra il consumo di gelati e la percentuale di voti al Pr semplicemente non c'era possibilità di catena causale. Quindi nel presente caso della relazione indiretta l'introduzione della variabile Z fa sparire il nesso causale *diretto* tra X e Y; mentre nella relazione spuria l'introduzione della variabile Z aveva fatto sparire ogni tipo di nesso causale fra X e Y.

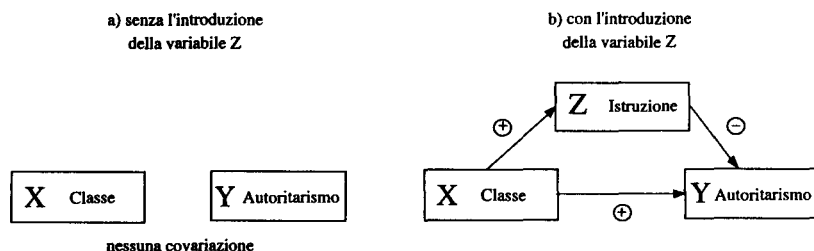
Come abbiamo appena detto, il caso che abbiamo presentato è quello più comune in cui l'introduzione della variabile interveniente Z svela le cose come effettivamente sono e fa sparire il nesso diretto fra X e Y. Ma – simmetricamente a quanto avevamo visto anche per la relazione spuria – esiste anche la situazione, meno frequente, in cui l'introduzione della terza variabile Z rende palese un nesso causale diretto fra X e Y prima mascherato.

Rosenberg [1968, 86] cita uno studio su classe sociale (X) ed autoritarismo (Y), dal quale risulta una assenza di relazione (cioè di covariazione) fra le due variabili, quando solo queste due sono considerate. In realtà introducendo la variabile istruzione (Z) una relazione fra X e Y emerge: a parità di istruzione (cioè sia fra i più istruiti che fra i meno istruiti) il ceto medio risulta più autoritario della classe operaia. Cioè: se non fosse per l'istruzione il ceto medio sarebbe più autoritario.

Il meccanismo di tale processo è illustrato in fig. 1.5. Nella realtà (cioè nel modello a tre variabili che include la Z), la classe è collegata positivamente con l'istruzione (cioè più alta è la classe più alta è l'istruzione) e l'istruzione è legata negativamente con l'autoritarismo (più alta è l'istruzione e più basso è l'autoritarismo). Per cui c'è una relazione indiretta fra classe ed autoritarismo (alta classe → alta istruzione → basso autoritarismo) che fa sì che l'alta classe abbia basso au-

FIG. 1.4. Rappresen-
zione grafica
relazione indire-
fra le variabili X
Y.

toritarismo (cioè legame di segno *negativo*) per via dell'istruzione. Nei fatti tuttavia c'è anche un legame diretto fra classe ed autoritarismo, che va però nella direzione opposta, cioè ha segno *positivo* (alta classe → alto autoritarismo). 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 interveniente *Z* e classe ed autoritarismo appaiono non covarianti (assenza di relazione, fig. 1.5a). Quando si introduce *Z*, tutti i legami appaiono: il legame negativo indiretto fra *X* e *Y*, che prima elideva quello positivo diretto, sparisce dalla relazione fra *X* e *Y* (diventa indiretto $X \rightarrow Z \rightarrow Y$), ed il legame reale positivo, non più eliso, diventa visibile (fig. 1.5b).



2.2.5. 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, 398] 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 col progredire dell'età. Viceversa, ai livelli di istruzione inferiori, il grado di ascolto diminuisce con l'età, e ciò viene spiegato col fatto che per le persone meno istruite si verifica, col progredire dell'età e quindi col 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 covarianza tra le due variabili iniziali *X* e *Y*.

Questo caso è diverso dai due precedenti, quando la relazione fra *X* e *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 maschera-

ta dalla presenza di un'altra relazione negativa. Qui semplicemente la relazione è diversa all'interno della popolazione: per alcuni è positiva (col crescere dell'età aumenta l'ascolto), per altri è negativa (col passare dell'età l'ascolto diminuisce).

Ci troviamo quindi nel 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 – rappresentata nell'ultimo dei grafici di fig. 1.1, dove l'azione della variabile *Z* si esercita non su *X* o su *Y*, ma sul legame che lega *X* a *Y* – è stata chiamata «relazione condizionata» (*conditional relationship*); o, più in generale, possiamo dire che ci troviamo in presenza di un fenomeno di *interazione* fra le variabili implicate. Entriamo cioè nel campo delle relazioni non lineari, più difficile da trattare in termini di formalizzazione matematica dei nessi causali.

Da questo breve excursus sui tipi di relazioni causali fra due variabili, dovrebbero apparire con evidenza due elementi. Da una parte il fatto che se vogliamo capire il nesso causale fra due variabili, non possiamo limitarci ad un'analisi bivariata, ma dobbiamo prendere in considerazione anche le altre variabili ad esse connesse. L'analisi necessariamente deve cioè diventare multivariata. Da questo punto di vista le misure di pura covarianza tra due variabili – come per esempio il coefficiente di correlazione – se utilizzate isolatamente per accertare la relazione fra due 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 – e questa è la seconda osservazione – poiché è la covarianza fra variabili l'elemento *empirico* dal quale muoviamo e poiché, come abbiamo visto, la stessa covarianza 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 – come abbiamo ripetutamente sottolineato – al massimo potrà arrivare alla non falsificazione del modello teorico (constatando la non-confliggenza delle covarianze osservate con il modello causale ipotizzato, ma ferma restando la possibilità che le stesse covarianze siano dovute ad un altro modello).

Il senso di queste due osservazioni conclusive è ben espresso da una famosa frase del padre della statistica moderna, sir Ronald Fisher: «Se... scegliamo un gruppo di fenomeni sociali senza precedente conoscenza di causazione o di non-causazione fra essi, allora il calcolo dei coefficienti di correlazione, totale o parziale, non ci farà avanzare di un passo nella direzione della comprensione delle cause in opera» [Fisher 1925, 191].