UNIVERSITÀ DEGLI STUDI FIRENZE

FLORE
Repository istituzionale dell'Università degli Studi di Firenze

Gli indicatori statistici: concetti, metodi e applicazioni

Questa è la Versione finale referata (Post print/Accepted manuscript) della seguente pubblicazione:

Original Citation:
Gli indicatori statistici: concetti, metodi e applicazioni / F. Maggino. - ELETTRONICO. - (2006), pp. 1-485.

Availability:
This version is available at: 2158/328151 since:

Publisher:
Firenze University Press, Archivio E-Prints

Terms of use:
Open Access
La pubblicazione è resa disponibile sotto le norme e i termini della licenza di deposito, secondo quanto stabilito dalla Policy per l'accesso aperto dell'Università degli Studi di Firenze (https://www.sba.unifi.it/upload/policy-oa-2016-1.pdf)

Publisher copyright claim:

(Article begins on next page)

30 July 2024

Applicazioni STatistiche nella RIcerca Sociale - 6

Filomena Maggino

Gli indicatori statistici: concetti, metodi e applicazioni

Università degli Studi di Firenze

Copyright (c) 2006 F. Maggino

Struttura del lavoro

Copyright (c) 2006 F. Maggino

I concetti e le definizioni di base

Dagli indici agli indicatori

1. Dalle statistiche agli indicatori
2. Dal modello concettuale agli indicatori
3. Indicatori statistici: caratteristiche
4. Indicatori statistici: classificazione
5. Problemi tecnici nella costruzione di indicatori

Copyright (c) 2006 F. Maggino

I concetti e le definizioni di base

I sistemi di indicatori

1. Dall'indicatore al sistema di indicatori
2. I sistemi di indicatori
3. Costruzione di un sistema
4. Il funzionamento di un sistema di indicatori
5. Difficoltà nello sviluppo di un sistema di indicatori

Copyright (c) 2006 F. Maggino

La procedura metodologica

La costruzione di indicatori sintetici e compositi

Revisione critica della procedura

1. Sviluppo di una struttura teorica
2. Individuazione degli indicatori elementari
3. Verifica della completezza dei dati
4. Analisi preliminare degli indicatori elementari
5. Trasformazione dei dati

Copyright (c) 2006 F. Maggino

La procedura metodologica

La costruzione di indicatori sintetici e compositi

Revisione critica della procedura

6. Ponderazione degli indicatori elementari
7. Aggregazione degli indicatori elementari
8. Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Copyright (c) 2006 F. Maggino

La procedura metodologica

La costruzione di indicatori sintetici e compositi

Revisione critica della procedura

9. Verifica della validità dell'indicatore composito
10. Verifica della capacità selettiva dell'indicatore composito
11. Presentazione delle performance delle unità

Copyright (c) 2006 F. Maggino

L'utilizzo

I campi applicativi

- Indicatori di sviluppo
- Indicatori economici
- Indicatori sociali

In preparazione

Copyright (c) 2006 F. Maggino

L'utilizzo

Esempi

- Indicatori e sistemi di indicatori per la valutazione della formazione (a cura di T.Mola)
- Indicatori in epidemiologia: un esempio in alcologia medica (a cura di E.Vanni)

In preparazione

Copyright (c) 2006 F. Maggino

La scatola degli attrezzi

Strumenti statistici per la costruzione di indicatori sintetici e compositi

a. Metodi di analisi multivariata (analisi fattoriale, componenti principali, *multidimensional scaling*, cluster analysis, calcolo della prossimità)

b. Metodi per attribuire pesi (*conjoint analysis*, tecniche di *scaling*)

c. Metodi per aggregare (analisi della consistenza interna, *scalogram analysis*)

d. Metodi per verificare la selettività (*ROC analysis*)

Copyright (c) 2006 F. Maggino

La scatola degli attrezzi

Strumenti statistici per la costruzione di indicatori sintetici e compositi

I contributi della serie "Attrezzi" (in particolare a, b, c) sono in preparazione. In sostituzione utilizzare:

Maggino F. (2004) *I modelli di scaling. Confronto tra ipotesi complesse per la misurazione del soggettivo*, Firenze University Press, Archivio E-Prints, Firenze.

Maggino F. (2004) *La misurazione nella ricerca sociale. Teorie, strategie, modelli*, Firenze University Press, Archivio E-Prints, Firenze.

Maggino F. (2005) *L'analisi dei dati nell'indagine statistica*, Firenze University Press.

Maggino F. (2005) *The Importance of Quality-Of-Life Dimensions in Citizens' Preferences: An Experimental Application of Conjoint Analysis*, Firenze University Press, Archivio E-Prints, Firenze.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

1.

Dagli indici agli indicatori

Copyright (c) 2006 F. Maggino

1. Dalle statistiche agli indicatori

Spesso i termini “indice” e “indicatore” sono utilizzati in modo intercambiabile.

In realtà i due termini hanno diverso significato:

il primo deriva dal termine latino “*index*” che significa “qualsiasi cosa che è utile ad indicare”;

il secondo deriva da una parola del tardo latino “*indicator*” che significa “colui/ciò che indica”.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

1. Dalle statistiche agli indicatori

In statistica, **“indice”** rappresenta – a partire dal XVIII secolo – una parola molto generica applicata con diversi e molteplici significati:

- misura di sintesi delle diverse proprietà di una distribuzione;
- sinonimo di numero indice ovvero di un numero puro non dipendente dall’unità di misura dei dati perché fornito dal rapporto tra grandezze omogenee;
- dato elaborato, costruito generalmente rapportando un dato ad un altro che ne costituisce una base di riferimento

Spesso, tra ricercatori di lingua inglese, il termine “indice” è anche utilizzato per indicare una aggregazione di indicatori.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

1. Dalle statistiche agli indicatori

"Indicatore" rappresenta un termine più recente applicato per poter indicare misure indirette di fenomeni complessi (economici, sociali, ecc.) che non possono essere misurati direttamente ma attraverso misure dirette che abbiano un alto contenuto semantico in comune con il concetto che si vuole misurare.

⇩

è uno strumento di valutazione complessa di un fenomeno cui si attribuisce uno stretto legame con un referente concettuale che fa parte di un modello di ricerca (a priori) o di uno schema interpretativo (a posteriori).

Un indicatore rappresenta una statistica che riflette un importante aspetto del fenomeno di interesse ma non tutte le statistiche riguardanti tale fenomeno possono essere considerati indicatori.
Un indice statistico diviene un indicatore quando la sua definizione e la sua misurazione è collegata ad un obiettivo definito.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

1. Dalle statistiche agli indicatori

Facendo riferimento a Baudot (citato da Curatolo, 1972), è possibile identificare le condizioni che consentono di considerare un indice statistico un indicatore; in tale ottica un indicatore:

Copyright (c) 2006 F. Maggino

1. Dalle statistiche agli indicatori

- dovrebbe essere non sostituibile con un altro indice per "indicare" lo stesso fenomeno sociale (***esclusività***);
- dovrebbe essere in grado di esprimere l'interno fenomeno osservato e di registrare tutte le variazioni del fenomeno stesso (***sensibilità***);
- dovrebbe essere interpretabile in modo non ambiguo rispetto alla direzione delle variazioni (***univocità***);
- dovrebbe consentire di imputare le variazioni registrate lungo il tempo a cambiamenti nella realtà e non alla qualità della misurazione (***fedeltà***):
- dovrebbe essere la sintesi di aggregazioni di osservazioni parziali (***sintesi***);
- dovrebbe essere correlato agli obiettivi dello studio (***finalizzazione***);
- dovrebbe descrivere tutte le dimensioni considerate (***esaustività***);
- dovrebbe essere significativo relativamente alle unità territoriali considerate; in altre parole dovrebbe consentire confronti tra aree geografiche (***significatività***).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

1. Dalle statistiche agli indicatori

Le tre entità che descrivono il concetto di indicatore sono:

1) comunicazione,

2) semplificazione,

3) quantificazione.

Dove la semplificazione e la quantificazione devono essere funzionali alla comunicazione.

La semplificazione, che porta inevitabilmente ad una perdita di informazione, non deve prodursi a discapito del livello di qualità scientifica dell'informazione stessa.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. Dal modello concettuale agli indicatori

Visti in questo ottica, gli indicatori possono non solo rappresentare un fenomeno ma anche essere utilizzati come criteri e metodi per arrivare ad una valutazione.

E' per questo che, dal punto di vista operativo gli indicatori hanno assunto una grande rilevanza come sostegno alle decisioni di politica e gestione.

D'altra parte, un singolo indicatore, pur se collegato ad un particolare bisogno conoscitivo non è di per sé significativo in quanto difficilmente fornisce una informazione utile per descrivere fenomeni complessi.

Ciascuno di essi assume un significato solo se inserito all'interno di una struttura più ampia finalizzata alla conoscenza dei fenomeni di interesse.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. Dal modello concettuale agli indicatori

Il modello concettuale

I fenomeni sono osservabili e misurabili solo dopo aver definito un modello concettuale di riferimento che deve consentire di chiarire esattamente che cosa si vuole misurare attraverso la definizione di una serie di concetti astratti (costrutti).

La definizione del modello concettuale rappresenta un momento complesso in quanto richiede la identificazione e la definizione di costrutti che in genere derivano da astrazioni collocate in strutture teoriche e che in questo ambito devono avere riferimenti concreti. Ciò vuol dire che l'applicabilità di un costrutto è legata all'applicabilità della teoria cui si riferisce.

Esempio di settore nel quale è necessario definire un modello concettuale:
BENESSERE SOCIALE

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. Dal modello concettuale agli indicatori

I concetti astratti (costrutti)

La definizione del costrutto, processo che può essere comunque lungo e impegnativo soprattutto in presenza di costrutti astratti e complessi, inizia con una definizione generale dalla quale si deducono definizioni specifiche.

La definizione dei concetti astratti deve essere coerente con gli obiettivi del sistema e richiede anche una analisi delle possibili diverse definizioni che sono state sviluppate e discusse in passato attraverso la consultazione della letteratura esistente al fine di verificare

- l'esistenza di definizioni del costrutto più specifiche e dettagliate;
- l'esistenza di altre ricerche nelle quali altri ricercatori si sono impegnati nella stessa direzione;
- l'esistenza di diverse definizioni del costrutto.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. Dal modello concettuale agli indicatori

I concetti astratti (costrutti)

Ciascuno dei concetti deve essere ridotto ad eventi, caratteristiche o elementi ipotizzati e sviluppati in modo che

- siano fondati nel mondo empirico e
- possano essere misurati empiricamente e
- riflettano la natura dei fenomeni (concetti astratti) considerati.

Una particolare attenzione va dedicata alla identificazione, in questa fase, del livello di omogeneità e della dimensionalità del costrutto.

Esempio di costrutto: STATUS SOCIALE

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. Dal modello concettuale agli indicatori

Variabili latenti

Ciascun costrutto è definito da uno o più aspetti generali rappresentate dalle **variabili latenti** che descrive operativamente il *concetto* da misurare.
La variabile rappresenta quindi l'aspetto da rilevare per ottenere una visione completa del costrutto.

L'identificazione delle variabili latenti deve essere basata su premesse e presupposti sia teorici che empirici e richiede un lavoro particolarmente raffinato.
La definizione delle variabili può aumentare in modo significativo la potenza esplicativa del costrutto sia a livello teorico che empirico.

Esempio di variabili: istruzione, condizione professionale

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. Dal modello concettuale agli indicatori

Gli indicatori

Ciascuna variabile latente è definita operativamente da un *indicatore* che ha una collocazione ben precisa all'interno di un'area.

La definizione degli indicatori

- deve essere coerente ed adeguato al modello concettuale
- può considerare diverse componenti, non sempre correlate tra loro
- deve rispondere a particolari criteri (v.).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. Dal modello concettuale agli indicatori

Gli indicatori

Per ciascuna variabile può essere necessario definire più indicatori nel caso in cui il fenomeno definito dalla variabile è complesso e variabile. In questo caso ogni indicatore definito corrisponde ad un aspetto particolare del concetto generale. L'utilizzazione di un singolo indicatore può introdurre una grossa componente di errore; e produrre problemi di:

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. Dal modello concettuale agli indicatori

Gli indicatori

- *validità*, in quanto è molto improbabile che un singolo indicatore possa rappresentare e misurare una variabile complessa e articolata;
- *affidabilità*, in quanto la misurazione effettuata con un singolo indicatore è molto influenzata dall'errore casuale;
- *precisione* e *accuratezza*, in quanto le misure con singolo indicatore perdono in precisione non consentendo di discriminare tra i diversi livelli di una variabile;
- *collegamento* e *relazione* con altre variabili definite in altre aree;
- *specificità* e *individualità* posseduta dalla variabile che correla con altri attributi o fattori diversi da quello che si intende misurare;
- *discriminazione* e *differenziazione* accurata dei casi osservati.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. Dal modello concettuale agli indicatori

Gli indicatori

In questa ottica, l'insieme degli indicatori che definiscono una variabile può essere considerato un vero e proprio campione di indicatori estratti da un ipotetico universo di indicatori definiscono completamente l'ambito di contenuto rilevato e la dimensione indagata.

Gli indicatori individuati consentono di stimare il risultato che si sarebbe ottenuto se fosse stato impiegato l'universo degli indicatori; in questo senso si può dire che l'errore di misurazione è influenzato dalla dimensione del campione di indicatori. Conseguentemente l'affidabilità della misurazione di una variabile, dedotta da un campione di indicatori estratti da un'area di contenuto, dipende interamente

- dal numero di indicatori (maggiore è il numero di indicatori definiti, maggiore è l'affidabilità);
- dalla correlazione media tra gli indicatori che definiscono un'unica variabile (maggiore è la correlazione media, maggiore è l'affidabilità).

Se la variabile è complessa e è multidimensionale, gli indicatori devono ricoprire tali dimensioni.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. Dal modello concettuale agli indicatori

Gli indicatori

Nel processo di definizione degli indicatori può essere utile confrontare le performance di indicatori diversi al fine di valutarne i vantaggi e gli svantaggi utilizzando i dati disponibili e le analisi previste.
L'eventuale possibilità di confrontare i risultati ottenuti con dati provenienti da database diversi può consentire di valutare gli indicatori esistenti e gli indicatori da creare. Tali verifiche devono tenere conto delle differenze tra i database (campionamenti, livelli di aggregazione/disaggregazione, possibilità di effettuare analisi più sofisticate, ecc.) .
E' importante poter identificare i difetti nei dati esistenti e nelle analisi effettuate e, laddove esistono discrepanze e inconsistenze, specificare cosa è necessario fare per rendere gli indicatori più affidabili, validi e utili.

Esempi di indicatori: anni di scolarità, titolo di studio.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. Dal modello concettuale agli indicatori

Riassumendo, per poter procedere alla osservazione empirica di tali fenomeni, è necessario definire:

- un **modello concettuale** (detto *conceptual framework*) che consente di definire il fenomeno da studiare e dei costrutti ad esso connessi (per esempio: benessere sociale);
- i **concetti astratti** (detti *costrutti*, *aree di indagine*, *domain*) che caratterizzano il fenomeno da studiare (per esempio: status sociale);
- le **variabili** che definiscono i costrutti (per esempio: istruzione, condizione professionale); sono dette anche **latenti** in quanto non direttamente osservabili;
- gli elementi osservabili e misurabili (detti **indicatori**) per ciascun concetto definito (per esempio: anni di scolarità, titolo di studio, ecc.).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. Dal modello concettuale agli indicatori

1. MODELLO CONCETTUALE	Su cosa vogliamo condurre l'osservazione	Rappresenta e definisce il modello e l'obiettivo dell'osservazione
⇓		
2. COSTRUTTI/AREE	Quali aspetti vogliamo rilevare	Rappresentano tutti gli aspetti generali che vanno a definire il modello concettuale
⇓		
3. VARIABILI	Quali singoli aspetti vogliamo rilevare	Rappresentano i singoli aspetti che devono essere rilevati e che definiscono i costrutti
⇓		
4. INDICATORI	Come rilevare gli aspetti (variabili)	Rappresentano ciò che concretamente è possibile rilevare per ciascuna variabile

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. Dal modello concettuale agli indicatori

Il modello sarà completamente definito quando saranno definite anche le seguenti relazioni:

- **relazione tra variabili latenti** (per esempio: istruzione e condizione professionale concorrono insieme a definire lo status sociale); tali relazioni definiscono il **modello strutturale**;
- **relazione tra concetti astratti e corrispondente indicatori** (dette correlazioni epistemiche, regole di corrispondenza o definizioni operative) che forniscono la base per specificare indicatori e verificare ipotesi astratte. Tali relazioni definiscono il **modello di misurazione** e definiscono il livello di affidabilità degli indicatori.
- **relazione tra indicatori**: in questo caso è possibile identificare due situazioni:
  - ✓ gli indicatori concorrono insieme alla definizione del fenomeno complesso oggetto di studio; in questo caso gli indicatori sono detti **costitutivi;**
  - ✓ gli indicatori hanno tra di loro una relazione di dipendenza o misurano fenomeni conseguenti ad una causa comune; in questo caso gli indicatori sono detti **concomitanti**; la concomitanza può essere determinata da una relazione di dipendenza (un fenomeno influenza l'altro o entrambi sono influenzati da un terzo).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. Dal modello concettuale agli indicatori

Un modo utile per rappresentare tali relazioni è quello di utilizzare la tecnica dei diagrammi causali in cui, in maniera semplice, è possibile rappresentare simultaneamente sia la teoria che si vuole verificare realmente (ipotesi) che la teoria ausiliaria per verificarla:

$$
\begin{array}{rccccc}
\text{variabili latenti} \rightarrow & X & \Rightarrow & Y & \Rightarrow & Z \\
\text{relazioni} \rightarrow & \Downarrow & & \Downarrow \quad \Downarrow & & \Downarrow \\
\text{indicatori} \rightarrow & x_1 & & y_1 \quad y_2 & & z_1
\end{array}
$$

In pratica, la definizione degli indicatori consente la verifica dell'ipotesi che è stata definita in relazione al fenomeno da considerare rispetto a dati concreti. Se però da una parte è impossibile dimostrare che uno strumento misuri realmente il costrutto, dall'altra è possibile dimostrare che la misurazione sia coerente con la struttura teorica di riferimento.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. Dal modello concettuale agli indicatori

Il riferimento ad un processo di concettualizzazione dovrebbe guidare anche nella individuazione

- degli aspetti metodologici quali la costruzione dell'indicatore, i criteri di ponderazione e di aggregazione, ecc.
- dell'ambito spaziale (l'area ricoperta dall'indicatore), dell'ambito temporale (periodicità dell'osservazione) e del livello di aggregazione/disaggregazione che le informazioni dovranno avere.

La mancanza di qualsiasi coesione logica non dovrebbe essere nascosta dall'uso di procedimenti e metodi sofisticati che possono deformare la realtà e produrre risultati distorti.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

3. Indicatori statistici: caratteristiche

Sia nella selezione tra gli indicatori esistenti che nella costruzione di nuovi indicatori occorre tenere in particolare considerazione la loro **qualità**.

A tal fine è possibile, a grandi linee, individuare quelle che possono essere considerate le migliori caratteristiche; un indicatore dovrebbe essere:

Copyright (c) 2006 F. Maggino

3. Indicatori statistici: caratteristiche

UN INDICATORE DEVE ESSERE			RISPETTO ALLA SUA CAPACITÀ E POSSIBILITÀ DI
- chiaro - appropriato - esaustivo	- significativo - accurato	→	definire e descrivere il fenomeno (*methodological soundness*) e al suo disegno e ai suoi riferimenti spaziali e temporali
- coerente - consistente - pertinente	- rilevante - trasparente	→	riflettere le finalità, gli obiettivi e le esigenze per le quali è costruito (conoscitive, di *monitoring*, di valutazione, *accounting*, …) (*serviceability*)
- misurabile - stabile		→	rilevare in maniera diretta e stabile (in termini spaziale e temporale) il fenomeno (in caso di assenza di indicatori "diretti", è possibile utilizzare i cosiddetti "indicatori *proxy*")
- affidabile - valido - ripetibile - robusto	- rigoroso - preciso - esatto	→	registrare con il minor grado di distorsione possibile il fenomeno di interesse (capacità registrata a livello statistico e metodologico)
- fattibile - tempestivo - aggiornabile		→	essere rilevato con costi di raccolta e di sviluppo realistici, con tempi limitati tra l'osservazione e la disponibilità del dato
- confrontabile - discriminante	- disaggregabile - parsimonioso	→	essere analizzato al fine di confrontare e di rilevare differenze e disparità tra unità, gruppi, aree e realtà diverse, utilizzando il massimo delle informazioni disponibili
- credibile - accessibile - interpretabile	- comprensibile - semplice, - maneggevole	→	essere diffuso ovvero deve essere facilmente individuabile e accessibile, utilizzabile, analizzabile, interpretabile e guadagnare così la fiducia degli utilizzatori (*brand image*)

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4. Indicatori statistici: classificazione

Ciascun indicatore può essere classificato secondo più criteri che possono essere così individuati:

A. le FINALITA' (obiettivi)

B. la MODALITA' DI OSSERVAZIONE

C. l'ORIGINE DELL'INFORMAZIONE (fonte informativa)

D. le MODALITA' DI COSTRUZIONE (livello di complessità)

E. la CAPACITA' DI STRATIFICAZIONE (*target-oriented*)

F. il CONTESTO GESTIONALE (*governing context*)

G. i LIVELLI DI COMUNICAZIONE (*target group*)

H. i FENOMENI OSSERVATI (campi applicativi)

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4. Indicatori statistici: classificazione

A. FINALITA'
(obiettivi)

- **Descrittivi**: indicatori ricognitivi, finalizzati alla conoscenza delle relazioni all'interno dei sistemi, costruiti per rendere esplicito lo stato dei fenomeni sociali. Tali indicatori sono detti anche **informativi**. Se essi riguardano informazioni di sfondo sono detti anche **baseline-oriented**.
- **Esplicativi**: indicatori che consentono di interpretare la realtà che illustrano; vengono messi in relazione ad uno schema concettuale di riferimento che consente di stabilire concatenazioni fra questi e il fenomeno oggetto di studio.
- **Predittivi**: indicatori che delineano plausibili tendenze evolutive del fenomeno in termini di tendenza all'incremento o al decremento. Sono spesso espressi sotto forma di differenze relative. Richiedono osservazioni continuate nel tempo secondo un certo modello. Si tratta di indicatori difficili da costruire soprattutto in ambito sociale a causa della carenza di modelli predittivi.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4. Indicatori statistici: classificazione

A. FINALITA'
(obiettivi)

- **Normativi**: indicatori orientati ai problemi da risolvere utilizzati come guida e supporto per interventi programmati; sono indicativi di un obiettivo ritenuto auspicabile. La funzione normativa necessita della definizione di particolari standard con specifici riferimenti (temporali, territoriali, ecc.) al fine di indirizzare possibili interventi (*policy*) e rispetto ai quali gli indicatori devono essere comparati e verso i quali devono tendere.
- ***Problem-oriented***: indicatori definiti e misurati in funzione specifica di una particolare ipotesi di ricerca e di analisi dei legami esistenti tra particolari processi sociali al fine di identificare l'ambiente, il tipo e la severità di particolari problemi (per esempio: disagio giovanile). Tali indicatori consentono di identificare particolari condizioni sulla base della presenza o assenza di specifiche caratteristiche associate (tasso di mortalità infantile).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4. Indicatori statistici: classificazione

B. MODALITA' DI OSSERVAZIONE

Gli indicatori possono essere classificati in

- **indicatori di stato:** indicatori che misurano una realtà in un determinato momento.
- **indicatori di tendenza:** indicatori che misurano una realtà nel tempo.
- **indicatori conglomerativi/deprivativi**: i primi misurano il fenomeno in termini positivi, al contrario dei secondi; in genere è consigliabile utilizzarli insieme in una approccio detto *complementare*.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4. Indicatori statistici: classificazione

C. ORIGINE DELL'INFORMAZIONE
(fonte informativa)

oggettiva ←→ soggettiva

I dati derivano da osservazioni oggettive oppure da opinioni ed atteggiamenti personali. Conseguentemente gli indicatori possono essere classificati in

- **oggettivi**: sono costruiti con dati statistici relativi ad eventi direttamente rilevabili che hanno esistenza reale e concreta. Sono suscettibili di controllo diretto di veridicità e attendibilità.
- **soggettivi**: sono costruiti a partire da opinioni, giudizi, credenze, sentimenti, atteggiamenti, desideri, percezioni, previsioni, motivazioni. Difficile il controllo di veridicità e attendibilità.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4. Indicatori statistici: classificazione

D. MODALITA' DI COSTRUZIONE
(livello di complessità)

Gli indicatori possono essere classificati in

- **semplici** o **elementari** (***single indicator***): indicatori riferiti a dimensioni immediatamente quantificabili in cui si è scomposto il singolo fenomeno sociale complesso.
- **sintetici** (***synthetic indicator***): indicatori ottenuti da aggregazioni di indicatori semplici e tra loro omogenei con l'obiettivo di ricomporre la misura di un unico fenomeno.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4. Indicatori statistici: classificazione

D. MODALITA' DI COSTRUZIONE
(livello di complessità)

Gli indicatori possono essere classificati in

- **compositi** (***composite indicator***): indicatori per la cui costruzione ci si avvale di approcci statistici sofisticati per aggregare misure (espresse come indicatori semplici e/o sintetici) di più fenomeni al fine di valutare una situazione multidimensionale complessa (v. *Human Development Index*). In pratica un indicatore composito misura concetti multidimensionali (competitività, qualità ambientale, ecc.) che non possono essere catturati da indicatori singoli (semplici o sintetici). Un indicatore composito necessita di una definizione teorica e di una struttura concettuale che consentano di procedere alla sua costruzione attraverso una metodologia che rifletta le dimensioni e la struttura del fenomeno misurato. Vi sono molti tentativi (non sempre riusciti) di costruire indicatori compositi che siano esaurienti, completi, globali (***comprehensive indicator***) rispetto ad una certa realtà (per es.: qualità della vita).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4. Indicatori statistici: classificazione

E. CAPACITA' DI STRATIFICAZIONE
(*target-oriented*)

Gli indicatori di questo tipi sono utilizzati per identificano aree, gruppi, strati sociali caratterizzati da condizioni verso i quali l'azione politica dovrebbe essere rivolta (indicatori del tasso di analfabetismo: gruppi con alto tasso). Essi possono essere:

- **territoriali**: gli indicatori sono definiti e misurati in modo da consentire una segmentazione territoriale significativa (nazionale, regionale, sub-regionale, comunitario, ecc.); la successiva analisi permette di confrontare e valutare le differenze tra i diversi segmenti individuati e le diverse aree geografiche;
- **temporali**: gli indicatori sono definiti e misurati in modo da consentire confronti lungo il tempo relativamente ad una unità o a più unità;
- **individuali**: gli indicatori sono definiti e misurati in modo da consentire una segmentazione della popolazioni in gruppi di interesse. La successiva analisi permette confronti tra i diversi segmenti individuati.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4. Indicatori statistici: classificazione

E. CAPACITA' DI STRATIFICAZIONE
(*target-oriented*)

Tali indicatori possono anche riflettere disparità tra condizioni reali e gli obiettivi posti al fine di promuovere misure o azioni correttive con cui i livelli specificati di risultato devono essere raggiunti nel futuro.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4. Indicatori statistici: classificazione

F. CONTESTO GESTIONALE
(*governing context*)

Gli indicatori possono essere classificati rispetto alle questioni di gestione e di governo nelle quali sono coinvolti. In questa ottica, è possibile parlare di indicatori utilizzati per:

- **informare e stimolare un dibattito pubblico** (finalizzati per formare e sviluppare particolari atteggiamenti)
- **orientare le politiche** (finalizzati a prendere particolari decisioni politiche) → *political guidance*
- **orientare l'amministrazione** (valutare l'impatto di diverse alternative) → *administrative guidance*

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4. Indicatori statistici: classificazione

G. LIVELLI DI COMUNICAZIONE
(*target group*)

Tenendo conto della funzione comunicativa che devono avere gli indicatori, occorre dire che non è sempre possibile sviluppare indicatori che comunicano con lo stesso livello di efficienza a tutti coloro i quali si vuole comunicare. In questo senso è quindi importante sviluppare indicatori che siano in grado di comunicare al livello più corretto.

In questo senso è possibile individuare tipologie diverse di indicatori in relazione al loro livello di risonanza:

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4. Indicatori statistici: classificazione

G. LIVELLI DI COMUNICAZIONE
(*target group*)

- ***Cold indicator***: indicatori che hanno un alto livello di qualità scientifica e presentano un alto livello di complessità e di difficoltà di comprensione
- ***Hot indicator***: indicatori che presentano un livello di qualità scientifica più basso ma un alto livello di risonanza. Spesso vengono sviluppati con la stretta collaborazione di persone del territorio. Non sono utilizzabili nell'ambito di procedimenti decisionali (*policy*).
- ***Warm indicator***: indicatori che presentano un buon bilanciamento tra qualità, comprensibilità e risonanza.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4. Indicatori statistici: classificazione

H. FENOMENI OSSERVATI
(campi applicativi)

In riferimento al campo di applicazione, li indicatori possono essere classificati in:

Indicatori di sviluppo

- **Misure di reddito nazionale**
- **Sistemi di contabilità**
- **Valutazione ordinale (SPES)**
- **Bisogni di base**
- **Distribuzione del reddito**
- **Povertà**
- **Livelli di vita**
- **Sviluppo umano**
- **Qualità della vita**
- **……**

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4. Indicatori statistici: classificazione

H. FENOMENI OSSERVATI
(campi applicativi)

In riferimento al campo di applicazione, li indicatori possono essere classificati in:

indicatori sociali

- **Salute**
- **Istruzione e formazione (misure di intelligenza, di performance)**
- **Ricerca scientifica**
- **Ambiente**
- **Cultura**
- **Diritti umani**
- **Guerra e pace**
- **Diritti politici**
- **Status**
- **Uso del tempo**
- **Studi urbani**

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4. Indicatori statistici: classificazione

H. FENOMENI OSSERVATI
(campi applicativi)

In riferimento al campo di applicazione, li indicatori possono essere classificati in:

Indicatori economici

- **Attività economica**
- **Analisi dei cicli**
- **Indici di borsa**
- **Indicatori standardizzati**
- **Confronti dei prezzi**
- **Mercato del lavoro**
- **Produttività**
- **Performance**
- **Diagrammi e formule economiche**

Copyright (c) 2006 F. Maggino

5. Problemi tecnici nella costruzione di indicatori

Problemi di misurazione

Il più importante problema tecnico è rappresentato da quello di **misurazione** che presenta tre aspetti:

- sviluppo e implementazione di una procedura di osservazione e di misurazione praticabile,
- determinazione di una relazione o associazione affidabile tra lo specifico indicatore e la condizione o il processo che si suppone esso debba riflettere,
- identificazione di quei fattori il cui controllo o la cui manipolazione possano migliorare le condizioni di osservazione o valutare il cambiamento.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

5. Problemi tecnici nella costruzione di indicatori

Problemi di costruzione metodologica

Gli **indicatori compositi** - un approccio particolarmente sofisticato alla costruzione degli indicatori - presentano diversi problemi tecnici non solo in termini di costruzione e di sviluppo:

- determinazione delle componenti che costituiranno insieme la misura composita,
- selezione degli indicatori appropriati che insieme misurino i più importanti aspetti del fenomeno studiato
- individuazione della corretta metodologia per combinare le componenti (ponderazione)
- individuazione della corretta struttura interpretativa.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

5. Problemi tecnici nella costruzione di indicatori

Problemi di analisi e interpretazione

Un altro problema tecnico riguarda la difficoltà di gestire informazioni prodotte da aggregazioni. Se per esempio si attribuisce ad una certa area un certo tasso di disoccupazione si tende a continuare ad attribuirlo anche a particolari sotto-aree che non necessariamente riflettono il valore presentato dall'indicatore (**ecological fallacy**). In altri termini, la fallacia assume che tutti i componenti di un gruppo possiedano le caratteristiche dell'interno gruppo (stereotipi).

Un ulteriore problema riguarda gli indicatori rilevati lungo il tempo (*time series*). I dati pur se misurati attraverso lo stesso indicatore potrebbero rivelarsi non confrontabili, soprattutto se riguardano un periodo molto lungo di tempo. Infatti, in questi casi, le possibilità di confronto date dai procedimenti di analisi dei trend sono condizionate da possibili cambiamenti che nel frattempo possono essere intervenuti e riguardanti i concetti, le definizioni, le procedure di misurazione, ecc.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

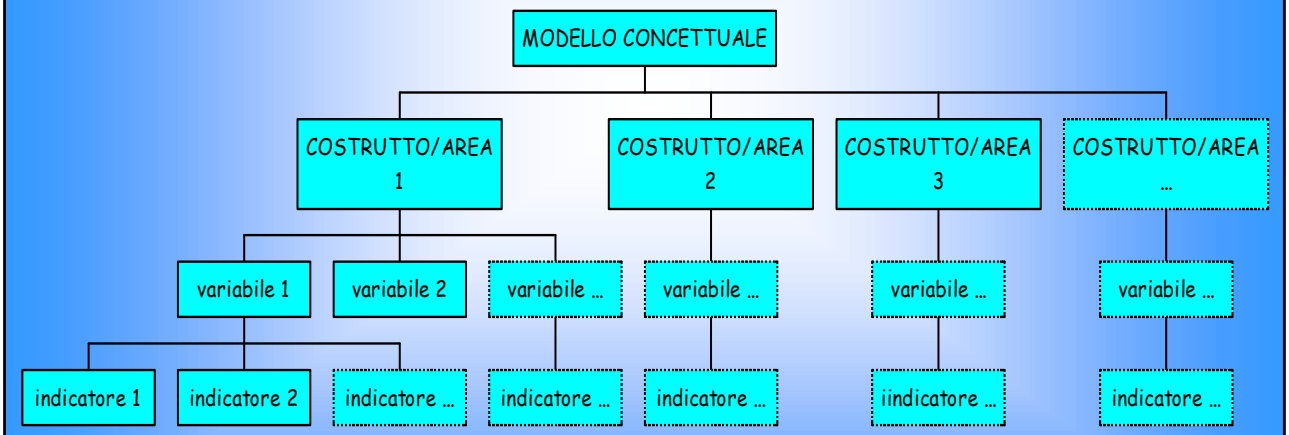
2.

I sistemi di indicatori

Copyright (c) 2006 F. Maggino

1. Dall'indicatore al sistema di indicatori

Come abbiamo visto un indicatore acquista significato se inserito in una modello concettuale che lo pone in relazione anche con altri indicatori. Schematizzando è possibile rappresentare un modello in cui ciascun indicatore misura una distinta componente del fenomeno di interesse:



Copyright (c) 2006 F. Maggino

1. Dall'indicatore al sistema di indicatori

Da tale schema emerge chiaramente come gli indicatori acquistano significato solo se inseriti in un sistema che li mette in relazione sia tra loro che con i costrutti.

E' per questo che in genere non si definiscono singoli indicatori ma veri e propri **sistemi di indicatori** con obiettivi sia scientifici che operativi e strettamente connessi con la definizione di appropriati modelli concettuali.

Un sistema di indicatori non è una pura e semplice raccolta di indicatori. Tutti gli indicatori insieme forniscono le informazioni riguardanti le componenti individuali che insieme producono l'effetto totale.

Questo vuol dire che il totale delle informazioni fornite da un sistema di indicatori è maggiore della somma delle sue parti.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

1. Dall'indicatore al sistema di indicatori

I sistemi di indicatori si rivelano particolarmente utili in tutti quei casi in cui occorre prendere decisioni che, come noto, devono emergere da un mosaico molto composito di indicazioni e valutazioni (politiche e tecniche).

Proprio in questa ottica, i sistemi di indicatori possono rappresentare un importante e valido **aiuto e supporto** per vari soggetti (politici, amministratori, ecc.)

- nella conoscenza di particolari realtà
- nella sua gestione
- nella formulazione di priorità
- nella traduzione di queste in azioni.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

1. Dall'indicatore al sistema di indicatori

Essendo i sistemi di indicatori essenzialmente **strumenti di supporto** è bene chiarire che i sistemi di indicatori **non possono**

- **definire obiettivi e priorità**: l'informazione prodotta da un sistema di indicatori rappresenta solo uno dei fattori che contribuiscono a concepire le decisioni riguardo alle preferenze e alle priorità,
- **valutare programmi**: un sistema di indicatori non può sostituire la valutazione – approfondita e ben disegnata – di programmi in quanto non forniscono il livello di rigore e/o dettaglio necessari,
- **sviluppare una scala di riferimento comune**: i sistemi di indicatori non dispongono (tranne pochi casi come nel caso dei sistemi di indicatori economici) di comuni riferimenti. In altre parole, non sempre porre ciascuno dei costrutti identificati in una scala comune; ciò non consente sempre il confronto diretto tra input e output (si pensi a tale proposito ai sistemi di indicatori nel campo dell'istruzione).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. I sistemi di indicatori

Le caratteristiche di un sistema di indicatori

Perché il sistema costruito abbia produca informazioni significative, è necessario verificare che presenti caratteristiche di:

- **oggettività**: indipendentemente da chi lo utilizza, i risultati devono risultare uguali o confrontabili;
- **quantificazione**: la struttura deve produrre valori quantitativi – ottenuti attraverso procedure e misure standardizzate; ciò consente di riportare risultati con maggiore precisione e dettaglio, e di applicare anche complessi metodi di analisi;
- **comunicazione**: i risultati prodotti devono consentire e favorire la comunicazione in termini di
  - efficienza e fedeltà con cui i ricercatori riescono a comunicare i risultati (condizioni essenziali per l'attività scientifica, considerata *pubblica*),
  - costruzione di metodi, tecniche e strumenti sulla base dei confronti con il lavoro effettuato da altri ricercatori sullo stesso tipo di problema;

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. I sistemi di indicatori

Le caratteristiche di un sistema di indicatori

Perché il sistema costruito abbia produca informazioni significative, è necessario verificare che presenti caratteristiche di:

- **economicità**: la struttura deve consentire una produzione e una valutazione dell'informazione che siano semplici, standardizzate, realmente disponibili e rilevabili, aggiornabili; il raggiungimento di tale obbiettivo richiede un grande sforzo da parte dei ricercatori;
- **generalizzazione**: la struttura proposta deve consentire la sua generalizzazione ad altri contesti simili (esportabilità);
- **condivisione**: il sistema deve essere sviluppato in maniera condivisa da tutti gli "attori".

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. I sistemi di indicatori

Gli elementi definiscono un sistema di indicatori

In sintesi si può dire che gli elementi che definiscono un sistema di indicatori sono:

a. struttura concettuale (*conceptual framework*) → perché e che cosa misurare
b. aree/dimensioni di interesse (*domain*)
c. confini spazio-temporali
d. struttura del sistema
e. qualità e tipologia degli indicatori
f. modelli di analisi
g. modelli interpretativi e di valutazione

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. I sistemi di indicatori

Gli elementi definiscono un sistema di indicatori
la struttura

Il disegno attraverso il quale vengono sistematizzate le informazioni definisce la **struttura** del sistema di indicatori che può assumere principalmente tre diverse forme:

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. I sistemi di indicatori

Gli elementi definiscono un sistema di indicatori
la struttura

- Sistemi verticali, che richiedono la raccolta di informazioni da livelli locali per essere sistematizzati a livello alto (nazionali); sono utilizzati per implementare obiettivi di politica nazionale sulla base delle informazioni locali.
- Sistemi orizzontali, che richiedono la raccolta di informazioni ad un solo livello (per esempio regionale); tali sistemi sono utilizzati per monitorare particolari ambiti di osservazione (per esempio l'ambiente, l'istruzione).
- Sistemi prettamente locali, che sono disegnati per essere utilizzati solo nell'ambito di processi decisionali locali. Relativamente a questa categoria, il sistema si caratterizza a due livelli:
  - interno, quando gli indicatori servono a monitorare l'organizzazione interna del livello;
  - esterno, quando gli indicatori fanno riferimento a parametri esistenti ai livelli più alti (per esempio, i trasporti).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. I sistemi di indicatori

Gli elementi definiscono un sistema di indicatori
gli indicatori

La definizione e costruzione degli indicatori rappresenta uno degli elementi basilari e più delicati di un sistema; ciò vale anche quando si decida di individuare e di selezionare indicatori già utilizzati in altri ambiti.

Abbiamo già visto i criteri generali che devono guidare nella costruzione e selezione degli indicatori. Visti nel contesto dei sistemi, si può aggiungere che gli indicatori dovrebbero:

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. I sistemi di indicatori

Gli elementi definiscono un sistema di indicatori
gli indicatori

- tenere conto del modello logico che li mette in relazione - anche in termini ipotetici – con obiettivi concettuali (*goal*), operativi (*objective*) e strategici (*target*),
- usufruire dell'aiuto e del parere di esperti e testimoni privilegiati del fenomeno da osservare e misurare,
- tenere conto delle differenze "locali",
- tenere conto delle risorse a disposizione,
- essere definiti in maniera pubblica e controllabile
- consentire una continua verifica e valutazione.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. I sistemi di sistemi

Gli elementi definiscono un sistema di indicatori
i modelli di analisi

In considerazione degli obiettivi e della struttura del sistema, gli indicatori devono essere collocati in un contesto analitico coerente. In questa ottica, è possibile distinguere diversi modelli analitici:

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. I sistemi di sistemi

Gli elementi definiscono un sistema di indicatori
i modelli di analisi

- ***trend analysis*** → l'obiettivi dell'analisi è quello di chiarire trend di sviluppo
- ***monitoring analysis*** → l'obiettivo dell'analisi è quello di monitorare gli sviluppi di una condizione (per esempio: l'ambiente)
- ***reporting analysis*** → l'obiettivo dell'analisi è quello di riferire via via gli esiti in un procedimento gerarchico di *decision-making*
- ***benchmarking analysis*** → l'obiettivo dell'analisi è quello di confrontare le performance di una entità (per esempio: un comune) con quelle delle altre entità
- ***impact assessment*** → l'obiettivo dell'analisi è quello di chiarire gli impatti delle iniziative e delle azioni pianificate e intraprese
- ***evaluation analysis*** → l'obiettivo dell'analisi è quello di registrare e valutare gli effetti di iniziative e azioni pianificate ed eseguite

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. I sistemi di indicatori

Gli elementi definiscono un sistema di indicatori
i modelli interpretativi e di valutazione

I risultati osservati possono essere interpretati solo sulla base di uno schema di riferimento che definisce e identifica quelli che vengono detti *valori-norma*, che possono essere definiti a priori, sulla base degli obiettivi che si pongono, o sulla base di osservazioni empiriche. In quest'ultimo caso può essere necessario disegnare e attuare veri e propri progetti di ricerca finalizzati.

In alcuni casi, se il tipo di costrutto lo consente, può essere utile definire punteggi-norma diversi per i diversi gruppi (per esempio si possono definire livelli diversi per maschi e femmine).

La disponibilità per un'unica scala di diversi punteggi-norma per diversi gruppi aumenta la probabilità di effettuare confronti significativi. E' comunque importante, anche in presenza di sottogruppi, poter stabilire punteggi di riferimento anche per l'intera popolazione.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. I sistemi di indicatori

I requisiti: finalità e obiettivi

Uno dei principali requisiti di un sistema di indicatori è il riferimento agli scopi per i quali esso è costruito. A tale proposito è necessario distinguere tra:

- **Obiettivi concettuali** (*goal*): ampie affermazioni riguardanti che cosa si vuole raggiungere o quale è il problema da risolvere. Spesso sono posti a livello macro (internazionale, nazionale, ecc.).
- **Obiettivi operativi** (*objective*): rappresentano gli strumenti identificati per raggiungere gli obiettivi concettuali. Tali obiettivi possono avere orizzonti temporali diversi (mensili, quadrimestrali, annuali, biennali, ecc.)
- **Azioni**: rappresentano le specifiche attività identificate per raggiungere gli obiettivi concettuali. Ciò può comprendere sviluppi e cambiamenti infrastrutturali nelle politiche, nelle istituzioni, negli strumenti di management, ecc.

A ciascuno degli obiettivi (concettuali e operativi) e a ciascuna delle azioni corrispondono dei **target** che consentono di renderli con criteri definiti e misurabili per risultati e *timetable* (tabella di marcia).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. I sistemi di indicatori

Funzioni dei sistemi di indicatori

I sistemi di indicatori si differenziano relativamente alla funzione per la quale sono stati creati. Le diverse funzioni possono essere viste all'interno di una unica funzione cumulativa in quanto ognuna di esse richiede la/le precedente/i.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. I sistemi di indicatori

Funzioni dei sistemi di indicatori

Monitoring

Rappresenta la funzione basilare: il sistema risponde all'esigenza di migliorare la possibilità e la capacità di

- identificare i problemi esistenti e specificare in modo più chiaro,
- segnalare in modo più veloce l'esistenza di nuovi problemi e a formulare domande,
- controllare e individuare i principali punti critici di un sistema,
- misurare il cambiamento (mutamenti economici, sociali, ecc.).

Il monitoraggio richiede che siano definiti i tempi e la frequenza delle osservazione per poter valutare i cambiamenti.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. I sistemi di indicatori

Funzioni dei sistemi di indicatori
Reporting

Il sistema risponde all'esigenza di

- **descrivere** la situazione e la condizione di certa realtà (un paese, una istituzione, ecc.) e le sue dinamiche; in questo senso il sistema risponde alla domanda "cosa sta succedendo?"
- **analizzare** le relazioni esistenti tra le varie componenti; in questo senso risponde alla domanda "in che modo può essere successo?"

monitoring + analisi + interpretazione = reporting

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. I sistemi di indicatori

Funzioni dei sistemi di indicatori

Program/Performance Evaluation

Il sistema rappresenta un valido supporto al *project management* in quanto consente di valutare la realizzazione di determinati programmi strategici e la loro capacità nel soddisfare particolari e specifici obiettivi; la valutazione riguarda lo stato presente e consente di prescrivere azioni future. Nei piani strategici la formulazione degli indicatori deve tener conto del fatto che essi devono rispondere a particolari valutazioni:

- valutazione dello stato attuale (dove siamo ora?)
- identificazione delle priorità e delle azioni per perseguirle (dove vogliamo andare?)
- valutazione della adeguatezza (abbiamo preso la strada giusta?)
- valutazione dei progressi verso gli obiettivi, in particolare, all'interno di una organizzazione, quantificando e valutando le performance strategiche (dove siamo arrivati? Sono osservabili delle differenze?).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. I sistemi di indicatori

Funzioni dei sistemi di indicatori

Program/Performance Evaluation

In particolare, in un sistema che presenta tale funzione è costruito al fine di verificare se e in quale misura il programma sta progredendo. Gli indicatori che vengono definiti a tale fine possono essere distinti in:

- ✓ indicatori di input → con funzione di misurare le risorse (umane e finanziarie) disponibili in un sistema
- ✓ indicatori di processo → (o procedurali) con funzione di monitoraggio delle procedure definite a livello strategico
- ✓ indicatori di output → con funzione di monitoraggio dei risultati diretti delle azioni
- ✓ indicatori di impatto → con funzione di monitoraggio del progresso verso il raggiungimento degli obiettivi (concettuali e operativi).

E' possibile combinarne alcuni per definire misure composite (indicatori di efficacia o di efficienza).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. I sistemi di indicatori

Funzioni dei sistemi di indicatori

Program/Performance Evaluation

In particolare, gli indicatori utilizzati in sede valutativa si distinguono in:

- ✓ *practical*: si "interfacciano" con i processi dell'organizzazione,
- ✓ *directional*: indicano se l'organizzazione sta migliorando o meno,
- ✓ *actionable*: consentono di controllare gli effetti del cambiamento.

Tali sistemi, essendo costruiti con riferimento a particolari programmi, sono raramente generalizzabili.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. I sistemi di indicatori

Funzioni dei sistemi di indicatori

Accounting

Un sistema di indicatore può rappresentare un utile strumento di *accounting*, ovvero di quel procedimento attraverso il quale si misurano e si rendono disponibili in maniera sistematica tutte le informazioni che aiutano a prendere decisioni riguardo alla collocazione e alla destinazione di risorse (finanziarie e non).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. I sistemi di indicatori

Funzioni dei sistemi di indicatori

Assessment

Un sistema di indicatori può rappresentare un valido sostegno nelle procedure di valutazione e di accertamento (certificazione e accreditamento) con l'obiettivo di:

- certificare o qualificare soggetti (individui o istituzioni) discriminando le loro performance,
- assistere nei processi di apprendimento attraverso una migliore conoscenza di ciò che si è appreso e di ciò che si deve apprendere,
- fare inferenze riguardanti il funzionamento di istituzioni, imprese o sistemi.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

3. Costruzione di un sistema

Il procedimento di sviluppo di un sistema di indicatori può essere visto come la realizzazione di uno studio per la verifica di un'ipotesi e si svolge attraverso numerosi momenti.

L'esecuzione pratica di tali momenti può richiedere anche un notevole investimento in termini di tempo e di impegno a causa della difficoltà e delle diverse competenze che essi coinvolgono.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

3. Costruzione di un sistema

I requisiti di base che definiscono un sistema di indicatori sono:

Richieste chiave:

- individuazione dei casi da monitorare
- definizione delle dimensioni da misurare
- modalità di organizzazione dei processi di misurazione e di monitaraggio

Elementi chiave:

- struttura concettuale necessaria per identificare e giustificare la selezione delle dimensioni di misurazione
- architettura del sistema necessaria per supportare la struttura di base e per definire le procedure di misurazione

Criteri formali da rispettare:

- comprensività
- coerenza
- non-ridondanza
- parsimonia

Copyright (c) 2006 F. Maggino

3. Costruzione di un sistema

Verifica dell'esistenza di sistemi già sviluppati

In alternativa alla creazione di un sistema ex-novo è importante accertarsi dell'esistenza di altri già costruiti e validati.

Esistono infatti ambiti nei quali sono stati già sviluppati sistemi che possono essere direttamente utilizzabili.

Nella valutazione dei sistemi già utilizzati occorre tenere presente se questi sono sottoposti a verifiche periodiche o a revisioni e validazioni differenziate per applicazioni diverse (più o meno vaste). Tali revisioni consentono in genere di aggiornare indicatori anacronistici o eliminarne alcuni per predisporre versioni più accurate. Nel caso in cui si decida di utilizzare un sistema già costruito è importante informarsi sui metodi seguiti per la sua validazione: la mancanza di tali informazioni non consente una sua accurata utilizzazione ed una adeguata interpretazione adeguata dei risultati.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

3. Costruzione di un sistema

Verifica dell'esistenza di sistemi già sviluppati

In alcuni casi può essere utile progettare più sistemi alternativi al fine di valutarne, i costi di implementazione attraverso il giudizio di ricercatori e di politici.

Dopo aver valutato le diverse alternative prendendo in considerazione diversi criteri (utilità, fattibilità, costi).

La fase ricognitiva può riguardare parti singole del sistema, come la definizione di particolari indicatori, di strategie alternative per la raccolta dei dati.

E' possibile, per esempio, fare una ricognizione dei database presenti per determinare quali informazioni vengono già raccolte e per identificare le aree che richiedono la definizione di nuovi indicatori.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

3. Costruzione di un sistema

Aggiornamento e miglioramento del sistema

Un buon sistema di indicatori, oltre a fornire un'accurata e precisa informazione al fine di illustrare e illuminare riguardo alla condizione del fenomeno, dovrebbe contribuire al suo miglioramento. Ciò può essere raggiunto attraverso la definizione di un parallelo sviluppo di un **piano di ricerca finalizzato**.

Tale componente di ricerca dovrebbe diventare parte integrante dello stesso sistema di indicatori che in questo modo consente ai ricercatori di verificare l'attività di monitoraggio e di verificare possibili alternative agli indicatori utilizzati.

In pratica, si tratta di incorporare nel sistema una componente sperimentale definibile in termini di *indicator technology*.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

3. Costruzione di un sistema

Problemi nella costruzione

Nello sviluppo di un sistema di indicatori si possono presentare diversi insidie che possono essere così riassumibili:

a) non avere costruito un sistema: il rischio è quello di definire un povera raccolta di indicatori che presentano bassa o nessuna relazione con il modello concettuale, con gli obiettivi e le finalità;

b) cattivo adattamento tra obiettivi e indicatori: in questi casi può trattarsi di una cattiva definizione degli obiettivi e/o degli indicatori;

c) costruire un sistema basato su dati non affidabilità: per poter costruire indicatori di qualità è necessario disporre di dati di base accurati;

d) fare delle valutazioni che non tengono conto delle possibili differenze "locali" (non misurare variabili esplicative);

e) sviluppare sistemi in cui gli indicatori di risultato non riescono a produrre effetti nel procedimento strategico, decisionale e di pianificazione.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4. Il funzionamento di un sistema di indicatori

I livelli e gli obiettivi

Il funzionamento di un sistema di indicatori può essere ricondotto a due generali dimensioni:

Livelli

i. individuazione e definizione del problema

ii. quantificazione del problema

iii. Identificazione del target

Obiettivi successivi

1. degli obiettivi concettuali (*goal*)
2. necessità informativa
3. degli obiettivi operativi (*objective*)
4. delle azioni (*action*)

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4. Il funzionamento di un sistema di indicatori

Un esempio
Ruolo di un sistema di indicatori nelle politiche di intervento

Vediamo un esempio come nella pratica un sistema di indicatori può rappresentare un valido strumento di ***policy***.

Le politiche di intervento – a qualunque livello vengano esse definite - necessitano, per poter essere definite ed attuate, diverse informazioni che possono essere fornite dagli indicatori così come sono stati definiti.

Facendo riferimento a tre livelli di attuazione di una politica, vediamo, schematicamente, il ruolo degli indicatori.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4. Il funzionamento di un sistema di indicatori

Un esempio
Ruolo di un sistema di indicatori nelle politiche di intervento

Riprendendo lo schema precedente vediamo come:

- per ciascuna politica è possibile individuare **tre livelli**:
  i. definizione del problema
  ii. quantificazione del problema
  iii. identificazione del soggetto destinatario dell'intervento.

- per ciascun livello è possibile individuare **quattro successivi obiettivi**:
  1. obiettivo concettuale (*goal*)
  2. necessità informativa
  3. obiettivo operativo (*objective*)
  4. azione

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4. Il funzionamento di un sistema di indicatori

Un esempio
Ruolo di un sistema di indicatori nelle politiche di intervento

I livello

1. **Obiettivo concettuale:** riconoscimento e definizione del problema: **presenza straniera in Italia.**

2. **Necessità informativa: indicatori descrittivi del fenomeno:**
   - **motivi della presenza**
   - **attività svolta**
   - **presenza sulle diverse aree del territorio**
   - **presenza di illegali**
   - **tipologie di abitazioni occupate**.

- **Obiettivo operativo:** individuazione dei punti nodali di interazione tra le variabili che descrivono il fenomeno: **problema della abitazione**

4. **Azione:** definizione della normativa

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4. Il funzionamento di un sistema di indicatori

Un esempio
Ruolo di un sistema di indicatori nelle politiche di intervento

Il livello

1. **Obiettivo concettuale:** quantificazione del problema

2. **Necessità informativa: indicatori discriminanti tra soggetti:** immigrati occupati in zone a bassa disponibilità abitativa

3. **Obiettivo operativo:** individuazione di interventi mirati ai diversi soggetti: normative di sostegno abitativo

4. **Azione:** stanziamento (finanziario e/o non)

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4. Il funzionamento di un sistema di indicatori

Un esempio
Ruolo di un sistema di indicatori nelle politiche di intervento

III livello

1. **Obiettivo concettuale:** definizione dei parametrici che identificano il soggetto destinatario dell'intervento

2. **Necessità informativa: indicatori discriminanti tra individui:**
   - possesso di regolare permesso di soggiorno
   - titolarità di un contratto di lavoro
   - presenza di famiglia a carico

3. **Obiettivo operativo:** riconoscimento degli individui destinatari di intervento

4. **Azione:** erogazione

Copyright (c) 2006 F. Maggino

5. Difficoltà nello sviluppo di un sistema di indicatori

Difficoltà tecniche

Nello sviluppo di un sistema di indicatori è importante riuscire a minimizzare i seguenti problemi:

a. **Errore di definizione del modello**: la definizione del modello e delle sue componenti (input, processi, risultati) risulta ardua soprattutto in campo sociale. Si pensi a tale proposito ai sistemi di indicatori riguardanti il settore della sanità o dell'istruzione per i quali è già molto difficile definire e classificare i singoli indicatori.

b. **Errore di omissione**: tale errore interviene quando si omette l'inserimento di fattori importanti per monitorare il fenomeno.

c. **Errore di spiegazione**: tale errore interviene quando non si riesce a spiegare i i valori osservati o i cambiamenti per la variabile di interesse sulla base delle variabili definite indipendenti. Ciò sta ad indicare una scorretta definizione del modello. Statisticamente tale problema è misurabile attraverso il valore dei residui e di varianza spiegata.

d. **Errore di ridondanza**: tale errore interviene quando il modello è sovra-definito ovvero presenta troppe informazioni tra loro ridondanti.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

5. Difficoltà nello sviluppo di un sistema di indicatori

Difficoltà politiche

Una delle principali difficoltà riguardo alla utilizzazione degli indicatori e allo sviluppo di sistemi come strumenti di politica e di amministrazione, soprattutto in campo sociale, riguarda il loro **significato normativo**.

Quando certe statistiche sono selezionate in qualità di indicatori sulla base della loro rilevanza normativa, si assume una condivisione di certi valori. Simili assunti sono alla base della definizione dei problemi da studiare e della definizione dei concetti e delle classificazioni da impiegare.

Un esempio di ciò è la definizione di "povertà": essa può essere definita come deficienza di disponibilità materiali o a livello individuale ("colpa dell'individuo") o a livello collettivo ("colpa della società"). A seconda della premessa valoriale, si procederà alla conseguente costruzione degli indicatori in maniera coerente. Tale difficoltà produce dei problemi anche a livello di tecnico.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

5. Difficoltà nello sviluppo di un sistema di indicatori

Difficoltà socio-politiche

Un'altra difficoltà riguarda la **pluralità di interessi** che si possono incrociare nel caso in cui occorra prendere delle decisioni. I soggetti che pongono questioni diverse che si incrociano possono essere così individuati:

- scienziati-tecnici, preoccupati di mantenere e difendere gli standard di oggettività nel descrivere e analizzare particolari condizioni attraverso appropriati indicatori,
- responsabili politivi (*policy-maker*), impegnati a prendere decisioni ed affrontarne le conseguenze,
- soggetti partitici, impegnati a cercare di influenzare il procedimento decisionale introducendo e offrendo supporti sia a livello di evidenze che a livello di trattati e promesse,
- burocrati, impegnati ad amministrare le regole e i programmi implementati a livello di politica decisionale.

Nessuno di tali soggetti è neutrale in quanto ciascuno di essi ha un particolare interesse riguardo ai risultati derivanti dalla applicazione del sistema di indicatori.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

5. Difficoltà nello sviluppo di un sistema di indicatori

Difficoltà socio-politiche

- **Difficoltà temporali**. Nella gestione e amministrazione politica è necessario far fronte sia alle contingenze inattese che possono sorgere sia alle situazioni prevalenti che richiedono soluzioni. In queste condizioni il tempo necessario per mettere insieme in modo appropriato le informazioni, anche se disponibili, raramente è abbastanza breve da soddisfare le necessità immediate prodotte dai processi decisionali.
- **Conflitti tra interessi**. Difficoltà possono emergere tra gli interessi dei ricercatori impegnati nel mettere a punto le più corrette procedure di misurazione quanto più oggettive e quantitative e gli interessi dei politici riguardo ad aspetti che non possono essere misurati quantitativamente.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

5. Difficoltà nello sviluppo di un sistema di indicatori

Difficoltà socio-politiche

- **Sovraccarico di informazione**. Un sistema di indicatori dovrebbe, se pienamente sviluppato nelle sue potenzialità, offrire a tutti i soggetti (siano essi ricercatori, politici, amministratori, ecc.) un ricco corpo di informazioni continuamente aggiornate riguardanti la condizione dei principali e vitali settori di una società e dei loro processi interattivi (*monitoring capability*). A volte però la presenza di tali informazioni può produrre un sovraccarico informativo che può complicare la visione della realtà e delle possibilità e il conseguente processo decisionale.
- Il valore dei sistemi di indicatori dipende dalla sua **indipendenza** e **oggettività**. Allo stesso tempo tali sistemi non possono essere convertiti in uno strumento di propaganda senza distruggerne il suo valore in termini di strumento di monitoraggio.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

5. Difficoltà nello sviluppo di un sistema di indicatori

Difficoltà comunicative

La necessità di comunicare informazioni a uditori che presentano diversa formazione, interessi, capacità pone diversi problema nel taglio da dare alla comunicazione dei risultati (*reporting*).

E' necessario per questo studiare livelli diversi di trattamento dei dati e di presentazione dei risultati in modo da soddisfare le esigenze che emergono da ricercatori con competenze tecniche sofisticate, politici, studenti, giornalisti, ecc. al fine di evitare incomprensioni, la presentazione e la comunicazione dei risultati riguardanti gli indicatori, deve tenere presenti i seguenti livelli:

- il livello di sintesi,
- il livello di aggregazione,
- il livello di confronto,
- il livello di inferenza,
- il livello di interpretazione.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

3.

La costruzione di indicatori sintetici e compositi

Revisione critica della procedura

Copyright (c) 2006 F. Maggino

Introduzione

1. Perché sintetizzare

Negli ultimi decenni, per rispondere a sempre più grandi esigenze di disporre di informazioni sistematiche su realtà complesse, c'è stato un incremento degli sforzi per creare indicatori di sintesi e complessi, sviluppati in molti settori e in molte aree del sapere e della conoscenza, in grado di integrare una grande quantità di informazioni in formati facilmente comprensibili ad numero ampio di persone.

L'esigenza di creare e di disporre di indicatori di sintesi si pone in molte situazioni, quando la rilevazione riguarda individui (come nel caso delle rilevazioni tramite questionario) o quando l'osservazione riguarda unità di altro genere (quali istituzioni, servizi, unità territoriali, regioni, paesi, ecc.), quando riguarda caratteristiche soggettive o quando riguarda caratteristiche oggettive. In generale la sintesi presenta il vantaggio di evitare la presentazione e la interpretazione di un grande numero di indicatori elementari per poter eseguire più semplici e veloci analisi, soprattutto in termini comparativi.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

Introduzione

1. Perché sintetizzare

L'aggregazione e la sintesi degli indicatori elementari può essere utile a diversi livelli e dipende dagli **obiettivi conoscitivi**:

conoscenza descrittiva

in questo caso, l'aggregazione consente di sintetizzare il fenomeno sia in termini di stato che dinamici (cambiamenti nel tempo) e di operare confronti tra unità;

Obiettivi conoscitivi		La sintesi consente di	Livello di analisi	Risultato perseguito	Metodi statistici	Le unità sono misurate a livello
conoscenza descrittiva:	- cogliere un fenomeno complesso - sintetizzare il fenomeno sia in termini di stato che dinamici (cambiamenti nel tempo); - di operare confronti tra unità;	Definire morfologie per il confronto tra le unità osservate relativamente al fenomeno rilevato.	Comparativo tra unità	Identificare e classificare in tipologie	Di classificazione (es.: cluster analysis)	nominale

Copyright (c) 2006 F. Maggino

Introduzione

1. Perché sintetizzare

L'aggregazione degli indicatori elementari può essere utile a diversi livelli e dipende dagli **obiettivi conoscitivi**:

conoscenza esplicativa-interpretativa

attraverso la comprensione delle relazioni esistenti tra le variabili che definiscono un determinato fenomeno: in questo caso, l'aggregazione può risultare non utile in quanto potrebbe nascondere tali relazioni (conoscenza disaggregata), al fine di definire, per esempio, tendenze e cicli che consentono la comparabilità nel tempo dei mutamenti del fenomeno rilevato per le unità osservate;

Obiettivi conoscitivi		La sintesi consente di	Livello di analisi	Risultato perseguito	Metodi statistici	Le unità sono misurate a livello
Conoscenza interpretativa /esplicativa	- cogliere l'andamento di un fenomeno per prevedere	Definire tendenze e cicli che consentono la comparabilità nel tempo dei mutamenti del fenomeno rilevato per le unità osservate	quantificativo	attribuire una dimensione numerica	aggregativi	Ad intervallo

Copyright (c) 2006 F. Maggino

Introduzione

1. Perché sintetizzare

L'aggregazione degli indicatori elementari può essere utile a diversi livelli e dipende dagli **obiettivi conoscitivi**:

conoscenza operativa

in questo caso, l'aggregazione è necessaria in quanto gli indicatori prodotti dall'aggregazione presentano una maggiore operatività rispetto agli indicatori elementari.

Obiettivi conoscitivi		La sintesi consente di	Livello di analisi	Risultato perseguito	Metodi statistici	Le unità sono misurate a livello
conoscenza operativa /decisionale	- conoscere gli effetti delle scelte di intervento	Definire il contributo che ciascun elemento apporta alla configurazione del fenomeno nel suo complesso: gli indicatori prodotti dall'aggregazione presentano una maggiore operatività rispetto agli indicatori elementari.	Ordinativo tra unità	Costruire graduatorie	Tassonomici	Ordinale (graduatorie)

Copyright (c) 2006 F. Maggino

Introduzione

2. Come sintetizzare

A livello concettuale, la sintesi e l'aggregazione di indicatori individuali può avvenire a tre diversi livelli:

- **insiemi di indicatori elementari/individuali** (***individual indicator set***): gli indicatori elementari vengono individuati e raggruppati ma rimangono indicatori separati; tale approccio ha il significato di accumulare le esistenti informazioni quantitative;
- **indicatori tematici** (***thematic indicators***): gli indicatori elementari sono raggruppati rispetto ad una specifica area o tema di interesse; tale approccio richiede l'identificazione di un gruppo essenziale di indicatori tra loro legati in qualche modo. Essi sono presentati individualmente piuttosto che in forma di indicatori sintetici o compositi;
- **indicatori aggregati**: costruiti sulla base di indicatori tematici e condensati nella forma di indicatori sintetici e/o compositi al fine di rappresentare, per ciascuna unità, l'area o il tema di interesse attraverso una singola misura aggregata.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

Introduzione

3. Come aggregare

A livello tecnico, la aggregazione può avvenire a due diversi livelli:

- **indicatori sintetici** (***synthetical indicator***): indicatori ottenuti da aggregazioni di indicatori semplici e tra loro omogenei con l'obiettivo di ricomporre la misura di un unico fenomeno (prospettiva *unidimensionale*);

Copyright (c) 2006 F. Maggino

Introduzione

3. Come aggregare

A livello tecnico, la aggregazione può avvenire a due diversi livelli:

- **indicatori compositi** (***composite indicator***): indicatori per la cui costruzione ci si avvale di approcci statistici sofisticati per aggregare misure (espresse come indicatori semplici e/o sintetici) di più fenomeni al fine di valutare una realtà complessa in una prospettiva *multidimensionale* (v. *Human Development Index*). In pratica un indicatore composito misura concetti multidimensionali (competitività, qualità ambientale, ecc.) che non possono essere catturati da indicatori singoli (semplici o sintetici). Un indicatore composito necessita di una definizione teorica e di un modello concettuale che consentano di procedere alla sua costruzione attraverso una metodologia che rifletta le dimensioni e la struttura del fenomeno misurato.
  Vi sono molti tentativi (non sempre riusciti) di costruire indicatori compositi che siano esaurienti, completi, globali (***comprehensive indicator***) rispetto ad una certa realtà (per es.: qualità della vita).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

Introduzione

3. Come aggregare

La difficoltà di utilizzare indicatori aggregati riguarda il rischio di essere fuorvianti o di indurre in errori interpretativi anche a causa (come vedremo) delle difficoltà metodologiche che si incontrano nel costruirli.

Per questo la presentazione delle sintesi dovrebbe essere sempre accompagnata da informazioni dettagliate riguardo alle componenti, alle metodologie di costruzione, alle modalità di interpretazione e alle loro debolezze.

D'altra parte, la proliferazione di indicatori compositi fa emergere molte domande riguardo alla loro accuratezza, affidabilità e trasparenza (sia in termini metodologici che informativi).

Infatti il grande impulso alla creazioni di indicatori di sintesi non è però accompagnato sempre da un rigoroso sviluppo metodologico. E' per questo importante chiarire i principi e le fasi metodologiche che conducono alla costruzione di indicatori compositi.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

Introduzione

3. Come aggregare

Come sappiamo, gli indicatori sono il risultato della *operazionalizzazione statistica di definizioni*. Tale operativizzazione richiede, per poter misurare concetti complessi, la definizione di più elementi semplici (indicatori elementari). Per poter ricostruire l'unità del concetto originario è necessario individuare un procedimento che consenta di aggregare gli indicatori elementari. A qualsiasi livello avvenga, la sintesi richiede sempre la definizione di un modello.

In alcuni casi la sintesi viene effettuata tra pochi indicatori, richiedendo l'applicazione di tecniche statistiche semplici (calcolo di indici e di rapporti). Altre volte la sintesi riguarda realtà più complesse e richiede l'applicazione di procedure più complesse; tali procedure richiedono la definizione di tecniche di combinazione e di aggregazione che tengano conto del livello di misurazione, dell'omogeneità/eterogeneità e del numero di indicatori coinvolti nella costruzione dell'indice, della dimensionalità sottostante, dei pesi assegnati a ciascun indicatore, del modo di combinarli.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

Introduzione

3. Come aggregare

Spesso tali procedure sono state concepite nell'ambito di studi di tipo valutativo come nel caso della costruzione di indicatori sociali, in particolare, di qualità della vita o di livello di sviluppo e conducono alla creazione di indicatori compositi.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

Introduzione

4. Limiti dell'aggregazione

Al di là degli indubbi vantaggi che l'aggregazione può dare, nell'operare occorre tenere presenti i limiti del procedimento.

Nella pratica è infatti estremamente difficile integrare ed aggregare tra loro gli indicatori in un modo tale che i valori prodotti riflettano le dimensioni e la struttura del fenomeno di interesse.

Infatti, la significatività dei risultati ottenuti attraverso il procedimento di aggregazione dipende ed è condizionata:

Copyright (c) 2006 F. Maggino

Introduzione

4. Limiti dell'aggregazione

- dal modello concettuale e dalla ***struttura teorica*** finalizzato alla definizione e alla comprensione del fenomeno di interesse;
- dai criteri di scelta
  - degli indicatori elementari più adatti a tale struttura teorica,
  - dei pesi da attribuire agli indicatori individuali,
  - delle tecniche di sintesi e di aggregazione;
- dalla livello di quantificazione che comunque va inteso come informazione "indicativa" e non come reale misurazione del fenomeno.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

Introduzione

4. Limiti dell'aggregazione

La natura multidimensionale dei fenomeni osservati può spingere a preferire gli indicatori individuali rispetto agli indicatori compositi. Più *comprensivi* sono gli indicatori compositi più debole è la loro funzione descrittiva.

Gli indicatori compositi infatti per lo stessa natura non sono in grado di riflettere la complessità di fenomeni complessi, basati su intricate relazioni tra variabili non sempre descrivibili attraverso un modello semplificante.

La sintesi di per sé assume implicitamente la sostituibilità delle componenti (indicatori elementari) conducendo ad uno dei problemi che gli indicatori compositi presentano ovvero quello della ***compensabilità***: per esempio, in un indicatore ambientale relativo alle città implica che il livello di pulizia dell'aria possa essere compensato dalla qualità dell'acqua.

Ciò non deve però frenare i tentativi di creare e produrre indicatori compositi. In tali tentativi è importante che il ricercatore sia consapevole delle scelte e dei limiti che tali scelte possono indurre nell'indicatore creato.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

Introduzione

5. Il procedimento

Il percorso logico-concettuale-operativo che conduce alla aggregazione può essere schematicamente riassunto nel modo seguente:

Riferimenti bibliografici

Pur se non riportati esplicitamente, i riferimenti bibliografici relativi alla metodologia di costruzione degli indicatori compositi sono essenzialmente in:

Nardo M., M. Saisana, A. Saltelli and S. Tarantola (EC/JRC), A. Hoffman and E. Giovannini (OECD) (2005) *Handbook on Constructing Composite Indicators: Methodology and Userguide*, OECD, Statistics Working Paper

http://www.oecd.org/std/research oppure http://farmweb.jrc.cec.eu.int/CI/

Sharpe A., J. Salzman (2004) *Methodological Choices Encountered in the Construction of Composite Indices of Economic and Social Well-Being*, Center for the Study of Living Standards , Ottawa, CAN.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

Introduzione

5. Il procedimento

1. **Sviluppo di una struttura teorica** (definizione del concetto e specificazione del concetto: identificazione degli aspetti costitutivi ovvero scomposizione in dimensioni e sub-dimensioni)
2. **Individuazione degli indicatori elementari** corrispondenti a ciascuno degli aspetti costitutivi del concetto
3. **Verifica della completezza dei dati** (trattamento dei dati *missing*)
4. **Analisi preliminare degli indicatori elementari** (*multivariate and dimensional analysis)*
5. **Trasformazione dei dati** (confrontabilità dei livelli di misurazione: relativizzazione)
6. **Ponderazione degli indicatori elementari**

Copyright (c) 2006 F. Maggino

Introduzione

5. Il procedimento

7. Aggregazione degli indicatori elementari (*synthesis analysis)*
8. Verifica della robustezza dell'indicatore composito (*uncertainty-sensitivity analysis)*
9. Verifica della validità dell'indicatore composito (*validity analysis)*
10. Verifica della capacità selettiva dell'indicatore composito (*discrimination analysis)*
11. Presentazione delle performance delle unità (*profile analysis)*

Copyright (c) 2006 F. Maggino

1. Sviluppo di una struttura teorica

Copyright (c) 2006 F. Maggino

1 → Sviluppo di una struttura teorica

What is badly defined is likely to be badly measured …

Al fine di fornire la base per la selezione e la combinazione dei singoli indicatori in un indicatore composito significativo secondo il principio *di fitness-for-purpose* (adatto allo scopo) è necessario sviluppare una struttura teorica (v. parte I).

La struttura teorica richiede la definizione e la determinazione chiara e precisa

a. del fenomeno/concetto che deve essere misurato dall'indicatore composito;
b. delle componenti (sottoconcetti) che compongono il concetto precedentemente definito; ciò accade soprattutto in presenza di concetti multidimensionali; tali componenti non devono essere necessariamente (e statisticamente) indipendenti tra loro e gli eventuali legami esistenti dovrebbero essere teoricamente o – per quanto possibile - empiricamente definibili;
c. dei criteri per selezionare e includere degli indicatori individuali nell'indicatore composito; tali criteri riguardano anche la tipologia degli indicatori elementari (per esempio: di input, di output o di processo);
d. dei pesi che riflettono la loro importanza relativa e le dimensioni della composizione totale.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

1 → Sviluppo di una struttura teorica

Al termine della fase 1 il ricercatore dovrebbe avere …

- ✓ una chiara comprensione e definizione del fenomeno multidimensionale che deve essere misurato;
- ✓ una individuazione chiara della struttura nidificata dei diversi sotto-gruppi del fenomeno;
- ✓ una lista dei criteri di selezione delle variabili individuali (di input, di output, di processo);
- ✓ una chiara documentazione di tutto ciò.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. Individuazione degli indicatori elementari

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2 → Individuazione degli indicatori elementari

A composite indicator is above all the sum of its parts…

La forza e la debolezza della sintesi deriva in gran parte dalla qualità degli indicatori elementari (individuali) selezionati. Idealmente, gli indicatori elementari dovrebbero essere selezionati sulla base della loro rilevanza e solidità analitica, della loro opportunità e disponibilità (v. parte I).

Purtroppo gli indicatori elementari vengono a volte selezionati in modo arbitrario, prestando poca attenzione alle relazioni esistenti tra loro.

Ciò può condurre a indicatori che possono sommergere, confondere e fuorviare coloro i quali devono prendere delle decisioni e il pubblico in generale. Il rischio è quello di definire "**indicatori ricchi con informazione povera**".

La chiara definizione dei criteri di individuazione degli indicatori elementari contribuisce a rendere tutto il procedimento di costruzione degli indicatori compositi *trasparente*. Idealmente tale processo dovrebbe essere basato su ciò che è desiderabile misurare e non sugli indicatori disponibili.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2 → Individuazione degli indicatori elementari

La qualità e l'accuratezza degli indicatori dovrebbe svolgersi parallelamente al miglioramento nella raccolta dei dati e allo sviluppo degli indicatori.

Nell'ambito della *policy*, l'attuale tendenza a costruire indicatori compositi di performance dei singoli paesi può fornire ulteriore stimolo a migliorare la raccolta dei dati, identificare nuove fonti di dati e aumentare la confrontabilità internazionale delle statistiche.

In caso di non disponibilità di indicatori "diretti" (*hard data*) o quando la confrontabilità tra casi (es. nazioni) è limitata è possibile utilizzare indicatori *proxy* (*soft data*) rilevati con approcci diversi (per esempio particolari indagini o da riviste specializzate).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2 → Individuazione degli indicatori elementari

Al termine della fase 2 il ricercatore dovrebbe avere …

- ✓ controllato la qualità degli indicatori disponibili;
- ✓ discusso i punti di forza e di debolezza di ciascun indicatore selezionato;
- ✓ effettuato aggiustamenti di scala, se necessari;
- ✓ creato una tabella riassuntiva riguardante le caratteristiche dei dati, per esempio,
  - la disponibilità (tra paesi, tra momenti diversi),
  - le fonti,
  - il tipo (*hard* ←→ *soft*,di input, output o di processo)

Copyright (c) 2006 F. Maggino

3. Verifica della completezza dei dati (trattamento dei dati *missing*)

Copyright (c) 2006 F. Maggino

3 → Verifica della completezza dei dati

The idea of imputation could be both seductive and dangerous …

Prima di procedere all'analisi degli indicatori elementari è importante verificare l'**accuratezza** dei dati rilevati: il grado di accuratezza di un indicatore dipende principalmente da:

- fattori tecnici (qualità dei dati e metodi di elaborazione)
- fattori metodologici (quanto riesce a rappresentare della caratteristica che si intende rappresentare).

Uno degli elementi che possono contribuire a definire l'accuratezza riguarda la **completezza** dei dati. A tal fine occorre verificare la presenza di **dati *missing*** al fine di individuare le strategie per il loro trattamento.

Quando un valore per un determinato caso che, per il particolare disegno di ricerca, doveva essere ottenuto non può essere osservato si parla di *dato mancante*, *dato missing*, *dato non rilevato*, *dato-perso*, *mancata-risposta*.

Quindi i valori *missing* sono quei valori che per qualsiasi ragione vengono a mancare o risultano mancanti, o inaccettabili secondo determinati criteri, al momento dell'analisi.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

3 → Verifica della completezza dei dati

Origine dei dati *missing*

Rispetto alla loro origine, i dati *missing* si distinguono nelle seguenti categorie.

1. *Missing completely at random* (MCAR). In questo caso i valori *missing* non dipendono dalla variabile in questione né da qualsiasi altra variabile osservata ma sono distribuiti casualmente tra tutte le unità statistiche. In questi casi occorre verificare in termini statistici se il gruppo che presenta valori *missing* è significativamente diverso dal gruppo che non li presenta; la verifica statistica di tale casualità può essere fatta applicando i classici test di verifica dell'ipotesi.

   Per esempio, i valori *missing* nella variabile *reddito* sono MCAR se

   (i) i soggetti che non riportano il loro reddito hanno in media lo stesso reddito dei soggetti che lo riportano;

   (ii) ciascuna delle altre variabili osservate registrano gli stessi valori medi sia per i soggetti che non riportano il reddito sia per quelli che lo riportano.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

3 → Verifica della completezza dei dati

Origine dei dati *missing*

2. *Missing at random* (MAR). In questo caso i valori *missing* non dipendono dalla variabile in questione ma sono condizionati da altre variabili misurate. Quindi i valori mancanti sono osservati per tutti i casi presenti all'interno di un particolare sottogruppo (per esempio solo tra i maschi e non tra le femmine). I valori *missing* relativamente, per esempio, al reddito sono MAR, se la probabilità di ottenerli dipende dallo stato civile ma, all'interno di ciascuna categoria di stato civile, la probabilità di "reddito *missing*" non è correlata al valore del reddito.

3. *Not missing at random* (NMAR). In questo caso i valori *missing* dipendono dagli stessi valori. Per esempio, è meno probabile che siano riportati alti redditi familiari che bassi redditi familiari. Nei questionari, per esempio, valori *missing* di questo tipo sono prodotti dai rifiuti o dalle risposte corrispondenti al *non so* e raramente presentano le caratteristiche di casualità nell'intero campione o all'interno di un sottogruppo.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

3 → Verifica della completezza dei dati

Origine dei dati *missing*

Non esiste alcun test statistico per verificare NMAR e spesso nessuna base per giudicare se i dati sono *missing* a livello *random* o a livello sistematico, mentre la maggior parte dei metodi che imputano valori *missing* richiedono valori *missing* prodotti casualmente.

Quando esistono ragioni per assumere un valori *non-random missing* (NMAR), il modello deve essere esplicitato ed incluso nell'analisi. Ciò può essere molto difficile e può l'adozione di assunti specifici.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

3 → Verifica della completezza dei dati

Strategie di gestione dei dati *missing*

Esistono tre metodi generali per gestire i dati *missing*:

a) Strategia passiva

b) Strategia singola attiva

c) Strategia di imputazione

La scelta tra le diverse strategie dipende dal tipo di ricerca e dal tipo di variabile coinvolta. Non vi è alcuna regola che dice che i dati *missing* debbano essere trattati nello stesso modo per tutte le variabili. Essi possono essere trattati come passivi per alcune variabili, come attivi (multipli o singoli) per altre.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

3 → Verifica della completezza dei dati

Strategie di gestione dei dati *missing*

a. Strategia passiva (*case deletion*)

I dati *missing* vengono ignorati; l'analisi viene effettuata esclusivamente sulle unità statistiche presenti (*complete case approach*). Esistono due diversi approcci passivi:

- *casewise deletion* o *listwise deletion*: secondo questa opzione vengono analizzati solamente quelle unitài che presentano dati per tutti gli IE considerati; quindi nel calcolare le correlazioni tra cinque IE vengono presi in considerazione solo quelle unità che non alcun dato *missing* nei cinque IE; nel caso in cui si utilizzino molti IE ciò può comportare una considerevole perdita di unità;
- *pairwise deletion*: secondo questa opzione vengono analizzate quelle unità che presentano dati *missing* per ciascuna coppia di IE considerati; quindi il calcolo delle correlazioni tra IE può essere effettuato su un numero diverso di unità per ciascun accoppiamento di IE; a differenza della precedente opzione l'insieme dei coefficienti di correlazione viene applicato utilizzando il maggior numero di unità possibile.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

3 → Verifica della completezza dei dati

Strategie di gestione dei dati *missing*

a. Strategia passiva (*case deletion*)

Ogni volta che è possibile, la prima opzione è preferibile; la seconda, infatti, va utilizzata solamente se la dimensione del campione è talmente piccola da rendere critico l'utilizzo di tutte le possibili osservazioni e quando il numero dei dati *missing* è casuale.

Tale approccio ignora possibili sistematiche differenze tra campioni completi e campioni incompleti e produce stime *unbiased* solamente se I casi esclusi rappresentano un sotto-campione casuale del campione originario (assunto MCAR).

Occorre inoltre tenere presente che, in generale, gli errori standard risulteranno più grandi in un campione ridotto a causa della perdita di informazioni.

Come regola generale, se una variabile ha più del 5% di valori *missing*, i casi non vengono esclusi (Little & Rubin, 2000).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

3 → Verifica della completezza dei dati

Strategie di gestione dei dati *missing*

b. Strategia singola attiva

I dati *missing* di una variabile sono raccolti in una sola categoria (*singola*) che viene gestita sullo stesso piano delle altre categorie della variabile (*attiva*).

Tale strategia consente di verificare se i valori mancanti si riferiscono ad osservazioni sistematicamente diverse da quelle complete e di studiare gli effetti delle differenze assunte tra unità complete e unità incomplete.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

3 → Verifica della completezza dei dati

Strategie di gestione dei dati *missing*

c. Strategia di imputazione

L'obiettivo in questo caso è quello di sostituire ciascun valore mancante con uno plausibile, stimato sulla base dei valori validi delle altre variabili e/o degli altri casi. Il ricercatore dovrebbe considerare in modo molto cauto l'uso dell'imputazione a causa del suo potenziale impatto sull'analisi dei dati.

L'imputazione può essere

1. singola
2. multipla

Copyright (c) 2006 F. Maggino

3 → Verifica della completezza dei dati

Strategie di gestione dei dati *missing*

c. Strategia di imputazione

Imputazione singola

L'imputazione singola è quella che attribuisce a ciascun dato mancante un unico valore determinato attraverso una tecnica. Si tratta del modo più comune di procedere e di gestire i dati mancanti.

Dato che l'attribuzione è realizzata secondo un unico procedimento, tale approccio ha il vantaggio di consentire l'analisi dei dati attraverso metodi di analisi standardizzati, dai più semplici ai più sofisticati.

Occorre però dire che tale approccio "funziona" meglio soprattutto quando il ricercatore ha una buona conoscenza della realtà rispetto alla quale sono stati raccolti i dati e che conseguentemente conosce bene i dati.

Il principale svantaggio è dato dal fatto che il singolo valore imputato non sempre riflette la variabilità campionaria dei dati reali.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

3 → Verifica della completezza dei dati

Strategie di gestione dei dati *missing*

c. Strategia di imputazione

Imputazione multipla

L'imputazione multipla è una strategia che consente di determinare, per ciascun valore *missing*, due o più valori accettabili, generati da diverse tecniche di imputazione. Al termine è possibile attribuire al valore mancante la media di tutti i valori individuati.

Dal punto di vista pratico, tale strategia prevede, ragionando in termini di matrici, di affiancare alla matrice di dati una nuova matrice "ausiliaria", in cui

- *r* rappresenta il numero di valori mancanti della matrice di dati e

- *m* il numero di possibili imputazioni individuate con *m* diverse tecniche.

Al termine del procedimento, la matrice dei dati sarà affiancata dalla matrice ausiliaria con una riga per ogni valore *missing* e *m* colonne per i diversi valori di imputazione individuati.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

3 → Verifica della completezza dei dati

Strategie di gestione dei dati *missing*

c. Strategia di imputazione

Imputazione multipla

Il principale vantaggio di questo approccio sta nella possibilità che dà di studiare, attraverso il confronto, le conseguenze dei diversi metodi di imputazione sulla distribuzione dei dati e quindi di gestire empiricamente l'incertezza della scelta del metodo di imputazione.

Dal punto di vista pratico, però, tale metodologia presenta lo svantaggio di essere molto più laboriosa rispetto a quella singola, dovuto anche alla presenza di un alto numero di *dataset* da gestire, ovvero

$$n * m = (numero \cdot di \cdot valori \cdot mancanti) * (numero \cdot di \cdot imputazioni \cdot multiple)$$

Copyright (c) 2006 F. Maggino

3 → Verifica della completezza dei dati

Strategie di gestione dei dati *missing*

c. Strategia di imputazione

Imputazione multipla

Per questo si consiglia di adottare tale approccio quando la proporzione dei valori mancanti non è eccessiva e quando il valore di *m* è relativamente modesto (in genere da 2 a 10).

In caso contrario il procedimento di imputazione multipla non è ritenuto pienamente soddisfacente. Infatti, non è conveniente avere una matrice ausiliaria di imputazioni più grande della matrice dei dati originaria.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

3 → Verifica della completezza dei dati

Strategie di gestione dei dati *missing*

c. Strategia di imputazione

Osservazioni

In generale è noto che

- l'imputazione singola sottostima la varianza, in quanto riflette parzialmente l'incertezza di imputazione;
- l'imputazione multipla, può affrontare in maniera più efficace l'incertezza dovuta all'imputazione.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

3 → Verifica della completezza dei dati

Strategie di gestione dei dati *missing*

c. Strategia di imputazione

Osservazioni

E' comunque molto importante utilizzare l'imputazione con molta accortezza anche per la possibilità che i dati influenzino il tipo di imputazione.

Secondo Dempster e Rubin (1983), l'idea di imputazione - se pure seducente – è pericolosa. E' seducente in quanto consente di rassicurarsi nella piacevole illusione che i dati siano alla fine realmente completi, ed è pericolosa in quanto illude che il problema si presenti in forma minore quando inserito nel "mucchio" e che quindi può essere legittimamente gestito in questo modo.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

3 → Verifica della completezza dei dati

Tecniche di imputazione

Secondo alcuni autori (Rubin, 1987) per procedere all'imputazione i dati mancanti e per gestire i problemi che ne possono derivare, si richiede una tecnica che abbia le seguenti capacità:

- consentire l'utilizzo di metodi standard,
- essere in grado di produrre
  - inferenze che siano adeguate rispetto alle differenze tra unità complete e unità incomplete,
  - errori standard che riflettano la dimensione del campione e l'adattamento rispetto alle differenze osservate tra unità complete e incomplete.

Nella pratica non sempre le diverse tecniche consentono di rispondere a tali requisiti.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

3 → Verifica della completezza dei dati

Tecniche di imputazione

In generale, nessuna tecnica di imputazione è libera da assunti; questo vuol dire che i risultati dell'imputazione dovrebbero essere verificati relativamente alle loro proprietà statistiche (distributive) e alla loro significatività euristica (ammissione di valori negativi imputati).

Nel caso in cui non sia possibile risalire alla informazione persa direttamente (situazione ideale e il più delle volte irrealizzabile) o indirettamente (deducendola dal contesto delle altre informazioni disponibili sul caso particolare) il valore *missing* può essere sostituito in uno dei seguenti modi:

Copyright (c) 2006 F. Maggino

3 → Verifica della completezza dei dati

Tecniche di imputazione

- <u>**Identificazione di un valore**</u> corrispondente ad uno
  - a caso tra quelli possibili per quella variabile;
  - intermedio del *range* della variabile;
  - attribuendo un valore corrispondente al valore centrale (media/mediana) registrato dalla variabile interessata nella rilevazione in corso o in rilevazioni effettuate in precedenti studi (in questo caso le osservazioni dovrebbero essere tra loro omogenee); tale approccio produce una distribuzione distorta dei valori in quanto tutti i valori mancanti di una variabile vengono sostituiti da valori costanti;
  - attribuendo un valore centrale (media/mediana) della distribuzione dei valori registrati dallo stesso caso per le altre variabili; in questo caso, le variabili dovrebbero rappresentare un'unica dimensione;
  - ottenuto attraverso l'applicazione di tecniche di regressioni basate sulle altre variabili (eccetto quella interessata).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

3 → Verifica della completezza dei dati

Tecniche di imputazione

- **Tecnica *hot-deck***: si identifica (con tecniche di *clustering*) il caso o i casi più simili ("donatori") a quello con il dato mancante, secondo questo approccio il nuovo valore può essere definito individuando prima la "tipologia" o la "forma" del caso in questione (*profilo*) e successivamente i casi (con misurazioni complete) che presentano lo stesso profilo; a questo punto si applica un'analisi di regressione che consenta di prevedere il valore mancante a partire dai valori presenti per le stesse variabili nei casi che presentano lo stesso profilo; le imputazioni prodotte possono anche assumere valori che vanno oltre il *range* considerato valido; con questa tecnica si assume che la variabile con i dati mancanti ha correlazioni consistenti con le altre variabili; nel caso in cui non fosse possibile soddisfare tale assunto, è meglio utilizzare altre tecniche di imputazione.
- **Tecnica *cold-deck***: come la precedente con la differenza che i "donatori" vengono identificati in un gruppo diverso da quello in questione.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

3 → Verifica della completezza dei dati

Tecniche di imputazione

- **Tecniche basate su stime di *massima verosimiglianza***: uno di tali approcci è basato su un algoritmo iterativo (*expectation-maximisation*) che dopo aver imputato un valore centrale (E-*step*), successivamente (M-*step*) si ricalcolano più volte i parametri (medie, deviazioni standard, ecc.) fino ad una loro stabilizzazione (convergenza). Tale procedura può produrre errori anche notevoli quando nel gruppo osservato sono presenti più popolazioni statistiche.
- **Tecniche basate su altri approcci** (catene *Markov* o algoritmi basati sull'approccio *Monte Carlo*, per imputazioni multiple).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

3 → Verifica della completezza dei dati

Tecniche di imputazione

Molti degli approcci presentati (come quello basato sulla regressione) hanno lo svantaggio di rafforzare le relazioni preesistenti (e di attenuare la varianza della distribuzione.

Nel tentativo di risolvere il precedente problema alcuni ricercatori aggiungono un valore determinato casualmente (detto “residuo”) al valore ottenuto con l'equazione di regressione (sostituzione *stocastica*); il residuo da aggiungere può essere ottenuto utilizzando un residuo selezionato da un caso selezionato in modo completamente casuale o estratto da una distribuzione teorica di residui; l'obiettivo di questo procedimento è quello di ottenere valori attribuiti simili a quelli realmente osservati.

Cercando di massimizzare le caratteristiche positive delle diverse tecniche, si può dire che è molto importante basare il calcolo del dato mancante sui soli dati appartenenti alla stessa popolazione statistica e sui soli dati "prossimi"; si può quindi pensare di proporre un procedimento di questo tipo:

Copyright (c) 2006 F. Maggino

3 → Verifica della completezza dei dati

Tecniche di imputazione

1. Standardizzazione delle variabili.
2. Definizione di prossimità.
3. Calcolo delle correlazioni tra le variabili disponibili.
4. Selezione delle variabili da considerare nel profilo tra quelle con correlazioni significative.
5. Definizione dei profili individuali sulla base delle variabili selezionate.
6. Calcolo del coefficiente di prossimità tra profili.
7. Distribuzioni di frequenza delle distanze e individuazione dei casi con distanze piccole (intendendo per *piccole* il primo decile della distribuzione).
8. Calcolo dei dati mancanti mediante regressione polinomiale sui dati disponibili.
9. Iterazione del punto 8, includendo tra i valori sui quali effettuare la regressione, anche quello stimato per il valore mancante. Definizione di un criterio che consenta di bloccare il procedimento iterativo.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

3 → Verifica della completezza dei dati

Tecniche di imputazione

La correttezza di questa procedura può essere verificata attraverso uno studio esplorativo basato su una matrice completa in cui alcuni dati a turno sono considerati mancanti. Tale studio consente di ricalcolare ognuno di questi dati e di confrontare il risultato con il dato simulato come mancante, secondo il seguente procedimento:

- esclusione a turno di un dato in ciascuna riga,
- applicazione del procedimento precedentemente presentato,
- confronto tra dato calcolato e dato "reale",
- verifica della bontà della stima del dato mancante attraverso *ANOVA* o *t* di Student.

Come si è potuto notare il trattamento dei dati mancanti non è né facile né veloce; è questo uno dei motivi per cui esiste una certa diffidenza, da parte dei ricercatori, verso qualsiasi procedimento di imputazione.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

3 → Verifica della completezza dei dati

Dopo la fase 3 il ricercatore dovrebbe avere …

- ✓ un dataset quanto più completo possibile (relativamente alla presenza di valori *missing)*;
- ✓ esplorato l'impatto dell'imputazione sull'indicatore composito e verificato l'affidabilità di ciascun valore imputato al fine di documentare ed esplicitare la procedura di imputazione e i risultati ottenuti.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4. Analisi preliminare degli indicatori elementari

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

Analysing the underlying structure of the data is still an art …

E' molto importante, prima di procedere alla costruzione di un indicatore composito:

- investigare la struttura sottostante gli indicatori;
- verificare il bilanciamento degli indicatori elementari e la dimensionalità del fenomeno così come è stato ipotizzato e misurato dagli indicatori elementari, (la verifica della dimensionalità consente di verificare la possibilità di sintetizzare le informazioni che insieme misurano un fenomeno complesso al fine di evitare sovrapposizioni e ridondanze);
- valutare e suggerire successive scelte metodologiche - per esempio, la individuazione dei pesi e dei metodi di aggregazione durante la fase di costruzione dell'indicatore composito;
- verificare e valutare l'idoneità e l'appropriatezza degli indicatori elementari identificati nel descrivere il fenomeno in esame e che si intende descrivere attraverso l'indicatore composito.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

Per questa fase è possibile utilizzare le seguenti procedure:

a. **analisi della correlazione,**
b. **analisi fattoriale**, per analizzare e verificare la struttura ipotizzata e sottostante gli indicatori (analisi della struttura latente),
c. **analisi delle componenti principali**, per verificare la struttura dimensionale e consentire di procedere alla sintesi e alla aggregazione,
d. ***multidimensional scaling***, per verificare la dimensionalità sottostante,
e. **analisi dei cluster**, per raggruppare le unità in termini di somiglianza rispetto ai diversi indicatori e creare tipologie (indicatori tipologici),
f. **procedure di analisi miste**,
g. **analisi per la selezione dei migliori indicatori di performance.**

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

a. Analisi della Correlazione

La prima e più semplice analisi da effettuare è quella finalizzata all'osservazione dei livelli di correlazione tra indicatori elementari; tale analisi consente di fare le prime valutazioni sulla possibile presenza di strutture particolari tra gli indicatori elementari e di rilevare eventuali ridondanze soprattutto in vista dell'aggregazione. Infatti, come vedremo, aggregare indicatori che registrano alti livelli di correlazione può introdurre un *bias* sull'indicatore di sintesi, prodotto dalla collinearità (*double counting*).

D'altra parte occorre dire che esiste quasi sempre una relazione tra le diverse misure presenti all'interno della stessa aggregazione che misura uno stesso fenomeno.

In questi casi può essere utile definire un valore limite al di sopra del quale una correlazione può essere considerata sintomo di *double counting*. Tali limiti non possono però essere definiti a livello statistico sia perché la statistica non ha regole in proposito sia perché, se i pesi devono riflette il contributo di ciascun indicatore elementare nel misurare il fenomeno descritto dall'indicatore composito, la decisione non è comunque statistica.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

a. Analisi della Correlazione

In generale è utile selezionare solo quegli indicatori elementari che registrano un basso livello di correlazione oppure definire, in fase successiva, pesi differenziati (pesi minori per gli indicatori correlati – v. oltre).

Secondo altri (soprattutto nell'ambito del *Multicriteria Decision Analysis*) tale problema non va corretto in quanto riflette una caratteristica non compensabile del problema.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

b. Analisi Fattoriale

L'analisi dei Fattori Comuni ha avuto origine in psicologia sperimentale come insieme di concetti che definiscono un particolare *modello di misurazione*, detto *fattoriale*. Alla base di tale modello vi è l'ipotesi secondo la quale esistono concetti ipotetici, quali l'intelligenza, la qualità della vita, ecc., non osservabili e misurabili direttamente, e che quindi rappresentano *fattori* o *dimensioni latenti*, misurati attraverso una o più variabili rilevate a loro volta tramite misure multiple. L'applicazione del modello, riducendo la complessità, consente di chiarire e verificare definizioni teoriche costituendo in questo senso uno strumento di verifica del significato di una o più variabili complesse (valore euristico).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

b. Analisi Fattoriale

Successivamente alla sua nascita, il modello fattoriale non solo è stato generalizzato e applicato nei campi più disparati ma ha prodotto un insieme di procedimenti che, studiati per verificare il modello, sono utilizzati come strumento generale di analisi statistica conosciuto con il termine di *Analisi Fattoriale* (*Factor Analysis*, FA): questa rappresenta un insieme di metodi e tecniche statistiche e di procedure matematiche il cui comune obiettivo è quello di semplificare modelli interpretativi (per esempio dare risposte a domande del tipo *quali sono le cause dell'insuccesso scolastico*) attraverso l'analisi e la rappresentazione contemporanea di molte variabili per verificarne la struttura sottostante (anche in termini di dimensionalità) attraverso l'esame delle interrelazioni.

Nell'ambito della creazione di indicatori compositi, l'analisi fattoriale può essere utile quando si vuole stimare (pur se per differenza) la varianza unica (varianza che comprende anche l'errore di misurazione); infatti, l'applicazione del modello delle componenti principali applicato in questi casi produce combinazioni lineari, affette da errori di misurazione non valutabili.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

c. Analisi delle Componenti Principali
(*Principal Component Analysis*, PCA)

Ha l'obiettivo di rilevare come ciascuno degli indicatori elementari cambia in relazione a tutte gli altri e quanto sono tra loro associati. Tale obiettivo viene raggiunto trasformando gli indicatori correlati in un nuovo insieme di variabili (dette *componenti*) tra loro non correlate utilizzando la matrice di covarianza o la sua corrispondente standardizzata matrice di correlazione.

In altre parole, tale metodo - concepito da Pearson all'inizio del 900) e poi sviluppato da Hotelling (negli anni 30) - è quello di individuare, in un insieme di variabili tra loro correlate, poche nuove variabili sintetiche dette *componenti*, tra loro non correlate, ottenute come combinazione lineare delle variabili di partenza; le componenti offrono una sintesi il più possibile fedele ai dati originari (v. Attrezzi)

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

c. Analisi delle Componenti Principali
(*Principal Component Analysis*, PCA)

Una componente può essere interpretata anche come la *retta che meglio si adatta ad un sistema di punti in uno spazio*; tale retta componente indica la migliore *associazione*, a differenza della retta di regressione, che indica la migliore *predizione*.

L'identificazione delle componenti avviene attraverso la decomposizione della matrice di correlazione tra le variabili considerate.

Le componenti, ottenute in modo da ridurre significativamente e fedelmente la variabilità complessiva della matrice iniziale, risultano di maggiore e più semplice interpretazione e possono essere utilizzate per misurare i casi in sostituzione delle variabili originarie.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

c. Analisi delle Componenti Principali

(*Principal Component Analysis*, PCA)

La definizione del metodo delle componenti principali ha consentito di introdurre alcuni dei concetti, degli strumenti e delle statistiche fondamentali utilizzati dai principali metodi multidimensionali; ciò ha reso tale metodo uno degli approcci fondamentali all'analisi multidimensionale.

Anche se gli assunti base sono piuttosto semplici, la soluzione matematica delle componenti principali è piuttosto complessa e richiede una certa familiarità con l'algebra delle matrici.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

c. Analisi delle Componenti Principali

(*Principal Component Analysis*, PCA)

Confronto tra FA e PCA

L'analisi delle Componenti Principali viene spesso considerata simile alla Analisi Fattoriale ma in realtà hanno alla base strutture concettuali molto diverse. In particolare:

Componenti Principali:

- Non verifica statisticamente un modello (ovvero non vengono ipotizzati fattori latenti) ma semplicemente decompone la matrice di correlazione con l'obiettivo di ridurre la dimensionalità dell'insieme di variabili che in un numero piccolo di combinazioni lineari (dette *componenti*).
- L'obiettivo non è quindi quello di spiegare le correlazioni tra le variabili, ma di spiegare più varianza possibile senza distinguere tra varianza comune e varianza unica.
- Si ipotizza che il numero delle componenti è uguale al numero delle variabili.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

c. Analisi delle Componenti Principali

(*Principal Component Analysis*, PCA)

Confronto tra FA e PCA

L'analisi delle Componenti Principali viene spesso considerata simile alla Analisi Fattoriale ma in realtà hanno alla base strutture concettuali molto diverse. In particolare:

Fattori Comuni:

- Il modello sottostante assume che la varianza totale di ciascun indicatore può essere distinta in varianza comune e varianza unica (specificità e errore).
- L'obiettivo è quello di spiegare della varianza comune di ciascun indicatore (comunanza).
- Il principale assunto di tale modello è quello che definisce *ciascuna variabile come combinazione lineare di fattori comuni non osservabili e di fattori unici*.
- Il numero dei fattori comuni è inferiore al numero delle variabili.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

d. Multidimensional Scaling
(MDS)

L'obiettivo del *Multidimensional Scaling* (*MDS*) (v. Attrezzi) è quello di creare una rappresentazione geometrica multidimensionale (*mappa*) degli indicatori.

Il procedimento utilizza una matrice simmetrica delle somiglianze – che esprimono le relazioni esistenti tra i *K* indicatori utilizzando – al fine di determinare le distanze tra gli indicatori.

Ciò consente di rappresentare, attraverso grafici a due dimensioni, le relazioni anche complesse tra gli indicatori.

L'*output* di tale procedura consiste proprio in una rappresentazione spaziale espressa da una *configurazione geometrica di punti*, come in una mappa, che dovrebbe rendere i dati di più semplice comprensione. Ciascun punto nella configurazione riflette la struttura non nota dei dati.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

d. Multidimensional Scaling
(MDS)

Per realizzare ciò occorre assumere tre modelli: delle prossimità, spaziale e delle distanze. Tali modelli possono in qualche modo essere considerati tra loro indipendenti; in altre parole, un particolare modello spaziale può essere combinato con uno dei diversi modelli delle distanze. Per questo motivo è possibile individuare diversi approcci al *MDS*, che si distinguono tra loro per:

- tipo di prossimità osservata (tipologia della matrice di input),
- tipo di modello di distanze e di misura del livello di adattamento tra prossimità e distanze,
- tipo di modello spaziale (per esempio, possibilità di rotazione degli assi della configurazione finale),
- l'*output* prodotto dall'analisi.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

e. Analisi dei Cluster
(*Cluster Analysis*, CA)

Sotto il nome di *cluster analysis* (v. Attrezzi) rientra una serie di algoritmi utilizzati per classificare oggetti (individui, paesi, …). La classificazione ha l'obiettivo di ridurre la complessità degli oggetti e viene esplorata sulla base delle somiglianze/dissomiglianze tra i casi.

Il risultato che si ottiene è rappresentato da un insieme di *cluster* ottenuti in modo tale che i casi all'interno di un *cluster* risultino essere più simili tra loro che con gli altri casi appartenenti agli altri *cluster*.

La *cluster analysis* viene applicata ad una grande varietà di problemi di ricerca, dalla medicina alla psichiatria alla archeologia.

In generale, la *cluster analysis* è di grande utilità ogni volta emerga il bisogno di classificare una grande quantità di informazioni in gruppi significativi e interpretabili o di scoprire somiglianze tra oggetti.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

e. Analisi dei Cluster
(*Cluster Analysis*, CA)

In questo contesto, l'analisi dei *cluster* può essere utile per:

a) un metodo per aggregare indicatori,

b) uno strumento diagnostico per valutare l'impatto delle scelte metodologiche fatte durante lo sviluppo dell'indicatore composito,

c) diffondere l'informazione sull'indicatore composito, senza perdere informazioni riguardanti la dimensionalità degli indicatori elementari,

d) selezionare le unità simile ai fini di imputazione.

Nella *cluster analysis* è possibile distinguere tre diversi approcci:

- soluzione gerarchica
- soluzione non gerarchica
- soluzione additiva

N.B. Nel creazione dei gruppi occorre definire due tipi di valori di prossimità tra unità e tra gruppi.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

e. Analisi dei Cluster
(*Cluster Analysis*, CA)

Soluzione gerarchica

I gruppi sono individuati in fasi successive secondo livelli ordinati; alla fine di tale procedimento si ottiene una successione di raggruppamenti sempre meno differenziati ottenendo così una struttura di tipo piramidale; in pratica è possibile distinguere due diverse logiche gerarchiche:

- a partire da *n* gruppi composti da una sola unità si giunge, attraverso successive aggregazioni delle unità o dei gruppi più simili tra loro, alla formazione di un unico gruppo formato da *n* unità (*aggregazione gerarchica ascendente*); l'applicazione di tale logica richiede la definizione di *tecniche agglomerative*;
- a partire da un unico gruppo composto da *n* elementi, si arriva alla individuazione di *n* gruppi (*aggregazione gerarchica discendente*); l'applicazione di tale logica richiede la definizione di *tecniche divisive*.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

e. Analisi dei Cluster
(*Cluster Analysis*, CA)

Soluzione gerarchica

La rappresentazione dell'intero procedimento giunge a descrivere un "albero di aggregazione"; tale albero consente al ricercatore di individuare a quale livello del procedimento si è raggiunta l'aggregazione più significativa. Questa strategia non richiede la definizione preventiva del numero di gruppi da ottenere.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

e. Analisi dei Cluster
(*Cluster Analysis*, CA)

Soluzione non gerarchica

i gruppi sono individuati aggregando gli elementi in un numero prestabilito di *cluster* ottimizzando una funzione, detta *obiettivo* o *criterio*, che prende in considerazione le distanze tra i gruppi e/o tra le unità all'interno dei gruppi; si procede iterativamente prima identificando r gruppi (con $r < n$ e determinato a priori) in maniera casuale; successivamente si effettuano spostamenti delle unità tra i gruppi al fine di ottimizzare il criterio, ad esempio rendere massima la distanza tra i gruppi o minima quella tra le unità all'interno degli stessi. Naturalmente questa strategia richiede la definizione preventiva del numero di gruppi da ottenere.

Soluzione additiva

Tecniche note con il termine *Additive Trees*, che utilizzano tecniche grafiche di rappresentazione in cui le distanze dei "rami" riflettono le somiglianze tra gli oggetti.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

f. Analisi miste

Tandem Analysis

Si parla di *Tandem Analysis* quando si utilizzano in combinazione l'Analisi delle Componenti Principali e di seguito un algoritmo di *clustering* sui punteggi ottenuti sulle componenti osservate.

E' però importante prestare molta attenzione nell'utilizzare l'Analisi delle Componenti Principali in quanto possono identificare dimensioni che non necessariamente contribuiscono a rilevare la struttura dei cluster nei dati e potrebbero nascondere importanti informazioni tassonomiche.

La *Cluster Analysis* può essere combinata anche con il *MultiDimensional Scaling* (MDS) con l'obiettivo di ricercare una rappresentazione in poche dimensioni.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

f. Analisi miste

Factorial k-means Analysis

La *Factorial k-means Analysis* è simile alla *tandem analysis*: essa combina l'Analisi delle Componenti Principali con la *Cluster Analysis* non gerarchica (*k-means*). Si procede così ad un adattamento simultaneo di un modello discreto di *clustering* e di un metodo fattoriale continuo per identificare la migliore partizione degli oggetti, descritti attraverso le migliori combinazioni ortogonali lineari delle variabili (fattori) secondo il criterio dei minimi quadrati.

Tale approccio presenta molte potenzialità in quanto consente di raggiungere un doppio obbiettivo: riduzione dei dati e sintesi, simultaneamente nella direzione dei casi e delle variabili. Attraverso un veloce algoritmo (*alternating least-squares*) è possibile estendere l'applicazione di tale metodo ad ampi dataset.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

g. analisi per la selezione dei migliori indicatori di performance

Nel caso in cui si voglia selezionare tra gli indicatori elementari individuati quelli che meglio discriminano tra i casi in termini di performance, è possibile applicare un particolare approccio di analisi che si richiama alla **teoria del tratto latente** e in particolare all'***Item Response Theory***.(Maggino, 2004)

Formalmente tale approccio attribuisce la variazione nei valori rilevati negli indicatori elementari a parametri che riguardano sia gli indicatori stessi che i casi; in questo senso i valori registrati individualmente costituiscono un indicatore della relazione tra indicatore elementare e caso, in quanto ciascuno di essi è frutto della posizione rispetto alla caratteristica misurata sia dell'item che del soggetto. Quindi il valore positivo o negativo registrato dal caso rispetto ad un particolare indicatore dipende sia dalle caratteristiche del caso che da quelle riflesse dall'indicatore (difficoltà, capacità discriminante).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

g. analisi per la selezione dei migliori indicatori di performance

In altre parole, secondo la *teoria del tratto latente*, la 'performance' registrata è funzione della posizione del caso lungo il continuum del tratto misurato, delle caratteristiche dell'indicatore e dell'errore casuale.

L'obiettivo è quello di stimare tale **funzione**, assumendo l'indipendenza locale (la 'performance' di un caso rispetto ad un item è statisticamente indipendente ed è spiegabile solo in funzione delle caratteristiche individuali).

Gli **assunti** alla base di tale approccio sono **tre**:

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

g. analisi per la selezione dei migliori indicatori di performance

1. **Unidimensionalità**: si assume che la performance di un caso relativamente ad un indicatore sia determinata e possa essere spiegata da una sola componente, da un solo fattore unico dominante chiamato *tratto latente*; gli indicatori elementari individuati devono misurare solo tale caratteristica. Come sappiamo tale assunto può essere solo in parte verificato statisticamente.
2. **Indipendenza locale**: tenuto costante il valore del tratto latente che influenza la performance, i valori registrati per ciascun caso sono tra loro statisticamente indipendenti e sono spiegabili solo in funzione delle caratteristiche individuali. La dimensione misurata costituisce lo *spazio completo latente* (*complete latent space*). Quando l'assunto di unidimensionalità è soddisfatto, tale spazio riguarda una sola capacità.

N.B. Gli assunti di *unidimensionalità* e di *indipendenza locale* sono molto collegati tra loro, infatti se il primo risulta valido, lo sarà conseguentemente anche il secondo: identificato uno spazio latente completo, che influenza le risposte, è soddisfatto l'assunto di indipendenza locale.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

g. analisi per la selezione dei migliori indicatori di performance

3. **Funzione caratteristica dell'indicatore elementare:** riguarda la relazione tra il tratto latente (variabile non direttamente osservabile) e l'indicatore elementare (variabile realmente osservabile): maggiore è il valore del tratto latente, maggiore è la probabilità di performance positiva. La relazione tra valore osservato e dimensione latente crescente può essere descritta da una funzione monotona, secondo la quale all'aumentare del livello di una data caratteristica, aumenta la probabilità di performance positiva relativamente ad un certo indicatore; è quindi possibile affermare che *la probabilità di un caso di avere una performance positiva per un certo indicatore dipende dalle caratteristiche del caso e dalle caratteristiche dell'indicatore*. La probabilità di dare ottenere una performance positiva in funzione del valore individuale del tratto latente per ciascun indicatore è definita da una funzione matematica (*Item Characteristic Function*, *ICF*) e rappresentata da una curva (*Item Operating Characteristics* o *Item Characteristic Curve*, *ICC*). Tali funzioni trovano diverse formulazioni a seconda dei parametri definiti e che possono interpretati in termini di pesi da attribuire a ciascun indicatori:

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

g. analisi per la selezione dei migliori indicatori di performance

Funzione con un parametro: l'unico parametro che influenza la performance dell'unità è la difficoltà dell'indicatore (b_i), ovvero la posizione che l'indicatore occupa lungo il continuum della caratteristica misurata. La *ICF* è la seguente:

$$P_i(d) = \frac{e^{d-b_i}}{1+e^{d-b_i}}$$

dove

$P_i\ (d)$	probabilità del caso *c* con "capacità" *d* di avere una performance positiva per l'indicatore *i*
e	numero trascendente (come il *p-greco*) il cui valore è 2.718 (corretto ai tre decimali)
d	parametro di "capacità" del caso (*c*)
b_i	parametro di difficoltà dell'indicatore *i*

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

g. analisi per la selezione dei migliori indicatori di performance

Il parametro b_i può essere interpretato come indicatore della posizione dell'indicatore in relazione alla scala della caratteristica misurata (punto di tale scala dove la probabilità di avere una performance positiva è 0.5; maggiore è il valore del parametro b_i, maggiore è il livello di capacità richiesto ad un caso per aver una possibilità del 50% di avere una performance positiva, maggiore è la difficoltà dell'indicatore.

In genere, quando i valori di capacità dei casi sono standardizzati, i valori di *bi* variano da -2.0 a +2.0. Di seguito sono presentati alcuni esempi di *ICC* per il modello con un parametro (lateralmente sono riportati i relativi valori del parametro).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

g. analisi per la selezione dei migliori indicatori di performance

Funzione con due parametri: i parametri che influenzano la performance dell'unità sono la difficoltà (b_i) e la capacità discriminante (a_i) dell'indicatore; il secondo parametro è proporzionale alla pendenza della *ICC* nel punto della scala di capacità ovvero la posizione che l'indicatore occupa lungo il continuum della caratteristica misurata. La *ICF* è la seguente:

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

g. analisi per la selezione dei migliori indicatori di performance

$$P_i(d) = \frac{e^{Da_i(d-b_i)}}{1+e^{Da_i(d-b_i)}}$$

dove

$P_i(d)$	probabilità del caso *c* con "capacità" *d* di avere una performance positiva per l'indicatore *i*
e	numero trascendente (come il *p-greco*) il cui valore è 2.718 (corretto ai tre decimali)
d	parametro di "capacità" del caso (*c*)
b_i	parametro di difficoltà dell'indicatore *i*
a_i	*parametro di discriminazione dell'item i*
D	*fattore di scaling che avvicina la funzione logistica a quella normale*

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

g. analisi per la selezione dei migliori indicatori di performance

In teoria il parametro di discriminazione dell'item è definito su una scala che va da $\pm\infty$ ma in pratica difficilmente supera 2.0; valori di a_i

- molto bassi definiscono *ICC* per le quali la capacità aumenta gradualmente

- molto alti definiscono *ICC* con le pendenze maggiori corrispondenti ad indicatori più utili a discriminare i casi in punti diversi del continuum di capacità.

Di seguito sono presentati alcuni esempi di *ICC* per il modello con due parametri:

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

g. analisi per la selezione dei migliori indicatori di performance

Funzione con due parametri: i parametri che influenzano la performance dell'unità sono la difficoltà (b_i), la capacità discriminante (a_i) dell'indicatore e la possibilità dei casi con bassa capacità di avere una performance positiva (c_i); il secondo parametro è proporzionale alla pendenza della *ICC* nel punto della scala di capacità ovvero la posizione che l'indicatore occupa lungo il continuum della caratteristica misurata. La *ICF* è la seguente:

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

g. analisi per la selezione dei migliori indicatori di performance

$$P_i(d) = c_i + (1 - c_i)\frac{e^{Da_i(d-b_i)}}{1+e^{Da_i(d-b_i)}}$$

dove

P_i *(d)*	probabilità del caso *c* con capacità *d* di avere una performance positiva per l'indicatore *i*
e	numero trascendente (come il *p-greco*) il cui valore è 2.718 (corretto ai tre decimali)
d	parametro di "capacità" del caso (*c*)
a_i	*parametro di discriminazione dell'item i*
b_i	parametro di difficoltà dell'indicatore *i*
c_i	*parametro del livello pseudo-casuale*
D	*fattore di scaling che avvicina la funzione logistica a quella normale*

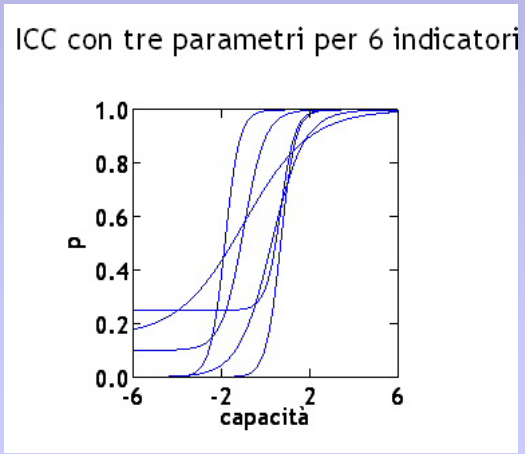
Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

g. analisi per la selezione dei migliori indicatori di performance

Il confronto tra le diverse ICC corrispondenti ai diversi indicatori consente di evidenziare il ruolo dei diversi parametri:

- parametro di difficoltà: le *ICC* degli indicatori più difficili sono posizionate sull'estremo più alto della scala di capacità;
- parametro di discriminazione: le *ICC* degli indicatori con maggiore capacità discriminante sono quelle più "ripide";
- parametro di casualità: le *ICC* degli indicatori che danno maggiore possibilità di ottenere una performance positiva pur con bassa capacità, iniziano da un valore diverso da 0.



Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

g. analisi per la selezione dei migliori indicatori di performance

Stima dei parametri

La situazione più comune è quella in cui devono essere stimati sia i parametri degli indicatori che la capacità di ciascun caso; in questo caso è necessario prendere in considerazione simultaneamente tutte le performance ottenute per tutti gli indicatori di tutti i casi.

La strategia di stima adottata è quella che identifica i valori dei parametri che producono la migliore curva di adattamento. Tale problema è simile a quello che viene affrontato nell'ambito dell'analisi di regressione: i parametri che caratterizzano il modello di regressione (coefficienti di regressione) devono essere stimati a partire dai dati osservati; in tale sede il criterio che consente di definire il migliore adattamento, come sappiamo, è quello dei minimi quadrati.

In questo caso, a differenza di quelli di regressione, non è possibile utilizzare tale criterio in quanto siamo davanti a modelli non lineari e non disponiamo dei valori osservabili per la variabile indipendente (*d* non è infatti osservabile direttamente). Per questo si utilizza principalmente l'approccio di stima basato sulla *massima verosimiglianza*.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

g. analisi per la selezione dei migliori indicatori di performance

Stima dei parametri

Il metodo di *stima di massima verosimiglianza* (*Maximum Likelihood Estimation*, *MLE*) si basa su una serie di approssimazioni successive ai valori incogniti dei veri parametri. A differenza del metodo dei minimi quadrati comuni, che valuta la *bontà di adattamento* ai dati del modello calcolando la somma delle differenze al quadrato tra i valori predetti e quelli osservati, il metodo di *massima verosimiglianza* calcola la probabilità di osservare ciascun possibile valore, assumendo che un dato parametro sia vero. Il parametro che risulta associato alla probabilità più alta costituisce la stima di *massima verosimiglianza*.

A tale metodo non sono associate formule simili a quelle utilizzate per la stima dei minimi quadrati ma algoritmi che consentono di esaminare in modo iterativo più parametri fino a quando non viene identificato quello migliore.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

g. analisi per la selezione dei migliori indicatori di performance

Stima dei parametri

Nella prima fase si stabiliscono delle stime iniziali dei parametri; una serie di iterazioni produce in successione nuove stime e le confronta con quelle precedenti; le iterazioni continuano fino a quando le stime ottenute nel ciclo appena concluso differiscono da quelle ottenute nel precedente di una quantità inferiore a uno certo valore stabilito. Le distribuzioni campionarie delle stime di massima verosimiglianza sono note solo nel caso di grandi campioni quando sono normali.

Una delle procedure che consente di fare ciò è la *stima congiunta della massima verosimiglianza* (*joint maximum likelihood estimation*) che viene eseguita in due fasi (*stage*):

1ª fase	○ scelta dei valori iniziali per il parametro di capacità per ciascun caso: $\log_n$ *(numero di performance positive / numero di performance negative)* ○ standardizzazione di tali valori per eliminare l'indeterminatezza; ○ stima dei parametri dell'indicatore, considerando noti i valori di capacità;
2ª fase	○ stima dei parametri di capacità, considerando noti i valori di dei parametri dell'indicatore.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

g. analisi per la selezione dei migliori indicatori di performance

Stima dei parametri

Di seguito vediamo sinteticamente il procedimento per la stima dei parametri nel caso di applicazione del modello più semplice, con un solo parametro:

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

g. analisi per la selezione dei migliori indicatori di performance

Stima dei parametri per il modello con un solo parametro

STIMA DEI PARAMETRI NELL'APPROCCIO LOGISTICO CON UN PARAMETRO

⇓

Stima dei valori dei parametri che producono la migliore curva che descrive la probabilità per un caso di rilevare una performance positiva ad un IE:

⇓

Si escludono dall'analisi:

- casi che hanno ottenuto i punteggi massimi e minimi
- IE che hanno registrato performance costanti

1. capacità del caso (d, posizione del caso j sul continuum): rapporto tra:
   - *numero di esiti positive* (x_j)
   - *numero di esiti negativi* $(n - x_j)$

   fornite dal caso j a tutti gli IE

$$d_j = \frac{x_j}{n - x_j}$$

2. difficoltà dell'IE (b, posizione dell'IE i sul continuum): rapporto tra:
   - numero di esiti negativi $(N - y_i)$
   - numero di esiti positivi (y_i)

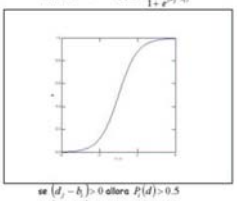
   fornite dall'IE i per tutti i casi

$$b_i = \frac{N - y_i}{y_i}$$

quanto maggiore è la differenza tra *capacità-caso* e *difficoltà-IE* tanto maggiore è lo scarto quadrato che indica l'inaccettabilità di un esito negativo (con $d_j > b_i$) o un esito positivo (con $d_j < b_i$)

3. probabilità di esito:
   (capacità del caso j) - (difficoltà dell'IE i)

Modello → $P_i(d) = \frac{e^{[d_j - b_i]}}{1 + e^{[d_j - b_i]}}$



se $(d_j - b_i) > 0$ allora $P_i(d) > 0.5$

se $(d_j - b_i) < 0$ allora $P_i(d) < 0.5$

se $(d_j - b_i) = 0$ allora $P_i(d) = 0.5$

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

g. analisi per la selezione dei migliori indicatori di performance

Stima dei parametri per il modello con un solo parametro

4. trasformazione di capacità e difficoltà su stessa unità di misura:
   unica scala lineare per d_j e b_i → trasformazione logaritmica
   ↓

LOGIT

- della capacità del caso = *logit correct* = $\log_m(d_j) = \delta_j$
- della difficoltà dell'IE = *logit incorrect* = $\log_n(b_i) = \beta_i$

↓

Valori in teoria: da $-\infty$ a $+\infty$
in pratica: da −4 a +4

- i valori negativi di capacità indicano casi con basse performance
- i valori negativi di difficoltà indicano IE "facili"

↓

Modello → $P_i(d) = \dfrac{e^{(\delta_j - \beta_i)}}{1 + e^{(\delta_j - \beta_i)}}$

5. errori standard → indici di *non-affidabilità*

a. errore standard della capacità del caso:

$$E(d_j) = X\left[\frac{n}{x_j}(n - x_j)\right]^{1/2}$$

b. errore standard della difficoltà dell'IE:

$$E(b_i) = Y\left[\frac{N}{y_i}(N - y_i)\right]^{1/2}$$

$E(b_i)$:

- dipende dalle capacità dei casi
- valore soglia = 0.25
- se $E(b_i) > 0.25$ → IE sospetto

dove

n	numero di IE
N	numero di casi
x_j	numero di esiti positivi rilevati per il caso j relativamente a tutti gli IE
Y_i	numero di esiti positivi rilevati per l'IE i da tutti i casi
$n - x_j$	numero di esiti negativi del caso j
$N - Y_i$	numero di esiti negativi per l'IE i
X	fattore di espansione di capacità
Y	fattore di espansione di difficoltà

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

Tali tecniche di analisi sono utilizzate al fine di ottenere una visione della struttura dei dati.

Naturalmente è importante evitare di applicare tali analisi a campioni piccoli se confrontati con il numero di indicatori in quanto i risultati non potranno avere alcuna validità statistica.

Nel caso in cui i risultati di tali analisi non conducessero a risultati soddisfacenti, sarebbe necessario procedere ad una revisione degli indicatori elementari.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

4 → Analisi preliminare degli indicatori elementari

Dopo la fase 4 il ricercatore dovrebbe avere …

- ✓ ipotizzato la struttura sottostante i dati relativamente a diverse dimensioni (sub-indicatori o casi);
- ✓ verificato tale ipotesi attraverso l'applicazione della metodologia multivariata più adatta (PCA, FA, *cluster analysis*);
- ✓ analizzato la struttura dei dati e confrontato questa con struttura teorica;
- ✓ identificato sotto-gruppi di indicatori che sono statisticamente "simili";
- ✓ documentato i risultati dell'analisi e l'interpretazione della struttura ottenuta.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

5. Trasformazione dei dati (confrontabilità dei livelli di misurazione: relativizzazione)

Copyright (c) 2006 F. Maggino

5 → Trasformazione dei dati

Avoid adding up apples and oranges …

I valori degli indicatori elementari che saranno aggregati nell'indicatore composito possono essere espressi in molte forme diverse.

È però importante, prima di procedere alla loro aggregazione, verificare se gli indicatori elementari presentano livelli di misurazione confrontabili. Aggregare punteggi che presentano unità di misura diverse finisce con rendere tale caratteristica, che è propria del procedimento di misurazione, una implicita attribuzione di peso.

Il problema della confrontabilità dei livelli di misurazione attraverso i quali sono espressi gli indicatori elementari non è sempre semplice da affrontare.

La necessità di disporre di misure espresse con lo stesso "metro" richiede di rendere ciascun indicatore semplice confrontabile con gli altri ai quali deve essere aggregato sia che gli indicatori provengano dalla stessa rilevazione che da rilevazioni diverse.

In relazione ai livelli di misurazione, è possibile individuare diversi approcci.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

5 → Trasformazione dei dati

In caso di mancanza di confrontabilità è necessario procedere alla trasformazione dei valori. La selezione del metodo più adatto non è banale e merita una attenzione speciale in quanto ciascun metodo produce risultati diversi.

In generale, la scelta del metodo dovrebbe tener conto:

- delle proprietà dei dati,
- degli obiettivi dell'indicatore composito,
- della presenza di valori estremi o eccezionali da mettere in evidenza o da penalizzare,
- della necessità o meno di esprimere i valori in senso assoluto,
- della necessità o meno di fare una valutazione tra le unità rispetto ad una unità di riferimento,
- della necessità o meno di spiegare la varianza,
- della necessità o meno di fare valutazioni per ciascuna unità lungo il tempo.

E' consigliabile valutare l'impatto che la tecnica scelta ha sulla qualità del risultato applicando particolari test di robustezza.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

5 → Trasformazione dei dati

Per la trasformazione è possibile ricorrere a tecniche diverse basate su:

a. **calcolo di numeri indice o numeri puri direttamente confrontabili,**
b. **scostamenti standardizzati,**
c. **trasformazione in ranghi,**
d. **categorizzazione,**
e. **indicatori ciclici.**

Copyright (c) 2006 F. Maggino

5 → Trasformazione dei dati

a. Tecniche basate sul calcolo di numeri indice o numeri puri

Il valore originario viene trasformato in uno nuovo che rappresenta la posizione relativa del valore di un dato indicatore rispetto ad una unità, un punto, un valore assunti come base e come riferimento.

Tale riferimento può essere rappresentato da

- da **un'unità** (detta appunto **di riferimento**), per esempio (nel caso di paesi), gli Stati Uniti e il Giappone sono spesso utilizzati come punti di riferimento per indicatori compositi costruiti nell'ambito dell'Agenda di Lisbona. Il paese di riferimento può essere il paese posto al centro del gruppo e al quale si attribuisce valore 1; agli altri paesi si attribuiscono punteggi a seconda della loro distanza dal paese centrale. I punteggi maggiori di 1 saranno attribuiti ai paesi che presentano performance superiori alla media,
- dal **valore medio**, che assunto come **misura base** consente di esprimere il valore osservato su una scala che esprime la da tale medio,
- da **un valore *target*** da raggiungere in un determinato periodo di tempo (per esempio, il valore di 8% di riduzione delle emissioni di CO2 prevista dal Protocollo di Kyoto per il 2010 per i membri dell'UE).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

5 → Trasformazione dei dati

a. Tecniche basate sul calcolo di numeri indice o numeri puri

$$I_{ic}^{t} = \frac{x_{ic}^{t}}{x_{ir}^{t0}}$$ oppure $$I_{ic}^{t} = \frac{x_{ic}^{t}}{\overline{x_{i}^{t}}}$$ oppure $$I_{ic}^{t} = \frac{x_{ic}^{t} - x_{ir}^{t0}}{x_{ir}^{t0}}$$

dove

I_{ic}^{t} valore dell'indicatore *i* dopo la trasformazione per il caso *c* nel momento *t*

x_{ic}^{t} valore dell'indicatore *i* prima della trasformazione per il caso *c* nel momento *t*

x_{ir}^{t0} valore dell'indicatore *i* per l'unità di riferimento *r*

$\overline{x_{i}^{t}}$ media dell'indicatore *i*

Il risultato può essere espresso anche in termini percentuale.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

5 → Trasformazione dei dati

a. Tecniche basate sul calcolo di numeri indice o numeri puri

Una **semplificazione** di tale tecnica è quella che attribuisce a ciascun valore uno nuovo che corrisponde a 0 se è intorno alla media, 1 se al di sopra della media e –1 se al di sotto. E' possibile creare ulteriori aree di "lontananza" dalla media.

Nel caso di serie temporali, per poter valutare le performance di una unità lungo il tempo, si calcola la media tra tutte le unità rispetto ad un punto di tempo di riferimento (di solito il punto iniziale). Un indicatore che si sposta da -1 a 1 in modo significativo in punti di tempo consecutivi avrà un effetto positivo sull'indicatore composito.

Vantaggi. L'approccio è semplice e non è influenzato dalla presenza di *outlier*.

Svantaggi. I limiti stanno nell'arbitrarietà dei limiti definiti intorno alla media e nella completa perdita dell'informazione originaria che rende il punteggio finale poco discriminate (un caso poco lontano dalla media e un molto lontano possono ottenere la stessa classificazione).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

5 → Trasformazione dei dati

a. Tecniche basate sul calcolo di numeri indice o numeri puri *rescaling*

Relativizza gli indicatori rispetto al massimo (teorico o effettivo) o al *range* dei valori registrati dai casi.

$$I_{ic}^{t} = \frac{x_{ic}^{t}}{\max\left(x_{i}^{t}\right)} \quad \text{oppure} \quad I_{ic}^{t} = \frac{x_{ic}^{t} - \min\left(x_{i}^{t}\right)}{\max\left(x_{i}^{t}\right) - \min\left(x_{i}^{t}\right)}$$

dove

I_{ic}^{t} valore dell'indicatore *i* dopo la trasformazione per il caso *c* nel momento *t*

x_{ic}^{t} valore dell'indicatore *i* prima della trasformazione per il caso *c* nel momento *t*

Si utilizza al fine di ottenere un valore che ricade nel *range* [0; 1]. E' possibile moltiplicare per 100 per ottenere una scala con *range* [0; 100].

Nel caso di serie temporali spesso si seleziona il valore minimo e il valore massimo dell'intero *range* di tempo considerato.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

5 → Trasformazione dei dati

a. Tecniche basate sul calcolo di numeri indice o numeri puri *rescaling*

Vantaggi. Quando i valori ricadono all'interno di un piccolo intervallo, questo approccio consente di aumentare l'effetto dell'indicatore in questione sull'indicatore composito che deve essere creato.

Svantaggi. Valori particolarmente estremi (*outlier*) possono avere un effetto distorcente sull'indicatore trasformato.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

5 → Trasformazione dei dati

b. Tecniche basate sugli scostamenti standardizzati
Standardizzazione *(z-score)*

Converte il valore osservato in uno nuovo espresso su una scala comune con media uguale a zero e deviazione standard uguale a uno.

$$I_{ic}^{t} = \frac{x_{ic}^{t} - \overline{x_{i}^{t}}}{\sigma_{i}^{t}}$$

dove

I_{ic}^{t}	valore dell'indicatore *i* dopo la trasformazione per il caso *c* nel momento *t*
x_{ic}^{t}	valore dell'indicatore *i* prima della trasformazione per il caso *c* nel momento *t*
$\overline{x_{i}^{t}}$	media dell'indicatore *i*
σ_{i}^{t}	deviazione standard dell'indicatore *i*

Nel caso di serie temporali, il calcolo viene effettuato prendendo in considerazione media e deviazione standard per ciascuna unità di tempo.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

5 → Trasformazione dei dati

b. Tecniche basate sugli scostamenti standardizzati
Standardizzazione *(z-score)*

Le unità con valori estremi ottengono punti z estremi, conseguentemente gli indicatori con valori estremi finiscono con l'avere un grande effetto sull'indicatore composito. Questa caratteristica può essere accettabile se l'intenzione è quella di mettere in evidenza comportamenti eccezionali, in altre parole, se si pensa che un risultato estremamente buono su pochi indicatori sia da mettere in evidenza.

Tale effetto può essere corretto a livello di procedura di aggregazione, per esempio, escludendo dal calcolo dell'indicatore composito il migliore e il peggiore tra i punteggi oppure assegnando pesi differenti sulla base della "desiderabilità" dei punteggi dei sotto-indicatori.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

5 → Trasformazione dei dati

c. Tecniche basate sulla trasformazione in ranghi (*ranking*)

Rappresenta la più semplice tecnica di relativizzazione e consiste nella trasformazione del valore dell'indicatore in un valore di rango.

$$I_{ic}^{t} = rank\left(x_{ic}^{t}\right)$$

dove

I_{ic}^{t} valore dell'indicatore *i* dopo la trasformazione per il caso *c* nel momento *t*

x_{ic}^{t} valore dell'indicatore *i* prima della trasformazione per il caso *c* nel momento *t*

Vantaggi. E' semplice da applicare e non è influenzata dalla presenza di *outlier*.

Svantaggi. Si perdono le informazioni espresse in termini assoluti e quindi la difficoltà di valutare le performance in termini di differenze. Nel caso di serie temporali, le graduatorie vengono definite per ciascun punto di tempo. Ciò non consente di valutare le performance di ogni singola unità in termini di differenze assolute.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

5 → Trasformazione dei dati

c. Tecniche basate sulla trasformazione in ranghi (*ranking*)

Una variante di tale tecnica è quella che converte il valore originario nel corrispondente centile osservato nella distribuzione dell'indicatore: in questo caso è possibile attribuire un punteggio di 100 alle unità che risultano fino 96-esimo centile, 80 alle unità tra l'85-esimo e il 95-esimo centile, 60 alle unità tra il 65-esimo e l' 85-esimo centile, e così via.

Nelle serie temporali, quando si utilizza la stessa trasformazione percentile su anni diversi, qualsiasi eventuale cambiamento nella definizione dell'indicatore non influenzerà la variabile trasformata. D'altra parte risulta così difficile seguire i miglioramenti lungo il tempo.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

5 → Trasformazione dei dati

d. Tecniche basate sulle categorizzazione

Con tale tecnica il valore originario viene assegnato ad una categoria ordinata a seconda del rapporto tra tale valore e un determinato criterio ('completamente raggiunto', 'parzialmente raggiunto' o 'non raggiunto').

La categorizzazione ha il vantaggio di non essere influenzata da cambiamenti, anche piccoli, nel valore dell'indicatore. Tale caratteristica può rappresentare comunque uno svantaggio in presenza di distribuzioni con piccole variazioni in quanto si perde qualsiasi informazione riguardante la varianza della distribuzione. In questi casi può risultare utile definire categorie che consentano di ottenere una distribuzione normale approssimata.

Una particolare tecnica di categorizzazione è quella utilizzata per creare un indice di livello di vita (elaborato da Drewnowski nel 1970 presso *l'United Nations Research Institute for Social Development*, *UNRISD*).

La trasformazione effettuate secondo questa tecnica procede secondo i seguenti passaggi:

Copyright (c) 2006 F. Maggino

5 → Trasformazione dei dati

d. Tecniche basate sulle categorizzazione

I. **Individuazione dei punti critici** così definiti:

- Punto *O* (*survival point*): punto al di sotto del quale il fenomeno difficilmente sussiste;
- Punto *M* (*minimum requirement point*): punto in cui il fenomeno è al livello minimo di adeguatezza;
- Punto *F* (*full satisfaction point*): punto in cui il fenomeno è al massimo

I punti critici possono essere individuati in maniera oggetti o con il ricorso alla valutazione di esperti. I punti critici consentono di dividere l'estensione della variabilità dell'indicatore in quattro livelli:

1. Livello precario ($< O$)
2. Livello inadeguato ($\geqslant O$ e $< M$)
3. Livello adeguato ($\geqslant M$ e $< F$)
4. Livello ottimale ($\geqslant F$)

Copyright (c) 2006 F. Maggino

5 → Trasformazione dei dati

d. Tecniche basate sulle categorizzazione

II. **Riproporzionalizzazione** in una scala comune degli indicatori elementari rispetto ai punti critici in modo tale che il valore minimo coincida con il punto *O* e l'estremo superiore (=100) corrisponda al punto *M*. Tale procedimento fu studiato in modo da rendere evidenti le differenze tra i valori assunti dall'indice in tutti i Paesi anche in quelli in via di sviluppo.

La formula di trasformazione è la seguente:

Copyright (c) 2006 F. Maggino

5 → Trasformazione dei dati

d. Tecniche basate sulle categorizzazione

$$I_{ci} = \frac{x_{ci} - {}_0x_i}{{}_Mx_i - {}_0x_i} * d * 100$$

dove

x_{ci}	valore dell'indicatore *i* per il caso *c*
I_{ci}	valore trasformato dell'indicatore *i* per il caso *c*
${}_0x_i$	valore del punto *0* per l'indicatore *i*
${}_Mx_i$	valore del punto *M* per l'indicatore *i*
d	coefficiente di distribuzione (in genere = 1-R, dove = rapporto di concentrazione di Gini)

Con tale trasformazione il valore dell'indicatore elementare tenderà ad assumere valori alti quando il livello del fenomeno sarà elevato o quando l'omogeneità sarà massima.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

5 → Trasformazione dei dati

d. Tecniche basate sulle categorizzazione

Nel caso in cui si disponga già di categorie ordinate, particolare accortezza va utilizzata quando gli indicatori elementari che contribuiscono alla costruzione del punteggio di sintesi sono stati misurati utilizzando un numero diverso di livelli. In questi casi occorre pesare in modo diverso i singoli livelli. Si prenda l'esempio di un gruppo di indicatori elementari uno dei quali presenta il numero più alto di livelli (7); è necessario che per gli altri indicatori elementari, che prevedono un numero di livelli inferiore, siano definiti valori secondo un criterio di simmetria, secondo lo schema presentato nella seguente tabella:

Copyright (c) 2006 F. Maggino

5 → Trasformazione dei dati

d. Tecniche basate sulle categorizzazione

Valori originari ⇓	2	3	4	5	6	7	⇐ Numero totale di livelli originari
1	**7**	**7**	**7**	**7**	**7**	**7**	
2	**1**	**4**	**5**	**6**	**6**	**6**	
3		**1**	**3**	**4**	**5**	**5**	
4			**1**	**2**	**3**	**4**	⇐ Valori nuovi da attribuire
5				**1**	**2**	**3**	
6					**1**	**2**	
7						**1**	

Esempio di ridefinizione dei pesi da attribuire ai singoli livelli di un gruppo di indicatori elementari con un numero diverso di livelli.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

5 → Trasformazione dei dati

e. Tecniche per indicatori ciclici

Spesso si combinano in indicatori compositi i valori ottenuti in osservazioni ripetute nel tempo (serie temporali). Ciò viene fatto per ridurre il rischio di "falsi segnali" e per poter prevedere meglio la presenza di ciclicità nei fenomeni osservati.

Quando i valori sono espressi in forma di serie temporale, la normalizzazione viene fatta sottraendo la media nel tempo e dividendo per la media dei valori assoluti della differenze dalla media.

In pratica questo approccio implicitamente attribuisce minore peso alle serie più irregolari all'interno di movimenti ciclici dell'indicatore composito, senza applicare alcuna preventiva tecnica di *smoothing*.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

5 → Trasformazione dei dati

e. Tecniche per indicatori ciclici

Un'altra tecnica per dati espressi in serie temporali è quella che calcola la **percentuale di differenze annuali rispetto ad una serie di anni consecutivi**. Ciascun valore per un certo momento viene trasformato sottraendo il corrispondente valore del momento precedente e diviso per il valore stesso.

$$I_{ic}^{t} = \frac{x_{ic}^{t} - x_{ic}^{t-1}}{x_{ic}^{t}}$$

dove

I_{ic}^{t} valore dell'indicatore *i* dopo la trasformazione per il caso *c* nel momento *t*

x_{ic}^{t} valore dell'indicatore *i* prima della trasformazione per il caso *c* nel momento *t*

x_{ic}^{t-1} valore dell'indicatore *i* per il caso *c* nel momento *t-1*

Questa trasformazione può essere utilizzata solo quando gli indicatori sono disponibili per un numero di definito di anni. Il valore che si ottiene rappresenta la percentuale di crescita rispetto al momento precedente (invece che definirlo in termini assoluti).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

5 → Trasformazione dei dati

Altre questioni di confrontabilità

Prima di procedere all'aggregazione di indicatori elementari è necessario accertarsi di altre questioni riguardanti la confrontabilità. In particolare occorre verificare

- la direzionalità,
- la forma funzionale della distribuzione.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

5 → Trasformazione dei dati

Altre questioni di confrontabilità

La direzionalità

Nell'aggregare gli indicatori elementari è necessario accertarsi che tutte esprimano il concetto che misurano nella medesima direzione. Ciò vale sia che gli indicatori elementari siano tra loro omogenei sia che siano disomogenei. In termini tecnici è necessario accertarsi che i singoli punteggi abbiano

- il punteggio massimo, nella direzione della dimensione misurata,
- il punteggio minimo nella direzione opposta.

Con il procedimento di **riflessione** si cerca di dare a tutti valori la stessa direzione logica. Per procedere alla riflessione può essere utilizzato il seguente procedimento:

$$[(valore \cdot più \cdot alto \cdot registrato) + 1] - (valore \cdot da \cdot riflettere)$$

Se la riflessione viene effettuata su misurazioni di tipo dicotomico-binarie (codici 0 e 1), l'algoritmo è diverso

$$1 - (valore \cdot da \cdot riflettere)$$

Copyright (c) 2006 F. Maggino

5 → Trasformazione dei dati

Altre questioni di confrontabilità

La forma funzionale della distribuzione

Nell'aggregare gli indicatori elementari è necessario verificare la forma funzionale della distribuzione, ovvero verificare il tipo di valutazione da attribuire ai cambiamenti assoluti che si verificano ai diversi livelli della distribuzione (cambiamenti marginali). Infatti, a cambiamenti assoluti uguali possono corrispondere valutazioni diverse.

Per esempio, un cambiamento di €100 a livelli bassi della distribuzione ha un significato molto diverso da un cambiamento della stessa quantità a livelli alti della stessa distribuzione.

In questi casi può essere necessario decidere come interpretare e trattare a livello di analitico i cambiamenti assoluti.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

5 → Trasformazione dei dati

Dopo la fase 5 il ricercatore dovrebbe avere …

- ✓ selezionato la o le procedure di trasformazione e relativizzazione più appropriata/e rispetto alla struttura teorica e alle proprietà dei dati;
- ✓ documentato ed esplicitato la procedura di relativizzazione utilizzata e i risultati ottenuti.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6. Ponderazione degli indicatori elementari

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

The relative importance of the indicators is a source of contention …

Prima di procedere all'aggregazione che definirà la sintesi degli indicatori composito è necessario definire un sistema di ponderazione che consenta di attribuire un peso a ciascun degli indicatori elementari.

Le singole componenti che costituiscono il concetto complesso in elementi unidimensionali non implica che ciascuno di questi contribuisca con la stessa importanza a determinare la variabile multidimensionale rappresentativa del concetto complesso.

Quando non è possibile contare su un sistema implicito di ponderazione, occorre adottare un criterio che consenta di definire un sistema di ponderazione: il sistema di pesi deve riprodurre il più fedelmente possibile il contributo che ciascuna variabile unidimensionale fornisce alla determinazione della variabile multidimensionale, definita come misura del fenomeno studiato.

In questa ottica, la definizione del sistema di ponderazione può costituire un affinamento ed una correzione nel momento della ricomposizione del modello concettuale definito originariamente.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

Il criterio di attribuzione dei pesi agli indicatori elementari da aggregare in genere viene definito nell'ambito del modello di aggregazione adottato.

Dal punto di vista tecnico, la ponderazione consiste nel definire e attribuire a ciascun indicatore elementare peso. Nel successivo calcolo del punteggio aggregato, ciascun peso dovrà essere moltiplicato per il valore individuale dell'indicatore cui si riferisce: in altre parole per ogni caso il punteggio aggregato sarà ottenuto sommando i prodotti tra i pesi e i valori individuali registrati da ogni singolo indicatore.

La scelta tra i diversi approcci per la definizione dei pesi non è sempre facile da affrontare e spesso è fatta sulla base di valutazioni soggettive.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

In ogni caso, nel prendere la decisione è necessario considerare:

- la struttura teorica definita e la struttura logica e concettuale su cui è basato l'indicatore composito,
- il significato e il contributo dell'indicatore elementare all'aggregazione,
- la qualità dei dati e la adeguatezza statistica degli indicatori elementari.

In questo senso, indipendentemente dall'approccio utilizzato, i pesi rappresentano valori di giudizio.

Nel presentare i risultati dell'indicatore composito è importante esporre le ragioni che hanno condotto alla scelta dei pesi, la metodologia adottata e i risultati che si sarebbero ottenuti adottando altre metodologie, ragionevolmente adottabili.

Inoltre è generalmente preferibile definire indicatori compositi da un numero ragionevole di indicatori elementari: ciò consente di aumentarne non solo parsimonia ma anche la trasparenza in relazione alla definizione dei pesi.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

Inizialmente è possibile procedere secondo due prospettive:

- **attribuzione di pesi uguali (Equal Weighting - *EW*)** (*)
- **attribuzione di pesi differenziati (Different Weighting - *DW*)**

Qualunque decisione venga presa al riguardo, l'indicatore composito ne sarà fortemente influenzato. Le relazioni reciproche tra i casi possono cambiare anche profondamente semplicemente cambiando i pesi attribuiti agli indicatori elementari.

(*) N.B.: attribuire "pesi uguali" non significa necessariamente attribuire "pesi nulli".

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

Nella pratica, nella costruzione della maggior parte degli indicatori compositi, si attribuisce lo **stesso peso** agli indicatori elementari considerati. Ciò succede quando:

- la struttura teorica alla base della costruzione dell'indicatore composito attribuisce a ciascuno degli indicatori elementare la stessa adeguatezza nel definire il concetto composito da misurare,
- la struttura teorica non consente di di derivare in modo coerente ipotesi di differenziazione dei pesi,
- non esiste una conoscenza statistica o empirica sufficiente sulla quale basare la definizione di pesi (per esempio: insufficiente conoscenza sull'esistenza di relazioni causali)
- non esiste accordo sulle alternative adottabili.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

In alcuni casi, attribuire lo stesso peso può essere rischioso. Ciò accade soprattutto quando:

- nel definire un indicatore composito, si individuano componenti differenziate definite da un numero diverso di indicatori elementari; in questi casi, attribuire pesi differenti alle diverse componenti (facendo riferimento, per esempio, al numero di indicatori elementari che le compongono) può produrre una struttura non bilanciata dell'indicatore composito;
- alcuni tra gli indicatori elementari selezionati misurano la stessa componente (alta correlazione tra indicatori elementari): il risultato è equivalente a quello che si otterrebbe se si attribuisse un peso alto ad uno di tali indicatori (*double weighted* o *double counting*); in questi casi sarebbe comunque preferibile minimizzare il numero di variabili da prendere in considerazione in termini di trasparenza e parsimonia.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

Attribuire **pesi differenziati** può essere altrettanto rischioso. Tale decisione dovrebbe essere sostenuta

- ✓ a livello teorico, considerando il significato e l'impatto di ciascun indicatore elementare composito,
- ✓ a livello metodologico, adottando le tecniche coerenti con la struttura teorica (*).

Nel prendere qualunque decisione riguardo alla ponderazione è però saggio abbandonare la nozione che possa esistere un insieme di pesi capaci di esprimere in modo perfetto il contributo reale e relativo di ciascun indicatore elementare alla descrizione e misurazione del fenomeno.

(*) In alcuni casi i pesi possono essere scelti anche in modo che riflettano la qualità statistica dei dati. Per esempio, pesi maggiori potrebbero essere assegnati a dati che risultano essere maggiormente statisticamente affidabili. Tale metodo potrebbe però risultare *biased* favorendo gli indicatori disponibili già noti e penalizzando quelli che risultano essere più problematici da identificare e valutare a livello statistico.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

Nel caso in cui si decida di procedere nell'attribuzione di pesi ***differenziati pesi differenziati*** (*Different Weighting - DW*) è possibile scegliere tra i seguenti approcci:

1. **metodi statistici**:
   a. *Analisi di Correlazione e di Regressione*,
   b. *Analisi delle Componenti Principali* (*Principal Component Analysis*, PCA),
   c. *Data Envelopment Analysis* (DEA),
   d. *Unobserved Components Models* (UCM).
2. ***multi-attribute models***:
   a. *Multi-Attribute Decision Making* → *Analytic Hierarchy Processes* (AHP),
   b. *Multi-Attribute Compositional Model* → *Conjoint Analysis* (CA).
3. **metodi partecipativi**: si procede attraverso opinioni di esperti in modo che essi riflettano meglio le *policy*, le priorità o fattori definiti teoricamente:
   a. *Budget Allocation* (BAL)
   b. *Public Opinion* (PO) → sondaggi di opinione.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

1. Metodi Statistici

In questi casi è possibile utilizzare

a. **Analisi di Correlazione e di Regressione**,

b. **Analisi delle Componenti Principali** (*Principal Components Analysis*, PCA) attraverso la quale è possibile, dopo aver individuato le componenti che spiegano spiegare la maggiore quantità di varianza esistente tra tutti gli indicatori elementari, individuare dei pesi (*component score*) da attribuire agli indicatori elementari nel calcolo dei punteggi di sintesi per ciascuna componente,

c. ***Data Envelopment Analysis*** (DEA) o il *Benefit Of the Doubt* (BOD), che sono estremamente parsimoniosi rispetto all'assunzione di pesi. Tali metodi risultano però avere diversi problemi di stima,

d. ***Unobserved Components Models*** (UCM).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

1. Metodi Statistici

a. Analisi di Correlazione e di Regressione

Come abbiamo visto l'attribuzione di pesi uguali in presenza di indicatori elementari correlati può introdurre un effetto di *double counting* nell'indicatore composito.

Adottando il criterio della correlazione, il peso da attribuire a ciascun indicatore può essere determinato attraverso il livello di correlazione che l'indicatore registra con gli altri indicatori elementari coinvolti o con il punteggio totale non pesato. in particolare, tale peso può essere inversamente proporzionale al livello di correlazione in modo da attribuire meno importanza agli indicatori tra loro correlati.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

1. Metodi Statistici

a. Analisi di Correlazione e di Regressione

Accanto alla correlazione, la regressione lineare può aiutare a comprendere i legami tra gli indicatori elementari ed una misura di output che rappresenta l'obiettivo strategico da raggiungere (target).

L'assunzione di base per lo schema di ponderazione sta nel fatto che quanto più è importante un indicatore *j* (definito come indipendente) tanto più elevato è il suo coefficiente di correlazione con l'indicatore *k* definito come dipendente.

In questi casi è possibile applicare e stimare un modello di regressione multipla e identificare i pesi relativi degli indicatori.

I pesi dipendono fortemente dalla scelta dell'indicatore dipendente e sono ottenuti dai coefficienti di regressione in genere indicati nel modo seguente:

$$\beta_1, \ldots, \beta_{n-1}$$

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

1. Metodi Statistici

a. Analisi di Correlazione e di Regressione

Tale approccio, pur se utilizzabile con gruppi numerosi di indicatori di diverso tipo, richiede che vengono soddisfatti i tradizionali assunti parametrici (normalità delle distribuzioni, linearità delle relazioni tra indicatori, indipendenza tra le variabili indipendenti-indicatori).

In caso di mancata soddisfazione degli assunti (come nel caso di correlazione tra indicatori elementari), gli stimatori avranno una elevata varianza a significare che la stima dei parametri non sarà precisa e la verifica dell'ipotesi non sarà potente.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

1. Metodi Statistici

a. Analisi di Correlazione e di Regressione

Nel caso estremo di perfetta collinearità tra gli indicatori, il modello non potrà essere identificato. D'altra parte si potrebbe dire che se il concetto da misurare può essere rappresentato da un'unica misura, allora non c'è bisogno di sviluppare un indicatore composito.

Questo approccio può essere comunque utile anche per quantificare l'effetto relativo degli indicatori interpretati in termini di possibili azioni di *policy* rispetto a particolari obiettivi strategici.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

1. Metodi Statistici

b. Analisi delle Componenti Principali

Come abbiamo visto attraverso il metodo delle Componenti Principali (v. Attrezzi) è possibile stimare il numero significativo di dimensioni e quanto ogni variabile è legata ad ogni dimensione, ovvero il livello di correlazione tra ciascuna variabile e ciascuna componente (*component loading*).

Ciascuna componente estratta rivela un insieme di indicatori che presentano la più alta associazione. In particolare tale analisi consente di raggruppare gli indicatori che sono collineari in modo da poter formare un indicatore composito che sia in grado di catturare quanta più informazione possibile da tali indicatori.

L'idea alla base di tale analisi è quella di spiegare la maggior quantità di varianza presente nell'insieme di indicatori elementari considerati esplorando la sottostante dimensionalità (in termini statistici). Ciascuna dimensione individuata è detta componente.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

1. Metodi Statistici

b. Analisi delle Componenti Principali

Il peso da attribuire agli indicatori elementari per il calcolo dei punteggi aggregati non può essere rappresentato dal *loading*, in quanto indica solo la validità di ciascun indicatore nel definire un concetto generale, ma dal peso originale di ciascun indicatore nel definire ciascun fattore.

Attraverso questo metodo è anche possibile stimare tali pesi (detti *component score*) che non definiscono l'importanza degli indicatori elementari ma rilevano il contributo di ciascuno di questi alla definizione della componente cui si riferiscono, eliminando quella parte di contributo spiegato dalla correlazione tra indicatori.

In generale gli *score* assumono valori più bassi dei *loading*; è possibile che alcuni indicatori, pur presentando valori di *loading* più alti di altri, registrino valori di *factor score* più bassi; ciò sta ad indicare che essi non danno un contributo *originale* alla definizione del fattore ma si sovrappongono ad altri indicatori andando insieme a misurare la stessa dimensione.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

1. Metodi Statistici

b. Analisi delle Componenti Principali

Quando il modello dimensionale si adatta ai dati in modo perfetto (assenza di residuo) e ciascuna variabile ha *loading* significativi solo su una dimensione, i punteggi ottenuti su fattori ortogonali non sono correlati ed è possibile considerare separatamente ciascun fattore o dimensione.

In alcuni casi, dopo aver verificato il modello fattoriale, si preferisce costruire il punteggio procedendo alla somma dei soli indicatori con *loading* significativamente alti (almeno 0.35 o 0.40), ignorando i punteggi dei rimanenti indicatori (ovvero quelli con bassi *loading*). Naturalmente il punteggio così creato non rappresenta un vero e proprio punteggio fattoriale.

Nell'adottare tale metodo occorre tenere presente che il peso che si ottiene ha un valore essenzialmente statistico legato al livello di variazione espresso da ciascun indicatore elementare.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

1. Metodi Statistici

c. Data Envelopment Analysis (DEA)

Negli ultimi decenni in economia sono state sviluppate diverse metodologie che si occupano, in particolare, dello studio e della valutazione dell'efficienza/inefficienza nei processi di produzione.

Tra le diverse soluzioni trovate a tale proposito è possibile ricordare un particolare metodo non-parametrico chiamato *Data Envelopment Analysis* (DEA).

L'obiettivo è quello di stimare la cosiddetta *efficiency frontier*, utilizzata per misurare le performance relative dei diversi casi (detti *Decision Making Unit*, DMA) in termini di distanza di ciascuno di questi da tale limite. L'insieme dei pesi deriva da tali confronti.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

1. Metodi Statistici

c. Data Envelopment Analysis (DEA)

Tale approccio, sviluppato alla fine degli anni 70 (*), misura l'efficienza nel caso di processi di produzione che presentano una struttura con diversi input e output, basandosi sulla programmazione lineare.

(*) Il lavoro di riferimento è quello di Charnes, A., W.W. Cooper, and E. Rhodes (1978) *Measuring the Efficiency of Decision Making Units*, European Journal of Operational Research 2(6) (1978), pp. 429-444.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

1. Metodi Statistici

c. Data Envelopment Analysis (DEA)

La realizzazione di tale approccio prevede l'esecuzione di due fasi:

I. Identificazione della *performance/efficiency frontier*, sulla base dei seguenti assunti:
   - pesi positivi (maggiore è il valore dell'indicatore elementare, maggiore dovrà essere il valore del peso),
   - nessuna discriminazione delle unità che risultano essere migliori in qualsiasi indicatore elementare (detto "dimensione") con conseguente uguale ordinamento,
   - convessità della frontiera: possibilità di definire una combinazione lineare delle migliori performance.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

1. Metodi Statistici

c. Data Envelopment Analysis (DEA)

II. Misura della distanza di ciascun caso dalla *performance/efficiency frontier*, determinando sia la sua posizione che quella della frontiera. Facciamo un esempio: poniamo di avere quattro unità (*a*, *b*, *c*, *d*) e due indicatori (1, 2). Nel sistema spaziale identificato dai due indicatori, le quattro unità si posizionano secondo i valori da loro registrati per i due indicatori elementari. Le unità che hanno ottenuto le migliori performance sui due indicatori definiscono la *efficiency frontier* (retta che unisce i punti che individuano le unità *a*, *b* e *c*). Occorre a questo punto valutare le performance delle altre unità definendo due distanze: tra la posizione ottenuta e l'origine e tra la posizione teorica di migliore performance (proiezione del punto sulla frontiera) e l'origine. Le unità che hanno ottenuto

- le migliori performance otterranno un valore di performance uguale a 1
- performance peggiori avranno un punteggio minore di 1.

Vediamo come viene calcolata la performance per il punto *d*:

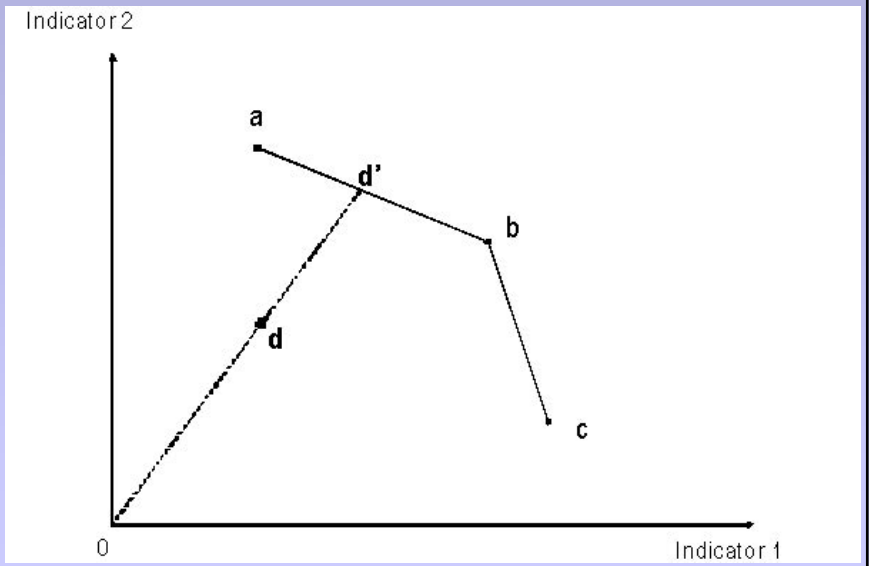
Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

1. Metodi Statistici

c. Data Envelopment Analysis (DEA)

$$performance = \frac{\overline{od}}{\overline{od'}}$$



Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

1. Metodi Statistici

c. Data Envelopment Analysis (DEA)

Per ciascuna unità l'insieme dei pesi dipenderà dalla sua posizione rispetto alla *efficiency frontier*. Il limite rispetto al quale ciascun caso dovrà confrontarsi è quindi rappresentato dalla posizione che avrebbe se avesse ottenuto la performance migliore ideale (*d'*, nell'esempio).

La *efficiency frontier* può essere determinata anche dalla valutazione di esperti che definiscono per ciascun indicatore la performance ideale oppure la combinazione di valori preferibile per l'insieme degli indicatori elementari considerati (in maniera molto simile a quanto avviene con l'approccio detto *Budget Allocation*).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

1. Metodi Statistici

c. Data Envelopment Analysis (DEA)

I vantaggi nell'utilizzo di tale approccio risiedono nel fatto che:

- non richiede l'esplicita specificazione di una funzione matematica che descriva il modello di performance,
- è risultata utile nel portare alla luce relazioni che altre metodologie non riescono a identificare,
- è in grado di gestire molti indicatori elementari contemporaneamente,
- può essere utilizzato con qualsiasi tipo di misurazione,
- per ogni unità valutata è possibile identificare, analizzare e quantificare le fonti di inefficienza (ovvero rispetto a quale indicatore elementare si osserva le performance peggiore).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

1. Metodi Statistici

c. Data Envelopment Analysis (DEA)

Un caso particolare di DEA è la procedura detta ***Benefit-Of-the-Doubt*** (BOD). Tale procedura consente per ciascun caso di enfatizzare o rendere prioritari quegli aspetti per i quali esso ottiene performance relativamente buone (identificazione individuale dell'obiettivo strategico o prioritario, *target*, rispetto alla *efficiency frontier*).

L'ottimizzazione del procedimento potrebbe condurre alla definizione di pesi nulli nel caso in cui non si pongano restrizioni alla definizione delle migliori performance individuali.

Per tale motivo l'utilizzo pratico di tale approccio richiede l'individuazione di restrizioni nella definizione delle frontiere individuali e conseguentemente dei pesi.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

1. Metodi Statistici

d. *Unobserved Components Models* (UCM).

Secondo questo approccio, i pesi sono ottenuti stimando una funzione dell'indicatore utilizzando il metodo di *maximum likelihood*.

L'idea base è che gli indicatori dipendono da variabili inosservate più un termine di errore. Per stimare la componente ignota è possibile fare luce sulla relazione tra l'indicatore composito e le sue componenti. I pesi ottenuti saranno determinati per minimizzare l'errore nell'indicatore composito.

Questo approccio ha qualche somiglianza con quello della regressione lineare; la differenza sta nel fatto che la variabile dipendente qui è ignota.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

1. Metodi Statistici

d. *Unobserved Components Models* (UCM).

Secondo questo modello, il punteggio osservato è uguale a

$$I_{iq} = \alpha_q + \beta_q \left(ph_c + e_{iq} \right)$$

dove

ph_c	fenomeno ignoto
$q = 1, \ldots, Q_c$	gruppo di indicatori, ciascuno dei quali misura un aspetto di ph_c
I_{iq}	punteggio osservato dal caso *i* per *q*
e_{iq}	termine di errore per il punteggio osservato dal caso *i*
a_q e B_q	parametri ignoti per posizionare ph_c su I_{iq}

Tale approccio richiede che siano soddisfatti molti assunti:

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

1. Metodi Statistici

d. *Unobserved Components Models* (UCM).

- il termine di errore è indipendente,
- il termine di errore comprende due fonti di incertezza: errore di misurazione e relazione imperfetta tra indicatori elementari e indicatore composito,
- l'indicatore composito ignoto (ph_c) è una variabile casuale con media zero e varianza unitaria,
- gli indicatori elementari sono riscalati in modo da avere valori tra zero e uno,
- ph_c e e_{iq} hanno distribuzione normale.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

1. Metodi Statistici

d. *Unobserved Components Models* (UCM).

Utilizzando la media della distribuzione condizionale della componente non osservata, i pesi sono uguali a

$$w_{iq} = \frac{\sigma_q^{-2}}{1 + \sum_{q=1}^{Q_i} \sigma_q^{-2}}$$

dove w_{iq} rappresenta il peso per il caso i e l'indicatore q, w_{cq}

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

1. Metodi Statistici

d. *Unobserved Components Models* (UCM).

In pratica *w(i,q)* rappresenta una funzione

- decrescente della varianza dell'indicatore *q* (maggiore è la varianza dell'indicatore, minore è la sua precisione e minore sarà il peso associato all'indicatore),

- crescente della varianza degli altri indicatori.

In caso di dati *missing*, la somma al denominatore potrebbe essere calcolata su un numero di elementi *caso-dipendenti*.

Ciò può produrre una non confrontabilità dei valori dell'unità per l'indicatore composito. La confrontabilità dovrebbe essere assicurata dal fatto che il numero di indicatori elementari è uguale per tutti i casi.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

2. Multi-Attribute Models

Tra i modelli multi-criterio (*Multi-Attribute Models*) rientrano una serie di metodi che consentono di prendere decisioni (di valutazione, di priorità, di selezione) tra diverse alternative disponibili che sono caratterizzate da molti, di solito conflittuali, criteri.

Tali tecniche consentono di identificare l'importanza dei singoli indicatori elementari (chiamati attributi) sulla base di un certo numero di confronti combinati. I pesi prodotti sono meno sensibili agli errori che si evidenziano nelle valutazione dirette.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

2. Multi-Attribute Models

Tra tali metodi rientrano:

a. ***Multi-Attribute Decision Making:*** il *Multi-Attribute Decision Making (MADM - Metodi Decisionali Multi-Criterio)* è un approccio che rientra nel più ampio settore del *Multiple Criteria Decision Making* (MCDM). Tale metodo è applicato quando è necessario prendere decisioni (di valutazione, di priorità, di selezione) tra diverse alternative disponibili che sono caratterizzate da molte, di solito conflittuali, attributi. Tra le tecniche utilizzate in questo ambito vi è l'**Analytic Hierarchy Process (AHP)** (*pair wise comparison of attributes*).

b. ***Multi-Attribute Compositional Models***, caratterizzati dall'approccio detto **Conjoint Analysis (CA)** (*comparison of attributes on different levels*).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

2. Multi-Attribute Models

a. *Analytic Hierarchy Processes*

L'approccio indicato come *Analytic Hierarchy Process* (AHP) rappresenta una tecnica ampiamente utilizzata nell'ambito del *Multi-Attribute Decision Making*.

Tale tecnica consente di decomporre un problema in termini gerarchici, di incorporare nel processo valutativo aspetti sia qualitativi che quantitativi, di analizzare e confrontare più soluzioni, ciascuna delle quali è corredata da **pro** e **contro**.

L'AHP rappresenta una metodologia decisionale *compensativa* in quanto le alternative che si rivelano efficienti rispetto a uno o più obiettivi possono compensare gli altri attraverso le loro performance.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

2. Multi-Attribute Models

a. *Analytic Hierarchy Processes*

L'AHP si basa su tre principi fondamentali:

- non sono ammessi attributi (indicatori elementari) che interagiscono o che sono interrelati (indipendenza dei criteri); le preferenze che si possono esprimere per le diverse alternative dipendono da attributi separati che possono essere indipendentemente sostenuti e a cui è possibile attribuire punteggi numerici;
- è possibile porre in gerarchia gli attributi (indicatori elementari) e calcolare il punteggio per un ciascun livello della gerarchia come somma pesata dei punteggi dei livelli più bassi; tale assunto non ammette attributi che abbiano una soglia;
- per ciascun livello è possibile calcolare punteggi a partire da confronti accoppiati; questa tecnica è praticabile solo con un numero basso di indicatori; si pensi, infatti, che con 4 alternative i confronti sono 6 (4*3/2) mentre con 20 alternative, le coppie da considerare sono 190.

Il procedimento si svolge secondo le seguenti fasi:

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

2. Multi-Attribute Models

a. *Analytic Hierarchy Processes*

I fase: Identificazione e definizione del problema

1. Formulazione dell'obiettivo (decisione da prendere)
2. Identificazione dei soggetti coinvolti nella valutazione
3. Definizione degli attributi (indicatori elementari)

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

2. Multi-Attribute Models

a. *Analytic Hierarchy Processes*

II fase: confronto tra indicatori elementari

Durante tale processo il giudizio viene rilevato in modo sistematico utilizzando una delle seguenti tecniche:

- ✓ confronti accoppiati (tra due indicatori si indica il più importante e di quanto)
- ✓ *ranking* (gli indicatori elementari vengono messi in ordine di importanza)
- ✓ *rating scale* (a ciascun indicatore si attribuisce un punteggio di importanza su una scala di rating "0-10" oppure "1-7")

In genere si utilizza la tecnica dei confronti accoppiati in cui bisogna indicare quanto il primo indicatore è più importante del secondo su una scala il cui *range* va da "1" (sono uguali) a "9" (il primo indicatore è 9 volte più importante del secondo). Sono considerati anche i valori inferiori a 1.

La scelta della tecnica per rilevare il giudizio può rappresentare un punto debole dell'AHP.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

2. Multi-Attribute Models

a. *Analytic Hierarchy Processes*

III fase: creazione della matrice di confronto

Si costruisce una matrice (**A**) in cui viene riportato il valore ***a*** che rappresenta l'importanza di un indicatore rispetto all'altro. In particolare

$$a_{i=j} = 1 \qquad a_{i \neq j} = k \qquad a_{j \neq i} = \frac{1}{k}$$

A =

		j			
		1	2	3	4
i	1	1	1/5	1/3	1/7
	2	5	1	3	5
	3	3	1/3	1	3
	4	7	1/5	1/3	1

A =

		j			
		1	2	3	4
i	1	1.000	0.200	0.333	0.143
	2	5.000	1.000	3.000	5.000
	3	3.000	0.333	1.000	3.000
	4	7.000	0.200	0.333	1.000

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

2. Multi-Attribute Models

a. *Analytic Hierarchy Processes*

IV fase: normalizzazione della matrice

Si normalizzano i pesi ***a***

- calcolando la somma di ciascuna colonna

- dividendo ciascun valore per la corrispondente somma

$$\overline{A} =$$

		j			
		1	2	3	4
i	1	0.063	0.115	0.071	0.016
	2	0.313	0.577	0.643	0.547
	3	0.188	0.192	0.214	0.328
	4	0.438	0.115	0.071	0.109

Come si può notare nell'esempio, i valori della seconda riga sono più alti degli altri (eccetto colonna 1). Ciò indica incoerenza nei valori. Se i dati fossero stati coerenti le quattro colonne avrebbero riportato valori identici.

E' possibile calcolare un indice di incoerenza utilizzando gli *eigenvalue* della matrice normalizzata.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

2. Multi-Attribute Models

a. *Analytic Hierarchy Processes*

V fase: calcolo dei pesi per gli indicatori elementari

I pesi rappresentano la media dei valori di ciascuna riga della matrice:

$\overline{A} =$

		j				*w*
		1	2	3	4	
i	1	0.063	0.115	0.071	0.016	0.066
	2	0.313	0.577	0.643	0.547	0.520
	3	0.188	0.192	0.214	0.328	0.231
	4	0.438	0.115	0.071	0.109	0.183

sapendo che con *n* indicatori elementari:

$$\sum_{i=1}^{n} w_i = 1$$

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

2. Multi-Attribute Models

a. *Analytic Hierarchy Processes*

L'incoerenza dei giudizi

L'incoerenza dei giudizi non è semplice da evitare. L'esistenza di giudizi incoerenti può essere valutata calcolando gli *eigenvalue* della matrice normalizzata (v. fase IV).

In una matrice di dimensione *Q*x*Q* sono in realtà necessari solamente *Q*-1 confronti per poter stabilire i pesi. Il reale numero di confronti realizzati è però di *Q*(*Q*-1)/2. ciò può risultare costoso da un punto di vista del calcolo ma produce un insieme di pesi che risentono poco degli errori di giudizio.

Inoltre la ridondanza consente di calcolare una misura degli errori di giudizio (**rapporto di incoerenza**). Bassi valori di tale misura (massimo 0.1 0 0.2) indicano bassa incoerenza.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

2. Multi-Attribute Models

b. Conjoint Analysis (*CA*)

Tale approccio è chiamato anche *multi-attribute compositional model* oppure *stated preference analysis*.

La CA è una tecnica statistica, detta *decompositiva*, che ha avuto origine nella psicologia quantitativa e che è utilizzata in molte scienze sociali e applicate, come il *marketing* (valutazione di nuovi prodotti o di pubblicità) o la ricerca operativa.

L'obiettivo è quello di determinare quale combinazione di un numero limitato di attributi è preferita dal valutatore.

Mentre l'approccio AHP deriva l'"importanza" di una alternativa sommando il valore di ciascun indicatore elementare, la *conjoint analysis* procede in senso inverso, disaggregando le preferenze (v. Maggino, 2005-b) (v. Attrezzi).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

2. Multi-Attribute Models

b. Conjoint Analysis (*CA*)

In pratica si richiede (ad esperti, politici, cittadini) di fare una valutazione scegliendo (o ordinando) - secondo un criterio di preferenza - una serie di scenari alternativi ognuno dei quali rappresenta il profilo dell'indicatore composito. Ciascuno scenario rappresenta un insieme di valori per gli indicatori elementari.

Si procede quindi attraverso un procedimento di decomposizione mettendo in relazione le singole componenti (i valori noti degli indicatori di tale scenario) con le valutazioni fatte.

Il valore assoluto (detto "livello") degli indicatori elementari può essere ricavata sia a livello individuale oppure a livello di gruppo.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

2. Multi-Attribute Models

b. Conjoint Analysis (*CA*)

Vengono stimate in successione

- una funzione di preferenza utilizzando l'informazione provenienti dalle preferenze espresse rispetto agli scenari,

- una probabilità della preferenza come funzione dei livelli degli indicatori che definiscono gli scenari alternativi:

$$pref_c = P(I_{1c}, I_{2c}, \ldots, I_{nc})$$

dove

I_{ic} livello dell'indicatore *i* $(i = 1, n)$ per il caso *c*

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

2. Multi-Attribute Models

b. Conjoint Analysis (*CA*)

Dopo aver stimato tale probabilità (spesso utilizzando modelli a scelta discreta), è possibile utilizzare le derivate rispetto agli indicatori della funzione di preferenza come pesi per gli indicatori elementari nell'indicatore composito:

$$CI_c = \sum_{i=1}^{n} \frac{\partial P}{\partial I_{ic}} I_{ic}$$

Il rapporto rappresenta il peso.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

2. Multi-Attribute Models

b. Conjoint Analysis (*CA*)

L'idea è quella di calcolare il differenziale totale della funzione P nel punto di indifferenza tra stati alternativi. Risolvendo rispetto all'indicatore elementare, si ottiene il tasso marginale di sostituzione di I_{ic}. Il peso viene ad indicare quanto la preferenza cambia con il cambiamento dell'indicatore.

Ciò rappresenta una importante caratteristica di questo metodo che deve essere attentamente valutata. In alcuni casi infatti tale caratteristica di compensabilità potrebbe risultare non adatta quando l'indicatore composito, per esempio, condensa informazioni di tipo ambientale.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

3. Metodi partecipativi

Attraverso questi approcci l' assegnazione dei pesi avviene utilizzando i giudizi e le valutazioni di *stakeholders* – esperti, cittadini, politici.

Tale approccio è utile quando la definizione degli indicatori compositi è finalizzata a confronti e valutazioni all'interno di una nazione o di un territorio. Per confronti internazionali tali riferimenti non sono sempre disponibili oppure possono produrre risultati controversi.

Tra i metodi partecipativi citiamo **Budget ALlocation** (BAL) ma anche il ricorso ad opinioni rilevate attraverso **sondaggi**.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

3. Metodi partecipativi

a. Budget ALlocation (BAL)

Si chiede ad un gruppo di esperti di distribuire un certo "budget" di *N* punti tra gli indicatori elementari, attribuendo più budget a quegli indicatori la cui importanza si vuole mettere in evidenza.

Il procedimento può essere suddiviso in quattro fasi:

a. Selezione degli esperti che devono valutare;

b. Distribuzione del budget agli indicatori;

c. Calcolo dei pesi;

d. Iterazione del punto (b) fino al raggiungimento della convergenza (opzionale).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

3. Metodi partecipativi

a. Budget ALlocation (BAL)

In alcuni casi il procedimento applicato è più semplice in quanto ricerca il consenso di un gruppo di esperti nel giudicare almeno il contributo relativo degli indicatori all'indicatore composito. Anche se i giudizi e le opinioni possono divergere, è importante poter giungere ad un reale consenso tra gli le persone che posseggono la conoscenza, l'esperienza e l'esperienza in modo da assicurare un sistemi di pesi più adatto all'applicazione. Tale approccio risulta essere ottimo nel caso di un numero massimo di 10-12 indicatori. Con un numero maggiore di indicatori, il lavoro richiesto agli esperti può risultare gravoso.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

3. Metodi partecipativi

b. Public Opinion (PO)

Quando il fenomeno da misurare attraverso l'indicatore composito risulta essere di importanza tale da essere all'attenzione dell'opinione pubblica è possibile rivolgersi all'opinione pubblica per valutare l'importanza delle componenti.

Dal punto di vista metodologico ciò può essere fatto attraverso sondaggi che utilizzano particolari tecniche (come anche il BAL) all'interno di questionari attraverso particolare tecniche di *scaling* (Maggino, 2004-b) (v. Attrezzi).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

Indipendentemente dal metodo utilizzato per determinarli, i pesi possono essere mantenuti costanti o possono variare lungo il tempo. In entrambi i casi il ricercatore deve giustificare la propria scelta.

Si adotta il primo approccio nel caso in cui il ricercatore ha l'intenzione di analizzare l'evoluzione di un certo numero di variabili nel tempo.

Si adotta il secondo approccio nel caso in cui l'obiettivo dell'analisi è quello di definire – per esempio – priorità.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

6 → Ponderazione degli indicatori elementari

Dopo la fase 6 il ricercatore dovrebbe avere …

- ✓ selezionato il/i metodo/i per la definizione dei pesi nel modo più appropriato rispetto alla struttura teorica di riferimento;
- ✓ considerato la possibilità di utilizzare procedure multiple;
- ✓ documentato ed esplicitato i metodi selezionati per la definizione dei pesi.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7. Aggregazione degli indicatori elementari

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

La scelta del metodo di aggregazione deve essere coerente con quanto è stato definito nella fase precedente, particolare a riguardo della definizione dei pesi.

Un effetto che la scelta della tecnica di aggregazione può avere sul risultato è rappresentato dalla **possibilità di compensare**: performance basse in alcun indicatori possono essere compensate da valori sufficientemente alti di altri indicatori.

Ciò può comportare una incoerenza tra come i pesi sono stati concepiti (di solito questi sono individuati in termini di importanza) e il reale significato che assumono quando si seleziona una o l'altra delle tecniche di aggregazione.

Per questo, se si vuole essere sicuri che i pesi continuino anche in sede di aggregazione a rappresentare una misura di importanza degli indicatori elementari, è più utile adottare procedure di aggregazione non compensative.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

Confrontabilità dei livelli di misurazione

Indicatori metrici. Con questo tipo di indicatori è possibile scegliere tecniche di calcolo dei punteggi che prevedono calcoli aritmetici (somma, moltiplicazione, media); nel calcolo è importante prestare particolare attenzione al tipo di distribuzione osservata per ciascun indicatore elementare.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

Confrontabilità dei livelli di misurazione

Indicatori ordinali (graduatorie) o con categorie ordinate. Il trattamento di questo tipo di indicatori è quello tipico delle variabili ordinali. Vi sono dei casi in cui si preferisce trattare tali dati come dati quantitativi. In questi casi, per poter assimilare gli indicatori ordinali a quelli metrici, si assume che tra le categorie vi sia equidistanza; la correttezza di tale assunto è molto discutibile e suscita molte perplessità. Ciò riguarda soprattutto il trattamento delle categorie ordinate. Si pensi a tale proposito alle tipiche categorie ordinate utilizzate nelle rilevazioni soggettive di diversi livelli di accordo, soddisfazione, valutazione, ecc., quando è molto difficile assumere l'equidistanza semantica tra tutte le posizioni.

A volte per superare tali problemi si può procedere alla dicotomizzazione delle scale ordinali utilizzate. Pragmaticamente, si preferisce adottare comunque le tecniche proprie per misure quantitative in quanto la potenza statistica dovrebbe compensare eventuali distorsioni derivate dagli assunti.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

Confrontabilità dei livelli di misurazione

Indicatori categorici. Per poter combinare indicatori misurati attraverso categorie è necessario procedere osservando le distribuzioni combinate delle variabili coinvolte (tavole di frequenze a due o più dimensioni). Tale procedimento consente di avere un quadro delle aggregazioni osservabili in riferimento a quelle teorizzate per misurare il concetto generale. Tali criteri devono considerare:

- l'*omogeneità* dei casi appartenenti ad una combinazione di categorie;
- la *differenziazione* tra i casi appartenenti a combinazioni diverse;
- l'*equilibrio* nella distribuzione dei casi tra le combinazioni identificate.

Si può fare l'esempio di un indice prodotto dalla sintesi di due variabili categoriche (*A* e *B*) che hanno rispettivamente *r* e *c* categorie; la combinazione diretta tra le due variabili produrrà una nuova variabile con ***r*c*** categorie, corrispondenti a tutte le possibili combinazioni. In presenza di variabili con un numero di categorie alto, il metodo della semplice combinazione può risultare alquanto impraticabile sia dal punto di vista pratico che dell'interpretazione.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

La letteratura offre molti esempi di tecniche di aggregazione. Tra le più utilizzate vi sono le tecniche additive tra le quali rientrano la semplice somma dei punteggi degli indicatori elementari alla somma di punteggi pesati standardizzati. D'altra parte l'utilizzo delle tecniche additive richiede che siano soddisfatte molte assunti riguardanti sia gli indicatori da aggregare che i pesi che non sempre sono adatti alle applicazioni o non sempre possono essere soddisfatti o verificati.

Per superare tali difficoltà la letteratura propone altre tecniche come quelle moltiplicative (geometrica) o quelle non-compensative (*multi-criteria analysis*).

a. **Aggregazione lineare:** rappresenta l'approccio più utilizzato, utile quando tutti gli indicatori elementari presentano la stessa unità di misura; tale aggregazione può essere vista secondo due diverse prospettive: **additiva** e **cumulativa**
b. **Aggregazione geometrica (approccio moltiplicativo)**
c. **Approccio non compensativo (*non-compensatory multi-criteria analysis*)**
d. **Approccio tassonomico**

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

a. Aggregazione lineare: approccio additivo

Approccio additivo classico (con assunto di omogeneità)

L'**approccio additivo classico** si basa su alcuni importanti assunti riguardanti la natura degli indicatori:

- *l'insieme degli indicatori elementari combinati misura (sono correlati) con una sola variabile latente;*
- *ciascun indicatore elementare è monotonamente correlato al continuum della variabile latente*: ciò vuol dire che nel caso si misuri, per esempio, un atteggiamento, più favorevole (o sfavorevole) è l'atteggiamento del soggetto, maggiore (o minore) è il punteggio atteso per l'indicatore composito.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

a. Aggregazione lineare: approccio additivo

Approccio additivo classico (con assunto di omogeneità)

Tali assunti richiedono:

- indicatori elementari che contribuiscono allo stesso modo, con lo stesso peso e la stessa importanza, alla descrizione della dimensione misurata; in altre parole gli indicatori sono selezionati sulla base della loro capacità nel discriminare tra unità e non tra livelli diversi del continuum che rappresenta la variabile latente;
- livelli di classificazione dello stesso tipo per tutti gli indicatori elementari.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

a. Aggregazione lineare: approccio additivo

Approccio additivo classico (con assunto di omogeneità)

Anche se il più utilizzato, riuscire ad ottenere un indicatore composito significativo dipende dalla qualità e dall'unità di misura dei dati in quanto l'approccio additivo classico, come abbiamo visto, impone alcune restrizioni sulla natura degli indicatori elementari.

La base logica per verificare l'assunto di omogeneità dell'approccio additivo classico è **l'analisi della consistenza interna** (*Internal Consistency Analysis*, ICA. Maggino, 2004) che mira a verificare quanto bene il gruppo di indicatori elementari descrive la variabile unidimensionale latente. Tale verifica si basa sull'analisi del livello di correlazione esistente in un gruppo di indicatori misurati con la stessa scala (v. Attrezzi).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

a. Aggregazione lineare: approccio additivo

Approccio additivo (con assunto di indipendenza)

L'approccio additivo può essere applicato anche ponendo l'assunto di **indipendenza**: dato un sottoinsieme di indicatori, la funzione di aggregazione additiva è ammessa se tali indicatori sono mutualmente e preferenzialmente indipendenti.

Tale assunto è particolarmente forte e implica che il rapporto di scambio tra due indicatori sia indipendente dai valori dei rimanenti indicatori. Se, per esempio, sono coinvolte dimensioni ambientali, l'utilizzo dell'aggregazione lineare implica che tra i diversi aspetti di un ecosistema non vi sia alcun conflitto o sinergia.

Tale assunto non è però sempre semplice da soddisfare e da verificare.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

a. Aggregazione lineare: approccio additivo

Tecnicamente, l'aggregazione lineare si esprime nel modo seguente:

lineare semplice

$$CI_c = \sum_{i=1}^{n} I_{ic}$$

lineare pesato

$$CI_c = \sum_{i=1}^{n} w_i I_{ic}$$

dove

n numero di indicatori elementari

CI_c indicatore composito per il caso *c*

w_i peso associato all'*i*-esimo indicatore elementare con $\sum_{i=1}^{n} w_i = 1$ e $0 \le w_i \le 1$

Tale aggregazione può essere espressa anche in termini di media. Nel caso in cui i valori siano stati trasformati in numeri indice è consigliabile, in sostituzione della media aritmetica, utilizzare la media geometrica.

L'aggregazione lineare ha una variante nel caso in cui i valori per tutti gli indicatori elementari siano espressi come **ranghi**:

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

a. Aggregazione lineare: approccio additivo

somma semplice

$$CI_c = \sum_{i=1}^{n} rank_{ic}$$

media

$$\overline{CI}_c = \frac{CI_c}{n}$$

indice relativizzato

$$^{*}CI_c = \frac{CI_c - n}{mn - n}$$

dove

n	numero di indicatori elementari
m	numero dei casi
CI_c	indicatore composito per il caso *c*
$rank_{ic}$	rango dell'*i*-esimo indicatore elementare per il caso *c*

L'indice relativizzato varia tra 0 (migliori prestazioni) e 1 (peggiori prestazioni).

Questo approccio è detto *M-ordinamento* e consente di esprimere un ordinamento globale delle unità che tenga conto di tutti gli indicatori elementari.

Vantaggio: semplicità e indipendenza da valori anomali (*outlier*).

Svantaggio: perdita dei valori originari assoluti.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

a. Aggregazione lineare: approccio additivo

Un'altra variante è quella detta **threshold method**: si calcola la differenza tra il numero di indicatori i cui punteggi sono al di sopra o al di sotto di una soglia arbitraria (di solito la media).

Vantaggi e svantaggi: simili al metodo precedente.

$$CI_c = \sum_{i=1}^{n} \operatorname{sgn}\left[\frac{I_{ic}}{I_{EUi}} - (1+p)\right]$$

dove

n	numero di indicatori elementari
CI_c	indicatore composito per il caso *c*
p	valore soglia (scelto arbitrariamente sopra o sotto la media)

Vantaggio: semplicità e indipendenza da valori anomali (*outlier*).

Svantaggio: perdita dei valori originari assoluti.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

a. Aggregazione lineare: approccio additivo

Limiti dell'approccio additivo

Per comprendere meglio le caratteristiche dell'approccio additivo classico, vediamo di seguito la rappresentazione di una classica tabella additiva con due indicatori elementari (A e B) rispettivamente con 4 e 3 livelli:

		B		
		1	2	3
A	4	5	6	7
	3	4	5	6
	2	3	4	5
	1	1	3	4

Come si può osservare, a partire dal punteggio di sintesi non è possibile risalire al profilo dei punteggi degli indicatori elementari; infatti lo stesso punteggio per l'indicatore composito è ottenuto da combinazioni diverse dei punteggi degli indicatori elementare.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

a. Aggregazione lineare: approccio additivo

Limiti dell'approccio additivo

Poniamo di avere un indicatore composito formato da alcuni indicatori elementari quali ineguaglianza, degrado ambientale, GDP (*Gross Domestic Product* - Prodotto Interno Lordo, PIL) pro-capite e disoccupazione.

Due paesi possono presentare rispettivamente i seguenti profili rispetto agli indicatori elementari e punteggi aggregati:

A	[21,1,1,1]	6.00
B	[6,6,6,6]	6.00

I due paesi, ottengono due punteggi aggregati identici rilevando come l'indicatore composito non sia in grado di riflettere le loro diverse condizioni sociali.
Tale limite rende l'approccio additivo costantemente e completamente **compensativo** (performance basse in alcuni indicatori possono essere compensate da valori sufficientemente alti in altri indicatori).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

a. Aggregazione lineare: approccio cumulativo

A differenza di quanto abbiamo osservato in quello additivo, nell'**approccio cumulativo** gli indicatori elementari non contribuiscono allo stesso modo, con lo stesso peso e la stessa importanza, alla descrizione della dimensione misurata. Ciascun indicatore elementare discrimina i casi in punti diversi del continuum della variabile latente; in altre parole gli indicatori sono selezionati sulla base della loro capacità nel discriminare non solo tra unità ma anche tra livelli diversi del continuum che rappresenta la variabile latente.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

a. Aggregazione lineare: approccio cumulativo

Perché il punteggio composito creato con questo approccio abbia una giustificazione teorica, è necessario che vengano soddisfatti i seguenti assunti:

- *unidimensionalità*: l'insieme degli indicatori elementari esprimono la misura di una sola dimensione (misurano una sola variabile latente);
- *omogeneità*: tutti gli indicatori elementari sono rilevati con lo stesso tipo di livelli di classificazione;
- *esaustività*: l'insieme degli indicatori elementari deve rappresentare un inventario completo del dominio reale di una "dimensione" ovvero gli indicatori elementari devono ricoprire tutta la variabilità osservabile in modo da consentire una valutazione globale;
- *gradualità/scalabilità*: gli indicatori elementari devono essere scelti in modo tale che risultino essere discriminanti a livelli diversi della stessa dimensione; in altre parole deve essere possibile ordinare gli indicatori elementari secondo un livello crescente di intensità (capacità, disposizioni, difficoltà, ecc.); gli indicatori così selezionati presentano solo una parziale sovrapposizione di significato, consentendo di ottenere una *gradualità* della valutazione.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

a. Aggregazione lineare: approccio cumulativo

Tale approccio è definito deterministico in quanto prevede la definizione di un modello teorico detto modello scalare-triangolare). Questo si realizza perfettamente quando, per poter ottenere un certo risultato positivo su un indicatore, è indispensabile aver ottenuto risultati positivi sui precedenti (v. Attrezzi).

Perché il punteggio composito abbia una validità è necessario verificare l'adattamento del modello ai dati, si applica un procedimento detto *scalogram analysis* (Maggino, 2004).

Per illustrare la procedura vediamo un semplice esempio. Poniamo di avere 5 indicatori e 6 casi.

A ciascun caso e per ciascun indicatore è stato attribuito il punteggio

- "1" quando il valore ottenuto sull'indicatore è ritenuto positivo
- "0" in caso contrario.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

a. Aggregazione lineare: approccio cumulativo

Nella seguente matrice sono riportati:

- i valori ottenuti dai sei casi sui cinque indicatori,
- il valore dell'indicatore composito per ogni caso (CI),
- la proporzione di valori positivi per ogni indicatore (P).

		Indicatori					Punteggio dell'indicatore Composito (CI)
		1	2	3	4	5	
casi	a	0	1	1	1	1	4
	b	0	0	1	0	1	2
	c	0	0	0	0	1	1
	d	1	1	1	1	1	5
	e	0	0	0	0	0	0
	f	0	1	1	0	1	3
	P	0.17	0.50	0.67	0.33	0.83	

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

a. Aggregazione lineare: approccio cumulativo

Avendo selezionato gli indicatori elementari sulla base dell'assunto di *scalabilità*, si ricostruisce e si verifica tale ordine in sede d'analisi in funzione della proporzione di casi con valori positivi. A tal fine si modifica

A

la posizione degli indicatori (colonne della matrice) in modo tale che risultino ordinati secondo la proporzione di risposte positive (dalla più alta alla più bassa).

B

la posizione delle unità/casi (righe della matrice) in modo tale che risultino ordinate secondo il punteggio *CI* (dal più alto al più basso).

		indicatori					CI
		5	3	2	4	1	
casi	a	1	1	1	1	0	4
	b	1	1	0	0	0	2
	c	1	0	0	0	0	1
	d	1	1	1	1	1	5
	e	0	0	0	0	0	0
	f	1	1	1	0	0	3
P		0.83	0.67	0.50	0.33	0.17	

← A

B →

		indicatori					CI
		5	3	2	4	1	
casi	d	1	1	1	1	1	5
	a	1	1	1	1	0	4
	f	1	1	1	0	0	3
	b	1	1	0	0	0	2
	c	1	0	0	0	0	1
	e	0	0	0	0	0	0
P		0.83	0.67	0.50	0.33	0.17	

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

a. Aggregazione lineare: approccio cumulativo

I dati osservati riproducono in modo preciso il modello di *perfetta scalabilità* (triangolarità): in ogni profilo, dopo un valore negativo in un indicatore, si registrano solo valori negativi per gli indicatori più "difficili"; un punteggio di "4" indica che il caso ha valori positivi nei primi quattro indicatori ma non nell'ultimo. Quindi, a differenza del modello additivo e se il modello risulta essere verificato, il punteggio dell'indicatore composito consente di riprodurre il profilo del caso.

		indicatori					CI
		5	3	2	4	1	
casi	a	1	1	1	1	0	4
	b	1	1	0	0	0	2
	c	1	0	0	0	0	1
	d	1	1	1	1	1	5
	e	0	0	0	0	0	0
	f	1	1	1	0	0	3
P		0.83	0.67	0.50	0.33	0.17	

← A

B →

		indicatori					CI
		5	3	2	4	1	
casi	d	1	1	1	1	1	5
	a	1	1	1	1	0	4
	f	1	1	1	0	0	3
	b	1	1	0	0	0	2
	c	1	0	0	0	0	1
	e	0	0	0	0	0	0
P		0.83	0.67	0.50	0.33	0.17	

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

a. Aggregazione lineare: approccio cumulativo

In questo breve esempio il modello ideale di riferimento è stato perfettamente osservato; nella pratica è però molto difficile poter osservare una perfetta riproduzione del modello triangolare; per questo motivo, per stabilire se il modello costituisce un'adeguata rappresentazione dei dati empirici, occorre definire il livello di deviazione tollerabile (valutazione della bontà di adattamento).

Per fare ciò non basta la semplice osservazione delle distribuzioni di frequenza, occorre effettuare una validazione più approfondita, basata sui concetti di:

- *Riproducibilità*: possibilità di riprodurre per ciascun caso, a partire dal punteggio dell'indicatore composito, i valori rilevati per ciascun indicatore elementare. Per tutti i casi e tutti gli indicatori, è possibile calcolare la percentuale di riproducibilità.
- *Scalabilità*: osservazione di indicatori con intensità crescente; l'osservazione della scalabilità consente di introdurre il concetto di *predicibilità*.
- *Predicibilità*: possibilità di inferire dal valore rilevato per un caso relativamente ad un indicatore posto ad una certa soglia di intensità, il valore rilevato per l'indicatore posto al di sotto di tale soglia.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

a. Aggregazione lineare: approccio cumulativo

La *predicibilità* fra i valori registrati per gli indicatori contigui è ricavata da due diversi punti di vista:

- dall'indicatore più "facile" al più "difficile": chi non ha valore positivo per un determinato indicatore non può avere valore positivo per il successivo "più difficile";
- dal più "difficile" al più "facile": chi ha valore positivo per un indicatore deve aver valore positivo per il precedente indicatore "più facile".

Nel caso di *predicibilità* perfetta, se un caso ha valore positivo per il terzo item deve avere valore positivo necessariamente anche per il secondo e il primo.

La perfetta *scalabilità* e la perfetta *predicibilità* possono verificarsi solo nei casi in cui esistano indicatori ad intensità crescente. Per questo questo approccio, conosciuto anche con il nome del suo teorizzatore Guttman, è particolarmente adatto a misurare qualità crescenti.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

b. Approccio moltiplicativo
(aggregazione geometrica)

L'aggregazione mediante approccio moltiplicativo richiede il calcolo del prodotto degli indicatori elementari pesati e indicatori elementari misurati su scale a rapporti. Le funzioni moltiplicative non sono semplici da gestire; per tale motivo si cerca di semplificarne il trattamento trasformando i valori da aggregare in logaritmi (il prodotto di valori non è altro che la somma dei loro logaritmi). Tale procedimento deve comunque essere eseguito con una certa cautela.

Per comprendere meglio le caratteristiche dell'approccio geometrico, riprendiamo nella seguente tabella il precedente esempio:

		B		
		1	2	3
A	4	4	8	12
	3	3	6	9
	2	2	4	6
	1	1	2	3

Come si può osservare, se pur in misura minore, anche l'approccio moltiplicativo non consente, a partire dal punteggio di sintesi, di risalire al profilo dei punteggi degli indicatori elementari.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

b. Approccio moltiplicativo
(aggregazione geometrica)

Ciò rende anche la tecnica geometrica è **compensativa** se pur in misura minore rispetto al precedente approccio e soprattutto rispetto agli indicatori con valori bassi. Riprendendo l'esempio precedente, vediamo quali sono per i due paesi i rispettivi punteggi aggregati:

A	[21,1,1,1]	2.14
B	[6,6,6,6]	6.00

In termini di *policy*, e ogni volta che la compensabilità è ammessa (come nel caso degli indicatori economici puri), una unità con punteggi bassi su un indicatore avrà bisogno di un punteggio più alto sugli altri per migliorare la sua situazione.

E' per questo che l'uso di questa tecnica può risultare molto utile nell'ambito del *benchmarking* e di procedure valutative in quanto si stimolano i paesi che, per migliorare la propria posizione, sarebbero più propensi a migliorare le condizioni relative a quei settori o quelle attività i cui indicatori producono i punteggi più bassi.

E' questo uno dei motivi per cui i paesi con punteggi bassi in alcuni indicatori in genere preferiscono l'approccio lineare.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

b. Approccio moltiplicativo
(aggregazione geometrica)

Tale approccio risulta valido quando è possibile prendere in considerazione il concetto di probabilità condizionale, quando per esempio si vuole quantificare con maggiore accuratezza il rischio composito.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

c. Approccio non-compensativo
(non-compensatory multi-criteria analysis)

Come abbiamo visto , di solito si attribuiscono pesi maggiori alle componenti che sono considerate più significative nel particolare contesto rappresentato dall'indicatore composito.

Nelle aggregazioni effettuate con le tecniche additive o geometriche, i pesi associati agli indicatori elementari finiscono con non indicare l'importanza dei corrispondenti indicatori. Ciò comporta, come abbiamo visto, una logica compensativa ovvero la possibilità di dare uno svantaggio su alcune variabili attraverso un vantaggio sufficientemente grande su altre variabili.

Tale implicazione rappresenta l'esistenza di una incoerenza teorica tra il modo in cui i pesi vengono utilizzati e il loro significato teorico.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

c. Approccio non-compensativo
(non-compensatory multi-criteria analysis)

Quando

- si aggregano dimensioni molto diverse tra loro (si pensi a tale proposito agli indicatori ambientali che aggregano dati fisici, sociali ed economici),

- i pesi sono interpretati in termini di "coefficienti di importanza",

- si ritiene che un aumento nelle performance in un settore (per esempio economico) non possa compensare una perdita o un peggioramento in altri settori (per esempio coesione sociale o sostenibilità ambientale),

la costruzione di indicatori compositi dovrebbero seguire un approccio non-compensativo. Ciò può essere fatto utilizzando il ***non-compensatory multi-criteria approach*** (MCA).

Tale procedura cerca di risolvere, utilizzando una logica non-compensativa, i conflitti che possono emergere nei casi in cui, nel confrontare unità, vi sono indicatori particolarmente positivi per alcune unità ed altri che sono particolarmente positivi per altre.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

c. Approccio non-compensativo

(non-compensatory multi-criteria analysis)

Poniamo di avere le seguenti condizioni:

- un insieme di indicatori elementari **G** = $\{x_i\}$ con i=1, …, n
- un insieme di casi **M** = {c} con c=1, …, M
- la valutazione di ciascun caso c rispetto ad un indicatore elementare x_i è basata su una scala di misura ad intervallo a a rapporti,
- un valore maggiore di un indicatore elementare è preferibile rispetto ad uno minore (polarità positiva),
- un insieme di pesi (interpretati in termini di coefficienti di importanza) $w = \{w_i\}$ con i=1, …, n

  con $\sum_{i=1}^{n} w_i = 1$

Tali informazioni costituiscono la ***impact matrix***.

Il problema matematico è come utilizzare tali informazioni per ordinare i casi (dal migliore al peggiore) senza alcuna relazione di incomparabilità (*complete pre-order*).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

c. Approccio non-compensativo
(non-compensatory multi-criteria analysis)

Anche se è difficile eliminare completamente tutte le fonti di incertezza e di imprecisione, nel procedimento di aggregazione è comunque importante che sia possibile verificare le seguenti proprietà:

- intensità della preferenza (quanto il caso *a* è migliore del caso *b* rispetto all'indicatore *i*),
- numero di indicatori a favore di un dato caso,
- peso associato a ciascun indicatore,
- relazione di ciascun caso rispetto a tutti gli altri.

Il **procedimento matematico di aggregazione** può essere suddiviso in due passaggi:

a. confronto a coppie dei casi rispetto all'intero insieme di indicatori elementari,

b. ordinamento dei casi (*complete pre-order*).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

c. Approccio non-compensativo

(non-compensatory multi-criteria analysis)

Procedimento matematico di aggregazione

(a) confronto a coppie dei casi rispetto all'intero insieme di indicatori elementari

Si costruisce una matrice **E** di dimensione MxM (detta *outranking matrix*) in cui ogni elemento e_{jk} (con $j \neq k$) rappresenta il risultato del confronto tra il caso j e il caso k.

$$e_{jk} = \sum_{i=1}^{n} \left[w_i(\mathrm{Pr}_{jk}) + \frac{1}{2} w_i(In_{jk}) \right]$$

dove

$w_i(\mathrm{Pr}_{jk})$ peso dell'indicatore elementare i che presenta una relazione di preferenza

$w_i(\mathrm{Pr}_{jk})$ peso dell'indicatore elementare i che presenta una relazione di indifferenza

In pratica, il punteggio e_{jk} rappresenta la somma di tutti i pesi di tutti gli indicatori elementari per i quali il caso j è migliore del caso k.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

c. Approccio non-compensativo

(non-compensatory multi-criteria analysis)

Procedimento matematico di aggregazione

(a) confronto a coppie dei casi rispetto all'intero insieme di indicatori elementari

In tale procedimento occorre tenere presente che

$$e_{jk} + e_{kj} = 1$$

e che se due casi presentano entrambe buone performance per lo stesso indicatore, il peso sarà tra e_{jk} e e_{kj}.

Da notare che il procedimento di confronto a coppie è diverso da quello proposto *Analytical Hierarchy Processes* e dalla *Conjoint Analysis* (entrambi con logica compensativa); qui la questione è se l'indicatore *i* presenta un valore maggiore per il caso *a* o per caso *b*; in caso affermativo, è il peso dell'indicatore *i* ad entrare nel calcolo dell'importanza totale del caso *a* (coerentemente con la definizione di pesi come "misure di importanza").

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

c. Approccio non-compensativo
(non-compensatory multi-criteria analysis)

Procedimento matematico di aggregazione

(b) ordinamento dei casi (*complete pre-order*)

Dopo aver effettuato tutti i confronti accoppiati si procede all'ordinamento sulla base di un algoritmo *Condorcet-Kemeny-Young-Levenglick* (CKYL) detto anche Condorcet-type of ranking procedure" secondo la logica del complete pre-order (ovvero alcuna relazione di incomparabilità).

Poniamo di avere tre casi (*A*, *B*, *C*) e di avere i loro punteggi *e*.

E' possibile ora identificare tutte le possibili permutazioni nell'ordine delle tre unità (*ABC*, *ACB*, *BAC*, *BCA*, *CAB*, *CBA*) e calcolare per ciascuna di loro la somma ordinata dei punteggi, che per *ABC* sarà:

$$Y = e_{AB}+e_{AC}+e_{BC}.$$

Si fa questo per tutte le permutazioni e si prende come *multi-criteria case ranking* quello che presenta il punteggio *Y* più alto.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

c. Approccio non-compensativo

(non-compensatory multi-criteria analysis)

Notare che tale procedimento è basato unicamente sui pesi e sul segno della differenza tra i valori ottenuti dai casi per un dato indicatore elementare (ovvero ignorando la dimensione della differenza).

Attraverso questo metodo un caso che risulta essere marginalmente migliore su molti indicatori occuperà una posizione migliore di un caso che decisamente migliore ma su pochi indicatori.

In questo sta la proprietà non compensativa dell'approccio: non può compensare le deficienze in alcune dimensioni grazie alle performance ottenute sulle altre.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

c. Approccio non-compensativo
(non-compensatory multi-criteria analysis)

Questo metodo di aggregazione ha il **vantaggio** di:

- superare i problemi prodotti dalle procedure additive e moltiplicative
- trattare tutte le informazioni a livello ordinale (non premiando in questo modo le unità *outlier*)
- assicurare la confrontabilità degli indicatori elementari evitando qualsiasi manipolazione o normalizzazione dei dati

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

c. Approccio non-compensativo
(non-compensatory multi-criteria analysis)

Mentre ha lo **svantaggio** di:

- non considerare l'eventuale presenza di cicli/ranghi inversi nell'ordinamento finale (unità *a* prevale su *b*, *b* prevale su *c* e *c* prevale su *a*); tale svantaggio è lo stesso evidenziato, a livello di indicatori, dall'*Analytic Hierarchy Process*;
- non utilizzare informazioni riguardanti l'intensità di preferenza delle variabili (il metodo produce lo stesso valore di rango tra due unità indipendentemente dalla reale entità della differenza);
- presentare alti costi in termini di calcolo quando il numero dei casi è particolarmente alto (il numero delle permutazioni da calcolare aumenta in modo esponenziale).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

c. Approccio non-compensativo
(non-compensatory multi-criteria analysis)

Esempi

- *Assessment of potential impacts of agricultural practices on the environment: the AGRO*ECO method*
- *Quality of life: public planning and private living*

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

Attribuzione dei pesi e procedimenti di aggregazione

			PROCEDIMENTI DI AGGREGAZIONE		
			lineare	geometrica	Multi-criteria
APPROCCI PER LA DEFINIZIONE DEI PESI	Equal weighting		*	*	*
	Metodi statistici	Analisi delle Componenti Principali (Principal Component Analysis, PCA)	*	*	*
		Data Envelopment Analysis (DEA) → Benefit-Of-Doubt (BOD)	*		
		Analisi di Regressione			
		Unobserved Components Models (UCM)	*		
	Multi-attribute models	Multi-Attribute Decision Making → Analytic Hierarchy Processes (AHP),	*	*	
		Multi-Attribute Compositional Model → Conjoint Analysis (CA).	*	*	
	Metodi partecipativi	Budget Allocation (BAL)	*	*	*
		Public Opinion (PO) → sondaggi di opinione	-	-	-

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

d. Approccio tassonomico

Questo metodo è basato sulla misura delle distanze ed ha come risultato il posizionamento delle unità in una graduatoria globale e la loro contemporanea classificazione in tipologie.

Il metodo tassonomico è stato sviluppato e proposto dalla Scuola Economica di Wroclaw (in sede UNESCO) a cavallo tra la fine degli anni 60 e l'inizio degli anni 70 con strumento che ha l'obiettivo di confrontare lo sviluppo socio-economico dei diversi Paesi. La sua applicazione può essere però estesa anche ad altri, soprattutto nei casi in cui vi siano esigenze comparative a diverso livello (per esempio territoriale).

Il procedimento è definito dalle seguenti fasi:

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

d. Approccio tassonomico

I. **Identificazione degli indicatori** considerati **"stimolanti"** e quelli considerati **"ritardanti"** del fenomeno sotto studio. Tale identificazione non è né semplice né univoca. Esistono infatti dei casi in cui gli indicatori possono essere considerati indubbiamente "ritardanti" (es. tasso di mortalità infantile o tasso di analfabetismo dei Paesi) altri in cui la valutazione è dubbia (es. tasso di concentrazione urbana della popolazione).

II. **Identificazione del valore ideale** (*iv*) per ciascun indicatore elementare standardizzato considerato. Nell'identificare tale valore occorre naturalmente tenere conto della direzione espressa dai singoli indicatori elementari: è il più alto nel caso di indicatore *stimolante*, il più basso nel caso di indicatore *ritardante*. Si ottiene così un insieme di valori ideali (vettore **IV**) che definisce una **unità ideale**:

$$IV_0 = \left[iv_{01}, iv_{02}, \ldots, iv_{0n}\right]$$

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

d. Approccio tassonomico

III. **Calcolo della distanza** (D) euclidea (*) tra ciascuna unità (c) e l'unità ideale rispetto agli *n* indicatori standardizzati (z):

$$D_{c0} = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} \left(z_{ci} - iv_{0i}\right)^2}$$

Maggiore è il valore di *D* più grande è la distanza dell'unità dal riferimento ideale.

(*) Ricordiamo che il modello di distanza tra le unità *r* e *s* si definisce euclideo quando sono valide le seguenti relazioni (*p* = una qualsiasi altra unità):

$$D_{rr} = 0 \qquad D_{rs} = D_{sr} \qquad D_{rs} \leq D_{rp} + D_{ps}$$

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

d. Approccio tassonomico

IV. **Sintesi** per il caso *c* attraverso la seguente misura (CI) (detta, nel modello originario, *di sviluppo*):

$$d_c = \frac{D_{c0}}{\overline{D}_0 + 2\sigma_0}$$

dove

$\overline{D}_0$ media di tutte le distanze del caso *c* dall'unità ideale

σ_0 deviazione standard di tutte le distanze del caso *c* dall'unità ideale

Secondo il modello originario il limite di sviluppo sarà tanto più elevato quanto più l'indice tenderà a 0.

Infatti il valore di *d* va da 0 (l'unità sviluppata) a 1 (unità meno sviluppata).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

d. Approccio tassonomico

V. **Analisi tipologica:** procedimento di raggruppamento delle unità omogenee attraverso l'analisi delle distanze reciproche tra le unità con l'utilizzo di grafici tassonomici. Il procedimento tassonomico propone anche un pratico metodo per costruire, a partire dalla matrice delle distanze tra tutte le unità (simmetrica e con valori nulli in diagonale), *grafici tassonomici*. Il trattamento della matrice delle distanze consente, dopo aver ordinato tutte le coppie di distanza, di individuare gruppi omogenei (o *tipologici*) dei casi e di rappresentarli graficamente. Il metodo si presenta piuttosto semplice rispetto ad altri metodi di raggruppamento (*cluster analysis*, v. Attrezzi).

L'analisi tipologica può essere impiegata in materia di programmazione in quanto consente di definire le condizioni critiche relativamente agli indicatori e successivamente di identificare i casi o le condizioni sulle quali intervenire.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

d. Approccio tassonomico

Uno dei vantaggi dell'approccio tassonomico è rappresentato dalla contestualizzazione della scelta dei parametri per definire l'unità ideale che è rappresentata dalle condizioni migliori che ciascun indicatore elementare può raggiungere in un insieme definito di realtà socio-economiche.

E' possibile anche "costruire" i valori ideali secondo standard ritenuti ottimali o che costituiscono degli obiettivi politici. In questo caso molto poggia sulle scelte ideologiche.

Occorre comunque considerare la possibilità che l'insieme dei valori che costituiscono **l'unità ideale** corrisponda ad una combinazione che nei fatti possa risultare **irrealizzabile o incongruente** (es. coesistenza di massima estensione della rete stradale e minimo tasso di incidenti stradali).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

7 → Aggregazione degli indicatori elementari

Dopo la fase 7 il ricercatore dovrebbe avere …

- ✓ selezionato il/i metodo/i per la definizione delle procedure di aggregazione in modo appropriato rispetto alla struttura teorica di riferimento;
- ✓ considerato la possibilità di utilizzare procedure multiple;
- ✓ documentato ed esplicitato i metodi selezionati per la definizione delle procedure di aggregazione.

L'assenza di un metodo oggettivo per la determinazione dei pesi e l'individuazione di procedure di aggregazione non conduce necessariamente al rifiuto della validità degli indicatori compositi prodotti, nella misura in cui l'intero processo risulta trasparente, rispetto agli obiettivi posti.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8. Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Sensitivity analysis can be used to assess the robustness of composite indicators …

Come abbiamo visto, esistono diverse fasi nella costruzione di un indicatore composito che richiedono scelte che possono (selezione degli indicatori, scelta del metodo di relativizzazione dei dati, di imputazione dei valori *missing*, di attribuzione dei pesi).

Da tali scelte dipende in gran parte ciò che l'indicatore composito sarà in grado di misurare.

Ciò richiede una analisi della robustezza dell'indicatore composito definito al fine di verificarne il livello di dipendenza dalle scelte fatte.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

La verifica della robustezza si impone ogniqualvolta il modello adottato (nel nostro caso, il modello di costruzione di un indicatore composito) si presenta *incerto* ovvero quando esiste una possibilità di ottenere un risultato non corretto anche in presenza di corretta applicazione.

La verifica della robustezza dell'indicatore composito costruito consente di dissipare alcune delle controversie che circondano gli indicatori compositi e la loro costruzione.

Spesso infatti si discute sulla relativamente alta soggettività presente in molte fasi del procedimento di costruzione degli indicatori compositi; in particolare, le fasi che richiedono la definizione e l'adozione di assunti al fine di operare scelte che riguardano:

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

- il modello di stima dell'errore di misurazione nei dati;
- il meccanismo per includere o escludere gli indicatori nell'indice;
- il procedimento di trasformazione dei dati utilizzati nell'indicatore (scelta delle procedure per il trattamento dei dati missing, per la standardizzazione e la normalizzazione dei dati);
- il metodo per l'attribuzione dei pesi;
- il metodo di aggregazione.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Non c'è dubbio che gli assunti adottati e le decisioni prese in tali fasi possono influenzare pesantemente sia l'informazione che viene inserita nella costruzione dell'indicatore che, conseguentemente, l'informazione trasmessa dall'indicatore costruito. La soggettività richiesta mette in discussione sia la robustezza dell'indicatore che il messaggio trasmesso dall'indicatore e richiede una particolare e delicata analisi.

A questo punto dell'analisi può essere utile applicare un semplice approccio che riproduce in un *scatter-plot* i valori di output ottenuti escludendo di volta in volta un indicatore elementare per poter identificare quale influenza di più il valore finale. Tale tecnica richiede una rivalutazione dei pesi e dei valori di imputazione utilizzati.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Per poter valutare la robustezza dell'indicatore composito e incrementare e migliorare la sua trasparenza è possibile applicare in combinazione due diverse metodologie di analisi:

- ***uncertainty analysis***, che analizza come l'incertezza nei fattori di input si diffonde e si trasmette nella struttura dell'indicatore composito e influisce sui valori che produce. In altre parole, misura quanto un dato indicatore composito dipende dall'informazione che lo compone;
- ***sensitivity analysis***, che suddivide la varianza totale dell'output prodotta valutando il contributo individuale di tutte le fonti potenziali di incertezza. In teoria dovrebbero essere considerate tutte le fonti potenziali di incertezza.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

I due approcci sono trattati quasi sempre in contesti separati e nell'ambito della costruzione degli indicatori compositi, la *uncertainty analysis* è adottata e utilizzata più spesso della *sensitivity analysis* (Jamison & Sandbu, 2001).

L'utilizzo iterativo e sinergico dei due approcci di analisi nel corso dello sviluppo di un indicatore composito si è rivelato più utile e potente (v. diversi lavori di Saisana et al., 2005; Tarantola et al., 2000).

Da non trascurare è anche la possibilità di applicare tecniche come la *cluster analysis* (v. Attrezzi) che consentono di valutare delle diverse scelte sulle tipologie registrabili tra i casi osservati.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Alcuni concetti di base

Accuratezza e precisione

Il termine "incertezza" (*uncertainty*) è un termine utilizzato in numerosi campi del sapere scientifico e non (filosofia, statistica, economia, finanza, assicurazioni, psicologia, ecc.). Esso si applica alle previsioni di eventi futuri o a misurazioni già fatte.

E' inoltre necessario distinguere il concetto di ***incertezza*** da quello di ***rischio***: in questo ultimo caso si parla di incertezza basata su una quantità determinabile (probabilità):

rischio = (probabilità che un evento si verifiche) X (conseguenze se si verifica)

All'incertezza, d'altra parte, non è possibile assegnare tale valore di probabilità. Inoltre, non sempre può essere ridotta significativamente cercando di acquisire più informazioni sul fenomeno in questione e sulle cause.

In particolare, in statistica il rischio rappresenta una incertezza che può essere matematicamente calcolata (osservando per esempio i comportamenti passati) o almeno stimata (definendo particolari scenari).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Alcuni concetti di base

Accuratezza e precisione

Può essere utile, per introdurre il concetto di incertezza, fare riferimento ad altri concetti quali l'accuratezza e la precisione. In statistica si definisce

- **accuratezza** il grado di conformità di una quantità misurata/calcolata al suo reale e vero valore (veridicità),

- **precisione** (chiamata anche riproducibilità e ripetibilità) il grado in cui misurazioni o calcoli successivi mostrano lo stesso risultato o risultati simili.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Alcuni concetti di base

Accuratezza e precisione

La precisione viene distinta in:

- *ripetibilità*, che deve essere fissata da una serie di regole che consentano la sua applicazione il più possibile standardizzata;
- *riproducibilità*, ovvero la possibilità di ripetere una procedura di misurazione sugli stessi oggetti in diverse occasioni riuscendo ad ottenere gli stessi valori (*robustezza* e *stabilità*).

I risultati di una misurazione o di un calcolo possono avere una delle due caratteristiche o nessuna delle due; nel caso in cui un risultato sia accurato e preciso è detto **valido**.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Alcuni concetti di base

Accuratezza e precisione

La differenza tra accuratezza e precisione può essere spiegata attraverso l'esempio del bersagio. Le misure ripetute possono essere paragonate a delle frecce lanciate verso un **bersaglio**.

Quando tutte le frecce occupano un'area molto ristretta, le misurazioni saranno considerate precise anche se tale area non è vicina al centro.

Se le frecce non sono vicine tra di loro non potranno essere tutte vicino al centro. Ovvero, è impossibile raggiungere accuratezza nelle misurazioni individuali senza precisione.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Alcuni concetti di base

Accuratezza e precisione

L'**accuratezza** descrive la vicinanza delle frecce al centro del bersaglio. Le frecce che si posizionano più vicine al centro sono considerate più accurate. Più un sistema di misurazione è vicino al valore accettato, maggiore sarà considerata la sua accuratezza.

Alta accuratezza, bassa precisione

La **precisione** è la dimensione dell'area occupata dalle frecce. Quando si lancia una sola freccia, la precisione è la dimensione dell'area che ci si dovrebbe aspettare se si ripetesse il lancio molte volte nelle stesse condizioni.

Alta precisione, bassa accuratezza

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Alcuni concetti di base

Quantificare accuratezza, precisione e incertezza

Assumendo misure ripetute, l'incertezza della misurazione è indicata come il *range* dei valori che sono molto probabilmente vicini al valore vero. Maggiore è il numero delle ripetizioni, più affidabile sarà la stima.

Nel caso di misure ripetute, si assume che la distribuzione dei loro valori sia *normale* e che il valore vero sia quello che presenta la frequenza più alta o, meglio, che tale valore sia quello con la probabilità più alta di avvicinarsi a quello vero.

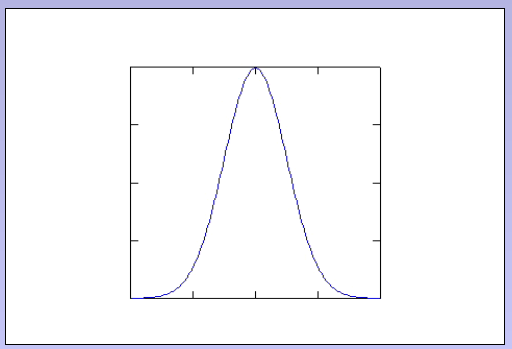
In altre parole le misure rilevate si distribuiscono con maggiore frequenza intorno al valore del punteggio vero e simmetricamente al di sopra e al di sotto del punteggio vero (come nella seguente figura); in particolare gli errori positivi compensano gli errori negativi (anche se ciò non è sempre vero); maggiore è l'estensione della distribuzione dei punteggi ottenuti e l'oscillazione dei punteggi osservati intorno al punteggio medio (considerato stima del punteggio vero), maggiore è l'ampiezza dell'errore.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Alcuni concetti di base

Quantificare accuratezza, precisione e incertezza



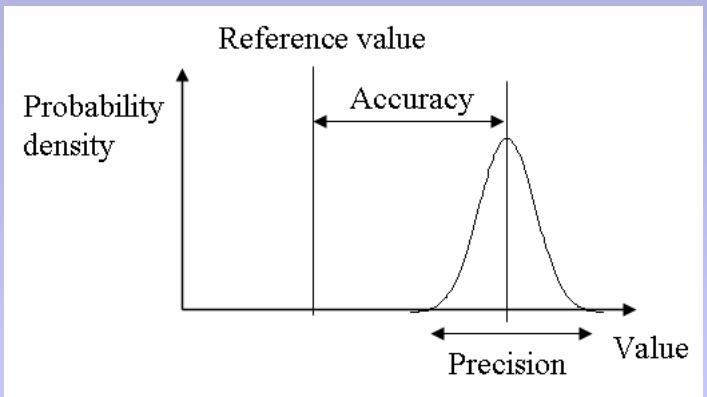
La deviazione standard delle misure ripetute ci darà una stima dell'incertezza. In particolare, conoscendo la media delle misure ripetute, si può dire che la misurazione ha un'incertezza uguale all'errore standard (deviazione standard diviso per la radice quadrata del numero di misurazioni).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Alcuni concetti di base

Quantificare accuratezza, precisione e incertezza



La differenza tra la media delle misure ripetute e il valore di riferimento (vero) rappresenta l'errore sistematico (bias).

Stabilire e correggere il bias è necessario per il procedimento di **calibrazione** e per verificare l'effetto combinato di accuratezza e precisione.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Alcuni concetti di base

Errori e residui

In statistica, i concetti di **errore** e di **residuo** vengono facilmente confusi tra loro.

Errore: rappresenta la quantità per la quale una osservazione differisce dal suo valore atteso (vero); il valore atteso di solito è sconosciuto e riguarda l'intera popolazione da cui l'unità statistica è stata casualmente estratta. L'errore non è osservabile. Esso è misurabile come la differenza tra il valore di una unità campionaria e la media della popolazione (non nota) è un **errore**. La somma degli errori non è necessariamente uguale a zero. Gli errori *sono indipendenti* (con campioni causali).

Residuo: rappresenta una stima osservabile dell'errore non osservabile. La media campionaria è utilizzata come stima della media della popolazione. Il residuo è osservabile. Esso è misurabile come la differenza tra il valore di una unità campionaria e la media del campione è un residuo. La somma dei residui in un campione casuale è uguale a zero. I residui *non sono necessariamente indipendenti*.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Alcuni concetti di base

Propagazione dell'incertezza

In statistica, la **propagazione dell'incertezza** (o **propagazione dell'errore**) rappresenta l'effetto dell'incertezza (errore) di ciascuna delle variabili sull'incertezza di una funzione basata sull'insieme delle variabili.

Ciascuna delle variabili quindi presenta una propria varianza (incertezza). La combinazione delle varianze costituisce la propagazione delle incertezze. Ciò avviene attraverso la funzione che mette in relazione le componenti con il risultato della misurazione.

L'incertezza combinata di misurazione è data dalla radice quadrata della varianza ottenuta.

La forma più semplice è rappresentata dalla deviazione standard di una osservazione ripetuta.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Uncertainty Analysis e Sensitivity Analysis

Il procedimento

La robustezza dei risultati dell'indicatore composito viene valutata verificando e confrontando le possibili diverse performance che si sarebbero ottenute prendendo decisioni diverse in diversi punti dell'analisi.

Dal punto di vista logico il procedimento equivale alla definizione per ciascuna unità di diversi ***scenari*** nella produzione del valore per l'indicatore composito. Ciascuno degli scenari corrisponde al valore che l'indicatore composito avrebbe avuto se si fossero operate scelte diverse nei diversi momenti della costruzione dell'indicatore. Successivamente l'obiettivo è di identificare quanto il risultato (o del modello) è sensibile a cambiamenti dei diversi parametri che lo definiscono. Un piccolo cambiamento rivelano bassa sensibilità del parametro.

Tale approccio si inserisce nel più ampio settore della ***what-if analysis*** di un modello ("che cosa succederebbe al risultato se inserissimo un particolare cambiamento ad un parametro?").

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Uncertainty Analysis e Sensitivity Analysis

Il procedimento
uncertainty analysis

In generale, il migliore approccio per valutare le incertezze presenti in un modello è quello di definire un modello di valutazione ovvero un processo che consente di mettere a confronto

(a) le performance del modello su molti e diversi dataset (difficilmente adottabile)

(b) le diverse performance di modelli alternativi (definiti attraverso la selezione di parametri diversi); a tale proposito ricordiamo l'approccio Monte Carlo che è basato sulla valutazione multipla del modello selezionato con *k* casuali fattori di incertezza.

I risultati di tale analisi riportano i *limiti di incertezza* il *range* all'interno del quale ricade il valore dell'indicatore composito per ciascuna unità ovvero : maggiore è il *range* maggiore è l'incertezza.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Uncertainty Analysis e Sensitivity Analysis

Il procedimento
sensitivity analysis

Dopo aver verificato la presenza e il livello di incertezza nel valore dell'indicatore composito ottenuto per ciascuna unità, è utile quantificare quanto dell'incertezza riscontrata è attribuibile a ciascun fattore.

In pratica si tratta di suddividere la varianza totale dell'output prodotta valutando il contributo individuale di tutte le fonti potenziali di incertezza.

I risultati di tale analisi riportano il *livello di sensibilità* per ciascuna delle fonti di incertezza. Il livello di sensibilità esprime quanta (per una certa unità) incertezza nell'indicatore composito sarebbe ridotta se quella particolare fonte di incertezza per l'input fosse rimossa.

I risultati dell'analisi di sensibilità sono spesso presentati nella forma di *scatter-plot* in cui si mostrano in ordinata i valori dell'indicatore composito e in ascisse ciascuna fonte di incertezza nell'input. Gli *scatter-plot* sono utili per osservare la presenza di modelli nelle relazioni tra input-output.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Uncertainty Analysis e Sensitivity Analysis

Il procedimento

Dal punto di vista pratico, l'analisi procede secondo i seguenti passaggi:

(a) individuazione di tutti i fattori di incertezza;

(b) specificazione di una distribuzione di probabilità e dei corrispondenti range dei possibili valori per ciascuno dei fattori di incertezza;

(c) applicazione di procedure analitiche o numeriche e propagazione dell'incertezza al interno modello (indicatore composito) per produrre una distribuzione di probabilità del modello;

(d) determinazione dell'intervallo di confidenza;

(e) selezione di un metodo per valutare l'influenza o la relativa importanza (livelli di sensibilità) di ciascun fattore di incertezza (*sensitivity analysis*);

(f) presentazione dei risultati.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Uncertainty Analysis e Sensitivity Analysis

Il procedimento
(a) individuazione dei fattori di incertezza

Nella costruzione di un indicatore composito è possibile individuare i seguenti fattori di incertezza:

- inclusione e esclusione di indicatori elementari (nel caso vi siano state diverse possibilità),
- definizione dell'errore di misurazione (stima della errore standard),
- schema di imputazione dei dati *missing*,
- metodo di normalizzazione dei dati,
- approccio per la definizione dei pesi,
- approccio per l'aggregazione.

Ciò consente di identificare tutte le possibili fonti di incertezza dette ***input factor***.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Uncertainty Analysis e Sensitivity Analysis

Il procedimento
(b) specificazione della distribuzione di probabilità

E' necessario assegnare a ciascuno dei fattori di incertezza una distribuzione di probabilità. L'individuazione di tale distribuzione può scaturire da una precedente fase sperimentale oppure – più frequentemente – da una valutazione fatta dall'analista.

Per poter individuare la distribuzione è necessario conoscere il range dei possibili valori del fattore; con:

- incertezza bassa (*range* non superiore a 10), si può adottare una distribuzione uniforme,

- incertezza alta (*range* superiore a 10), è consigliabile adottare una distribuzione di probabilità dei logaritmi dei valori del fattore,

- informazioni più dettagliate sui dati, è possibile adottare altre distribuzioni (normale, gamma, beta, Poisson, Weibul, o distribuzioni discrete.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Uncertainty Analysis e Sensitivity Analysis

Il procedimento
(b) specificazione della distribuzione di probabilità

Nel caso esistano dubbi riguardo l'effetto delle diverse distribuzioni adottabili, è possibile assumere diverse distribuzioni per analizzarne gli effetti (*incertezza dell'incertezza*).

In generale, comunque, tenendo costanti media e varianza di tali possibili distribuzioni, l'effetto di tale scelta sulla valutazione dell'incertezza totale (ovvero sulla determinazione dell'intervallo di confidenza) è piuttosto limitato. Ciò vale soprattutto quando non esistono fattori che dominano l'incertezza nel modello e quando esiste poca interdipendenza tra i fattori individuati.

La determinazione del *range* e della distribuzione di probabilità per ciascun fattore richiede un alto livello di competenza: infatti le informazioni richieste per quantificare l'incertezza non sempre possono essere ottenute direttamente da riferimenti oggettivi già presenti.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Uncertainty Analysis e Sensitivity Analysis

Il procedimento
(c) propagazione dell'incertezza

Per procedere alla analisi della propagazione dell'incertezza è possibile scegliere tra

- procedimenti analitici
- procedimenti numerici.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Uncertainty Analysis e Sensitivity Analysis

Il procedimento
(c) propagazione dell'incertezza

metodi analitici (equazioni algebriche)

Sono più efficienti (veloci e semplici) nel caso in cui

- i fattori presentino distribuzioni simili e

- il modello di incertezza è piuttosto semplice (per esempio, modello additivo: la media del risultato è uguale alla somma delle medie di ciascun fattore).

L'approccio analitico più utilizzato è la propagazione della varianza.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Uncertainty Analysis e Sensitivity Analysis

Il procedimento
(c) propagazione dell'incertezza

metodi numerici

Sono più efficienti (veloci e semplici) nel caso in cui i fattori presentino distribuzioni diverse e il modello di incertezza è piuttosto complesso.

Tra le tecniche adottabili ricordiamo:

- simulazione Monte Carlo: la tecnica numerica più comunemente applicata;
- analisi di incertezza differenziale: per stimare l'incertezza si utilizzano le derivate parziali del modello;
- metodi non probabilistici (della tipologia *fuzzy* o legati alla teoria della possibilità);
- analisi di primo ordine che utilizza le espansioni Taylor: basati su implementazioni computerizzate di approcci matematici utilizzati per formulare soluzioni analitici legati al secondo agli approcci differenziali.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Uncertainty Analysis e Sensitivity Analysis

Il procedimento
(c) propagazione dell'incertezza

metodi numerici: simulazione Monte Carlo

L'analisi detta simulazione Monte Carlo viene eseguita utilizzando uno dei seguenti approcci procedimenti di campionamento casuale:

1. Simple Random Sampling (SRS): a partire da ciascuna delle distribuzioni specificate per i fattori di incertezza viene estratto un valore casuale e successivamente si calcola una unica stima; il procedimento viene ripetuto per un numero definito di iterazioni; si ottiene così una distribuzione di probabilità del modello; se la dimensione del campione finale è di poche migliaia, tale approccio si rivela meno efficiente del successivo.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Uncertainty Analysis e Sensitivity Analysis

Il procedimento
(c) propagazione dell'incertezza

metodi numerici: simulazione Monte Carlo

L'analisi detta simulazione Monte Carlo viene eseguita utilizzando uno dei seguenti approcci procedimenti di campionamento casuale:

2. *Latin Hypercube Sampling* (LHS): la distribuzione di probabilità di ciascun parametro viene suddivisa in sezioni di probabilità uguale; il numero delle sezioni è uguale al numero definito di iterazioni. Un numero casuale viene estratto da ciascuna sezione che quindi viene successivamente esclusa dell'analisi successiva. In alternativa, si può individuare il punto mediano della sezione. I parametri (media e varianza) della distribuzione dei valori casuali ottenuti raggiungono abbastanza rapidamente una stabilità.

Esistono diversi supporti informatici che consentono di eseguire tali analisi tra cui MOUSE, TAM3, PRISM, Crystal Ball, @RISK, ORMONTE, GENII/SUNS.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Uncertainty Analysis e Sensitivity Analysis

Il procedimento
(d) determinazione dell'intervallo di confidenza

Per ciascuna unità si mettono a confronto il valore dell'indicatore composito con i valori ottenuti con le diverse estrazioni.

In pratica si procede alla presentazione - per ciascuna unità – della distribuzione ottenuta al precedente passaggio, dei suoi parametri (media, mediana, varianza) e del valore realmente registrato: maggiore è il *range*, maggiore è la differenza tra il valore osservato e la mediana dei valori casuali, maggiore è l'incertezza del valore per quella unità (valore detto "volatile").

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Uncertainty Analysis e Sensitivity Analysis

Il procedimento
(d) determinazione dei livelli di sensibilità

La scelta di un metodo di *sensitivity analysis* dipende in gran parte:

- dalla sensibilità della misura impiegata,
- dalla variazione dei parametri del modello,
- dal livello di accuratezza desiderato nelle stime della misura di sensibilità,
- dal costo di calcolo richiesto.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Uncertainty Analysis e Sensitivity Analysis

Il procedimento
(d) determinazione dei livelli di sensibilità

Nel caso degli indicatori compositi occorre tenere presente che tutti i punteggi ottenuti sono considerati funzioni non-lineari dei fattori di incertezza.

Infatti, quando si prendono in considerazione simultaneamente molti fattori di incertezza stratificati, il modello - rappresentato dall'indicatore composito – è non-lineare (non-additivo) a causa delle interazioni tra i fattori di incertezza.

In presenza di modelli non-lineari, occorre applicare tecniche di analisi di sensibilità robuste in particolare "*model-free variance based techniques*".

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Uncertainty Analysis e Sensitivity Analysis

Il procedimento
(e) determinazione dei livelli di sensibilità

I "*model-free variance based techniques*" presentano alcuni importanti vantaggi quando applicati nell'ambito delle verifica della robustezza di indicatori compositi:

- consentono l'esplorazione dell'intero *range* di variazione dei fattori di incertezza invece che semplicemente campionare i fattori rispetto a un numero limitato di valori (come invece succede con altre tecniche);
- sono quantitative e consentono di distinguere tra effetti principali (primo ordine) e effetti di interazione (secondo ordine e superiori);
- sono semplici da interpretare e da spiegare;
- consentono una analisi di sensibilità in cui i fattori di incertezza vengono trattati in gruppo e non individualmente.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Uncertainty Analysis e Sensitivity Analysis

Il procedimento
(f) risultati

Vediamo un esempio di presentazione dei risultati:

Tratto da: Nardo M., M. Saisana, A. Saltelli and S. Tarantola (EC/JRC), A. Hoffman and E. Giovannini (OECD) (2005) *Handbook on Constructing Composite Indicators: Methodology and Userguide*, OECD, Statistics Working Paper

(http://www.oecd.org/std/research oppure http://farmweb.jrc.cec.eu.int/CI/)

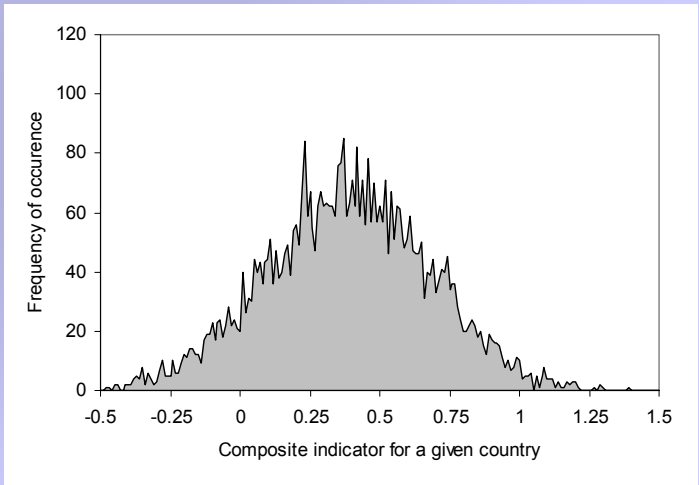
Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Uncertainty Analysis e Sensitivity Analysis

Il procedimento
(f) risultati: *Uncertainty Analysis*

distribuzione dei punteggi dell'indicatore composito per ciascuna unità



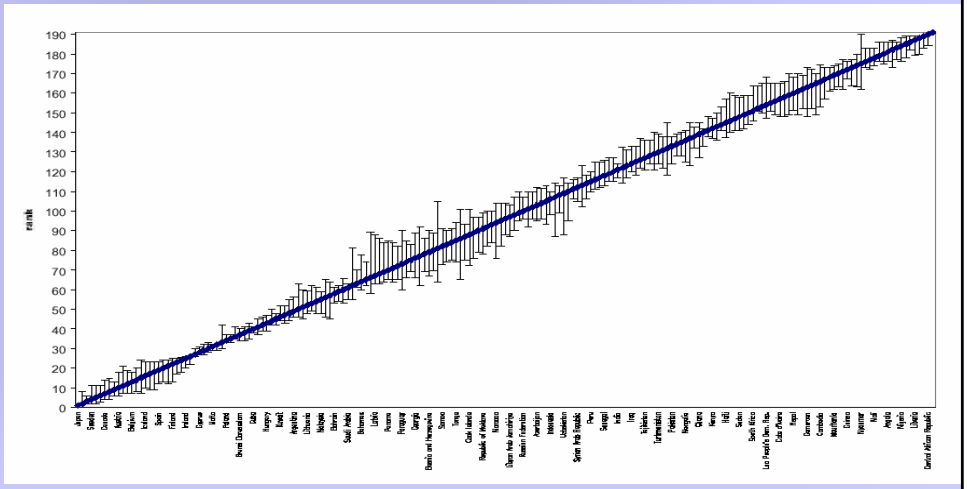
Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Uncertainty Analysis e Sensitivity Analysis

Il procedimento
(f) risultati: *Uncertainty Analysis*

confronto delle distribuzioni dei punteggi dell'indicatore composito tra tutte le unità



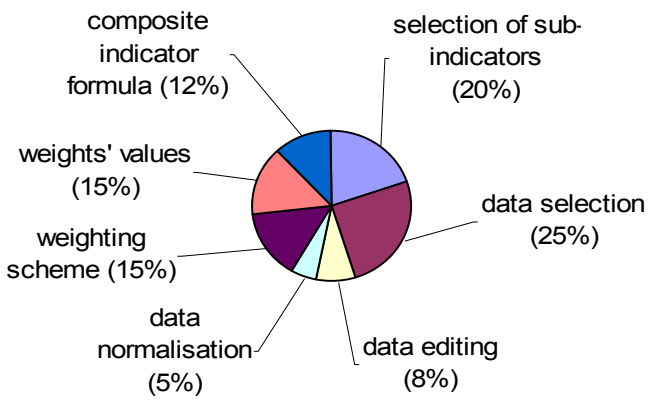
Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Uncertainty Analysis e Sensitivity Analysis

Il procedimento
(f) risultati: *Sensitivity Analysis*

contributo di ciascun fattore di incertezza alla varianza totale (incertezza totale) per ciascuna unità



Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Osservazioni conclusive

Il procedimento di verifica della robustezza dell'indicatore composito ha consentito di

- valutare l'applicabilità del modello
- determinare i parametri per cui è importante avere valori più accurati,
- comprendere il comportamento del sistema che è stato modellato,
- determinare la prossimità del modello con il processo sotto studio,
- determinare la qualità della definizione del modello,
- determinare I fattori che più di altri contribuiscono alla variabilità dell'output,
- determinare la regione nello spazio dei fattori di input per I quali la variazione del modello è massima.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Osservazioni conclusive

Tale approccio, molto popolare nelle applicazioni finanziarie, di analisi del rischio, nelle reti neurali ed in qualsiasi altra area vengano sviluppati modelli, è scarsamente presa in considerazione negli studi relativi allo sviluppo di un indicatore composito.

Tale procedimento si pone nell'ottica del miglioramento dei dati che compongono gli indicatori compositi.

A tale proposito ricordiamo che nell'ambito del Programma di Sviluppo delle Nazioni Unite (*United Nations Development Program*) fin dagli inizi degli anni 90 si incoraggia il miglioramento della qualità degli indicatori che vanno costituiscono l'indice di sviluppo umano (*Human Development Index*) sulla base del concetto che "sapere che nessun indice può essere migliore dei dati che utilizza non è un buon motivo per non costruire indici compositi ma per migliorare i dati che li compongono".

Nel confermare la indubbia importanza della verifica della robustezza degli indicatori compositi, è importante però non enfatizzare troppo questo tipo di analisi. Nel definire e scegliere i fattori di incertezza si corre il rischio di selezionare fattori (e livelli dei fattori) che non sarebbero comunque "accettabili" e "plausibili" se si tentasse di applicarli alla situazione in cui si muove l'indicatore e al tipo di dati a disposizione.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

8 → Verifica della robustezza dell'indicatore composito

Dopo la fase 8 il ricercatore dovrebbe aver …

- ✓ identificato le fonti di incertezza nello sviluppo dell'indicatore composito;
- ✓ validato l'impatto delle incertezze/assunti sul risultato finale;
- ✓ condotto una *sensitivity analysis* per evidenziare quali fonti di incertezza sono più influenti nel determinare i valori dell'indicatore composito per ciascuna unità.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

9. Verifica della validità dell'indicatore composito

Copyright (c) 2006 F. Maggino

9 → Verifica della validità dell'indicatore composito

Composite indicators have to measure what they suppose to measure ….

Dovrebbero essere fatti tentativi per cercare di correlare ciascun indicatore composito con altri indicatori pubblicati per

- identificare e misurare la presenza di eventuali legami in termini di strettezza (correlazione) e di forma (regressione)
- verificare la capacità discriminante dell'indicatore composito.

Ciò consente di valutare il livello di validità dell'indicatore.

Verificare la validità significa verificare che la definizione operativa del concetto alla base dell'indicatore composito sia in grado di individuare relazioni significative tra referenti empirici e concetto in esame.

Dal punto di vista statistico ciò viene fatto attraverso la correlazione tra l'indicatore in questione e un'altra misura o altre misure dette "misure-criterio".

Copyright (c) 2006 F. Maggino

9 → Verifica della validità dell'indicatore composito

E' possibile distinguere diversi tipi di validità cui corrispondono metodi diversi di verifica; vediamoli schematicamente:

Soft (*translation validity*)	L'operazionalizzazione rappresenta un buon riflesso del costrutto	a. *face validity/conceptual validity*: apparente, logica, concettuale
		b. *content validity*: di contenuto, intrinseca, circolare, rilevante, rappresentativa
		c. *construct validity*: della struttura, di costrutto, teorica, caratteristica, fattoriale
Hard (*criterion related validity*)	L'operazionalizzazione funziona in modo predittivo rispetto ad altre operazionalizzazioni	d. *criterion validity*, empirica, statistica, correlata al criterio: ○ concurrent validity ○ predictive validity
		e. *convergent validity*: convergente
		f. *discriminant validity*: discriminante

Copyright (c) 2006 F. Maggino

9 → Verifica della validità dell'indicatore composito

Tipi di verifiche

a. Face validity

È determinata dalla significatività apparente ed esteriore che una indicatore presenta, da cui il nome; per valutarla si richiedono giudizi di esperti relativamente alla validità che sembrano avere sia l'indicatore composito che le misure che lo compongono.

b. Conceptual validity

L'indicatore dovrebbe misurare solo quello ciò per cui è stato disegnato. Tutti i sub-indicatori dovrebbero essere accuratamente esaminati per il significato dei loro termini e per le assunzioni o implicazioni che essi dovrebbero coinvolgere.

c. Content validity

Un indicatore composito ha validità di contenuto quando i sub-indicatori che lo compongono rappresentano in modo accurato l'universo di contenuto misurato ovvero sono rappresentativi della realtà che intendono misurare. Anche questo tipo di validità richiede il giudizio di esperti.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

9 → Verifica della validità dell'indicatore composito

Tipi di verifiche

d. Construct validity

È data dal livello in cui l'indicatore misura accuratamente il costrutto teorico che interessa misurare; il costrutto può essere considerato un'ipotesi o una spiegazione di un qualche fenomeno.

Essa è verificata praticamente se la relazione tra l'indicatore ed altri indicatori connessi o relativi alla formulazione teorica risultano statisticamente significativi ed aventi la relazione attesa.

Poniamo, per esempio, di voler costruire un indicatore di razzismo (misurato soggettivamente); secondo l'ipotesi, l'indicatore sarà una buona misura di razzismo, ovvero avrà validità di costrutto, se risulterà essere inversamente correlato con un indicatore di autostima; per poter procedere in questo modo è necessario assumere che la teoria sia corretta, ovvero che esista una relazione tra autostima e razzismo

Copyright (c) 2006 F. Maggino

9 → Verifica della validità dell'indicatore composito

Tipi di verifiche

e. Criterion validity

È determinata osservando quanto l'indicatore correla con un'altra misura che il ricercatore ritiene valida nel misurare lo stesso costrutto; la verifica di tale validità è fatta a partire dalla sua adeguatezza nel correlare con un criterio esterno. L'osservazione di una relazione statisticamente significativa è considerata verifica della validità. Se il criterio esterno è misurato:

- contestualmente → **concurrent validity**

- successivamente → **predictive validity** (capacità dell'indicatore di fare previsioni accurate e di predire il criterio esterno).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

9 → Verifica della validità dell'indicatore composito

Tipi di verifiche

f. Convergent validity

È determinata confrontando e correlando i punteggi ottenuti con l'indicatore da validare con quelli ottenuti con la misura di un altro costrutto, teoricamente legato al primo. La possibilità di verificare la validità convergente dipende quindi dall'esistenza di costrutti, e relative misure, legati con quello misurato.

g. Discriminant validity

È speculare alla validità convergente; essa è alta quando l'indicatore da validare non correla con le misure di altri costrutti, teoricamente distinti dal primo o quando riesce a distinguere livelli diversi nei punteggi (ovvero a discriminare tra – per esempio – gruppi diversi, maschi-femmine).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

9 → Verifica della validità dell'indicatore composito

Tipi di verifiche

Nel procedere alla valutazione della validità dell'indicatore composito attraverso la sua relazione con altri indicatori compositi occorre verificare se qualche sub-indicatore sia presente in entrambe le misure correlate. Ciò può condurre ad una sovrastima della correlazione. In questi casi il sub-indicatore presente in entrambe le misure dovrebbe essere rimosso prima del calcolo della correlazione.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

9 → Verifica della validità dell'indicatore composito

Dopo la fase 9 il ricercatore dovrebbe aver …

- ✓ correlato l'indicatore composito con altri fenomeni che si ritiene siano legati a quello misurato;
- ✓ verificato i legami con variazioni e livelli diversi nei punteggi dell'indicatore composito;
- ✓ documentato e spiegato le correlazioni e i risultati ottenuti.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

10. Verifica della capacità selettiva dell'indicatore composito

Copyright (c) 2006 F. Maggino

10 → Verifica della capacità selettiva dell'indicatore composito

La verifica della capacità selettiva di un indicatore composito consiste nell'analisi della sua **capacità di discriminare tra casi o gruppi**.

Inizialmente tale analisi può prendere l'avvio dall'osservazione della distribuzione dei casi lungo il continuum dell'indicatore.

A tale proposito si pensi ad un ipotetico indicatore di progresso che potrebbe risultare significativamente in grado di distinguere tra gruppi di paesi ma non essere in grado di discriminare all'interno di ciascun gruppo. Ciò potrebbe essere il segnale di un indicatore non discriminante in tutti i punti del suo continuum.

Successivamente, tale analisi può procedere utilizzando approcci diversi:

a. test statistici di verifica dell'ipotesi
b. coefficienti di discriminazione
c. individuazione di valori-soglia (*cut-point* o *cut-off*)

Copyright (c) 2006 F. Maggino

10 → Verifica della capacità selettiva dell'indicatore composito

Verifica attraverso test statistici

Per verificare la capacità discriminante dell'indicatore composito si può procedere al confronto delle performance di gruppi differenti definiti rispetto a particolari variabili di base (*comparative analysis*) e appartenenti a campioni probabilistici, utilizzando **test statistici di significatività** (Maggino, 2005).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

10 → Verifica della capacità selettiva dell'indicatore composito

Verifica attraverso test statistici

La scelta del test statistico

I test statistici sono numerosi ma non possono essere applicati a tutte le situazioni; ognuno di essi richiede che siano rispettate alcune condizioni di applicazione. Solo se nell'applicazione del test vengono rispettate tali condizioni i risultati ottenuti possono essere considerati validi. Infatti qualsiasi conclusione fatta tramite un test è logicamente e implicitamente preceduta dalla seguente affermazione: *se il modello statistico applicato e la misura utilizzata sono corretti, allora ….* Per questo motivo i criteri che occorre considerare nella scelta del test statistico sono principalmente

- il livello di misurazione,
- il modello statistico,
- la potenza, la forza e la potenza-efficienza del test.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

10 → Verifica della capacità selettiva dell'indicatore composito

Verifica attraverso test statistici

La scelta del test statistico

Il livello di misurazione.

Nella scelta del test statistico è molto importante considerare il modo in cui sono stati misurati i dati. Come si è già visto la misurazione è quella procedura che permette di rappresentare una osservazione relativamente a ciò che si vuole studiare: è il confronto dell'unità osservata con l'unità di misura predisposta. Può essere utile a questo punto sintetizzare le caratteristiche dei quattro livelli di misurazione riportando per ognuno di essi le statistiche applicabili ai dati misurati.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

10 → Verifica della capacità selettiva dell'indicatore composito

Verifica attraverso test statistici

La scelta del test statistico

Il modello statistico.

Comprende la natura della popolazione da cui è stato tratto il campione e il metodo di campionamento adottato e si riferisce all'applicabilità del modello statistico su cui il test è basato; relativamente al modello statistico e agli assunti da soddisfare, i test possono essere distinti in due gruppi:

Copyright (c) 2006 F. Maggino

10 → Verifica della capacità selettiva dell'indicatore composito

Verifica attraverso test statistici

La scelta del test statistico

Il modello statistico.

1. Test parametrici: fanno parte di questo gruppo i test più potenti; per poterli applicare è necessario soddisfare assunti riguardanti il campione e i parametri della popolazione da cui è estratto il campione:
    - indipendenza delle osservazioni
    - popolazioni normalmente distribuite
    - popolazioni con uguale varianza
    - variabili misurate su scala ad intervalli; infatti nel calcolo dei test parametrici occorre effettuare determinate operazioni numeriche possibili solo su dati veramente quantitativi (occorre per esempio calcolare medie, deviazioni standard, ecc.). La significatività dei risultati di un test parametrico dipende dalla validità di questi assunti.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

10 → Verifica della capacità selettiva dell'indicatore composito

Verifica attraverso test statistici

La scelta del test statistico

Il modello statistico.

2. Test non-parametrici: per utilizzare questi test non è necessario soddisfare assunti restrittivi riguardanti la natura e i parametri della popolazione da cui è estratto il campione. Gli assunti dei test appartenenti a questo gruppo riguardano l'indipendenza delle osservazioni e la continuità nella distribuzione delle variabili. Tali test risultano particolarmente utili in quanto possono essere applicati su dati non necessariamente numerici, particolarmente ricorrenti nelle indagini riguardanti fenomeni sociali, psicologici, pedagogici, ecc.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

10 → Verifica della capacità selettiva dell'indicatore composito

Verifica attraverso test statistici

La scelta del test statistico

Il modello statistico.

Come si è detto, i test parametrici sono i più potenti (quando sono soddisfatti tutti i loro assunti). In genere si ricorre ai test non-parametrici quando gli assunti dei test parametrici non possono essere soddisfatti; in questi casi si cerca di aumentare in maniera appropriata la dimensione del campione. In determinate situazioni è possibile cercare di trasformare le variabili non metriche in metriche o adattare/approssimare la distribuzione osservata ad una distribuzione normale standard

In generale quando è possibile rispondere agli assunti del modello dei test parametrici (compreso quello relativo alla robustezza della misurazione) è svantaggioso applicare i test non parametrici in quanto tale applicazione porta ad uno spreco di informazioni contenute nei dati. Il livello di tale spreco è espresso dalla potenza-efficienza del test non parametrico.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

10 → Verifica della capacità selettiva dell'indicatore composito

Verifica attraverso test statistici

La scelta del test statistico

Il modello statistico.

L'uso dei test non-parametrici può comunque risultare vantaggioso per diversi motivi:

1. con essi è possibile verificare l'esatta probabilità di *H0* senza fare particolari considerazioni (assunti) sul tipo di distribuzione della popolazione da cui è estratto il campione; nel caso di grossi campioni si fa riferimento a delle approssimazioni;
2. se la dimensione del campione è molto piccola non esistono test parametrici alternativi;
3. al contrario dei test parametrici, esistono test non-parametrici in grado di trattare campioni composti da osservazioni estratte da popolazione con diversi tipi di distribuzioni;
4. i test non-parametrici possono trattare dati misurati su scale di tipo ordinale o nominale (nessun tecnica parametrica è in grado di farlo);

Copyright (c) 2006 F. Maggino

10 → Verifica della capacità selettiva dell'indicatore composito

Verifica attraverso test statistici

La scelta del test statistico

Il modello statistico.

5. l'applicazione dei test non parametrici è relativamente più semplice di quella dei test parametrici in quanto, pur senza ricorrere ad applicazioni matematiche complesse, sono sviluppati in maniera rigorosa; inoltre essi presentano una minore difficoltà nel calcolo e consentono una applicazione agevole e veloce;
6. è possibile analizzare dati che, pur se misurati con scale quantitative, contengono valori isolati ed estremi (*outlier*). L'analisi dei dati che presentano tali valori può prevedere
   - la loro eliminazione
   - l'applicazione di particolari trasformazioni per ridurre la loro influenza (come l'attribuzione di un peso minore)
   - l'utilizzazione dei test non-parametrici basati sui ranghi.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

10 → Verifica della capacità selettiva dell'indicatore composito

Verifica attraverso test statistici

La scelta del test statistico

Il modello statistico.

In questo caso il procedimento può perdere in potenza ma sicuramente guadagna in robustezza. Infatti un risultato significativo ottenuto con un test non-parametrico è particolarmente affidabile.

Concludendo, i vantaggi delle tecniche di statistica non parametrica risiedono soprattutto nella facilità d'uso, nella semplicità e brevità del calcolo e nella adattabilità a varie scale di dati. In generale quando è possibile rispondere agli assunti del modello dei test parametrici (compreso quello relativo alla misurazione) è svantaggioso applicare i test non parametrici in quanto tale applicazione porta ad uno spreco di informazioni contenute nei dati. Il livello di tale spreco è espresso dalla potenza-efficienza del test non parametrico.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

10 → Verifica della capacità selettiva dell'indicatore composito

Verifica attraverso test statistici

La scelta del test statistico

La potenza.

Come si è visto il ricercatore deve cercare di minimizzare le probabilità di commettere i due tipi di errore. Ciò è possibile, oltre che aumentando la dimensione del campione, scegliendo il test più conveniente.

Per un valore fissato di α, la *bontà* di una procedura (*test*) è misurata dalla probabilità di rifiutare *H0* quando *H1* è vera ovvero di prendere una decisione corretta. Tale probabilità è chiamata potenza di un test (π) ed è espressa dalla relazione

$$\pi = 1 - \beta$$

che equivale a dire che la potenza di un test è rappresentata dalla probabilità (1-β) di respingere l'ipotesi *H0* quando è vera l'ipotesi alternativa *H1*.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

10 → Verifica della capacità selettiva dell'indicatore composito

Verifica attraverso test statistici

La scelta del test statistico

La potenza.

Un test ha una buona potenza quando presenta una piccola probabilità di rifiutare *H0* quando questa è vera ma una larga probabilità di rifiutare *H0* quando è falsa.

Un test viene definito il *migliore* quando ha la massima potenza π tra tutti i test aventi lo stesso livello di significatività α.

In conclusione, si può dire che la potenza di un test è legata sia al tipo di test statistico scelto che alla natura dell'ipotesi alternativa (test bilaterale o unilaterale). Essa tende ad incrementare con l'aumento della dimensione del campione.

Si ricordi che se i test vengono applicati su dati che non soddisfano gli assunti richiesti, non è possibile stabilire la reale potenza del test.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

10 → Verifica della capacità selettiva dell'indicatore composito

Verifica attraverso test statistici

La scelta del test statistico

La forza.

Accanto al concetto di potenza di un test vi è anche quello di forza: un test si dice *robusta* quando la validità della sua conclusione è poco influenzata dal fatto che vengano realmente soddisfatte le condizioni di applicazione del test (per esempio indipendenza, normalità, omogeneità delle varianze). Le procedure robuste (in particolare quelle non parametriche) presentano un'ampia scelta e applicabilità anche su pochi dati ricavati da scale ordinali o qualitative.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

10 → Verifica della capacità selettiva dell'indicatore composito

Verifica attraverso test statistici

La scelta del test statistico

La forza.

Tuttavia anche tali procedure possono presentare alcune limitazioni non essendo del tutto liberi da particolari assunzioni. Ma dato che la statistica non parametrica offre la possibilità di scelta tra diverse procedure è possibile in molti casi ovviare a tali limitazioni. E' per questo necessario conoscere a fondo la molteplicità e le opportunità dei diversi approcci non parametrici, sempre ricordando che i metodi classici (parametrici) come **r**, **t** o **F**, sono da preferire quando il postulato di normalità dell'universo è soddisfatto.

Il concetto di forza non può essere definito in maniera rigorosa: infatti, quando si hanno diverse ipotesi simultanee, un test ritenuto forte rispetto ad alcune di esse può esserlo assai meno rispetto ad altre.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

10 → Verifica della capacità selettiva dell'indicatore composito

Verifica attraverso test statistici

La scelta del test statistico

La potenza-efficienza.

Si è visto come uno dei criteri usati nella scelta del test è quello che tiene conto della potenza del test: un test è buono se ha una piccola probabilità di rifiutare *H0* quando è vera e, conseguentemente, una grande probabilità di rifiutare *H0* quando è falsa. In determinate situazioni però vi possono essere più test che raggiungono lo stesso livello di potenza: occorre un criterio che permetta di determinare quale sia effettivamente il più potente.

E' noto che la potenza di un test è molto legata al tipo di assunti del test e quindi al tipo di conclusioni cui si può arrivare con l'applicazione del test indipendentemente dalla dimensione del campione.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

10 → Verifica della capacità selettiva dell'indicatore composito

Verifica attraverso test statistici

La scelta del test statistico

La potenza-efficienza.

Il confronto della potenza deve avvenire sulla base di campioni di uguale numerosità. Si giunge così al concetto di potenza-efficienza di un test: di quanto si deve aumentare la dimensione del campione per rendere il test *B* potente come il test *A*.

Se si indica con n_A il numero dei casi con cui il test *A* raggiunge la stessa potenza del test B e con n_B numero dei casi con cui il test *B* raggiunge la stessa potenza del test A; la potenza-efficienza è definita nel modo seguente:

$$potenza - efficienza \cdot del \cdot test \cdot B = \frac{n_A}{n_B} 100$$

Copyright (c) 2006 F. Maggino

10 → Verifica della capacità selettiva dell'indicatore composito

Verifica attraverso test statistici

La scelta del test statistico

Vi sono altri criteri che possono aiutare nella scelta di un test. Relativamente a diversi criteri possono essere identificati diversi tipi di test:

Test unbiased: è un test nel quale la probabilità di rifiutare *H0* quando è falsa, è sempre maggiore o uguale della probabilità di rifiutare *H0* quando è vera. E' quindi un test nel quale la potenza è sempre grande almeno quanto il livello di significatività.

Test consistente: è un test nel quale la potenza si approssima ad 1 man mano che la dimensione del campione aumenta (tende all'infinito). Il livello di significatività, quindi, tende a 0.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

10 → Verifica della capacità selettiva dell'indicatore composito

Verifica attraverso test statistici

La scelta del test statistico

Test con efficienza relativa asintotica (*Asymptotic Relative Efficiency, A.R.E.*): siano n_A e n_B le dimensioni dei campioni richieste per i due test *A* e *B* per avere la stessa potenza con lo stesso livello di significatività. Se *a* e *B* sono fissi, il limite di n_B/n_A (con n_A che tende all'infinito) si chiama efficienza relativa del primo test sul secondo se tale limite è indipendente da *a* e *B*.

Test conservatore: un test è conservatore se il livello di significatività reale è più piccolo del livello di significatività stabilito. Quindi, quando con un test conservatore si giunge a rifiutare *H0*, si può essere particolarmente sicuri della conclusione.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

10 → Verifica della capacità selettiva dell'indicatore composito

Verifica attraverso test statistici

Tavola per la scelta del test			
MODELLO		**LIVELLO DI MISURAZIONE**	**TEST**
UN CAMPIONE		NOMINALE	• Test chi-quadro • Test *binomiale*
		ORDINALE	• Test di *Kolmogorov-Smirnov* • Test delle *sequenze*
		A INTERVALLI	• Test delle medie • Test relativo a proporzioni
DUE CAMPIONI	DIPENDENTI	NOMINALE	• Test di *McNemar*
		ORDINALE	• Test di *Wilcoxon* • Test dei *Segni*
		A INTERVALLI	• Test di randomizzazione • Test di *Walsh*
			• Test della differenza tra medie
	INDIPENDENTI	NOMINALE	• Test *chi-quadro* • Test di *Fisher*
		ORDINALE	• Test di *Kolmogorov-Smirnov* • Test di *Mann-Whitney* • Test della mediana • Test di *Moses* • Test di *Wald-Walfowitz*
		A INTERVALLI	• Test di randomizzazione
			• Test della differenza tra medie • Test della differenza tra proporzioni
K CAMPIONI	DIPENDENTI	NOMINALE	• Test *Q* di *Cochran*
		ORDINALE	• Analisi della varianza a due vie di *Friedman*
		A INTERVALLI	• Analisi della varianza a due vie
	INDIPENDENTI	NOMINALE	• Test *chi-quadro*
		ORDINALE	• Analisi della varianza a una via di *Kruskal-Wallis* • Estensione del test della mediana • Test di *Van Der Waerden*
		A INTERVALLI	• Analisi della varianza a una via

10 → Verifica della capacità selettiva dell'indicatore composito

Coefficienti di discriminazione

Una versione del coefficiente di discriminazione di un indicatore composito è quella definita da Ferguson nel caso in cui gli IE presentano lo stesso numero di valori/categorie (*):

$$\delta = \frac{(n+1)\cdot\left(N^2 - \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{k} f_{ij}^2\right)}{nN^2}$$

dove

δ	coefficiente di discriminazione dell'indicatore composito
N	numero di casi
n	numero di IE utilizzati
k	numero di punteggi/valori/categorie per ciascun IE
f_{ij}	frequenza del *j*-esimo punteggio per l'*i*-esimo IE

(*) Guilford J.P. (1954) *Psychometric methods*, McGraw-Hill, New York-London.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

10 → Verifica della capacità selettiva dell'indicatore composito

Individuazione dei valori-soglia

Come sappiamo, gli obiettivi di utilizzo di un indicatore composito possono essere descrittivi, esplicativi, predittivi, normativi.

In alcuni casi la definizione di un indicatore composito è finalizzata alla costruzione di uno strumento con obiettivi di screening al fine di individuare casi, gruppi, aree che presentazioni situazioni che richiedono la definizione di programmi di intervento.

In questo caso l'indicatore composito può rappresentare uno strumento di screening e la sua costruzione richiede una particolare analisi finalizzata alla individuazione di **valori-soglia** che consentono di selezionare i casi.

Tali valori, nel caso di quantitativi (continui o discreti) sono detti anche **cut-point** o **cut-off**.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

10 → Verifica della capacità selettiva dell'indicatore composito

Individuazione dei valori-soglia

L'obiettivo di tale analisi è quello di verificare la validità predittiva ovvero la capacità "diagnostica" o "di performance" dell'indicatore creato rendendo interpretabili i valori dell'intera distribuzione dell'indicatore composito e, conseguentemente, individuando tali valori-soglia.

Il problema principale di tale tipo di analisi sta nell'incertezza e nella difficoltà di individuare punti della distribuzione che consentano realmente di discriminare tra popolazioni (statistiche) diverse.

In altre parole, utilizzando termini utilizzati in epidemiologia, è necessario individuare valori che non restituiscano discriminazioni che conducono a "falsi-positivi" e "falsi-negativi".

Copyright (c) 2006 F. Maggino

10 → Verifica della capacità selettiva dell'indicatore composito

Individuazione dei valori-soglia

Per questo motivo in fase di costruzione e validazione dell'indicatore è necessario conoscere già informazioni riguardanti i casi che consentano di classificarli in modo corretto secondo criteri detti "**golden standard**".

In questo modo attraverso una semplice tabella di contingenza sarà possibile valutare se il valore-soglia individuato è in grado di distinguere i casi che richiedono un intervento da quelli che non lo richiedono:

Copyright (c) 2006 F. Maggino

10 → Verifica della capacità selettiva dell'indicatore composito

Individuazione dei valori-soglia

			Classificazione dei casi ottenuta con "golden standard"	
			Caso con performance	
			negativa	positiva
Classificazione dei casi prodotta dal cut-point individuato	Caso con performance	negativa	TP (a)	FP (b)
		positiva	FN (c)	TN (d)

In tale tabella i casi classificati dal valore-soglia dell'indicatore in maniera CORRETTA sono quelli per i quali c'è accordo tra indicatore e "golden standard" ovvero quelli che risultano

- richiedere un intervento → **TP** (*true-positive*),
- non richiedere un intervento → **TN** (*true-negative*).

SCORRETTA sono quelli che risultano :

- richiedere un intervento ma non è vero → **FP** (*false-positive*)
- non richiedere un intervento ma non è vero → **FN** (*false-negative*).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

10 → Verifica della capacità selettiva dell'indicatore composito

Individuazione dei valori-soglia

Le frequenze osservate in questa tabella consentono di calcolare due caratteristiche del valore soglia (e conseguentemente dell'indicatore composito):

- la **sensibilità** (*Se*) → probabilità che un caso con performance negativa risulti tale

-la **specificità** (*Sp*) → probabilità che un caso con performance positiva risulti tale.

$$Se = \frac{A}{A+C} \qquad Sp = \frac{D}{D+B}$$

Se e *Sp* sono fra loro inversamente correlate in rapporto alla scelta del valore di *cut off*. Infatti, modificando quest'ultimo si può ottenere uno dei seguenti effetti:

- ad una diminuzione della *Se* corrisponde un aumento della *Sp*

- ad un aumento della *Se* corrisponde una diminuzione della *Sp*.

In altre parole, l'adozione di una soglia che offre un'elevata *Se* comporta una perdita di *Sp* e viceversa.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

10 → Verifica della capacità selettiva dell'indicatore composito

Individuazione dei valori-soglia

Individuare il *cut off* ottimale per un determinato indicatore composito e tentare di confrontare capacità selettive di indicatori diversi non è facile soprattutto se si tiene conto che:

1. è possibile scegliere un valore di *cut off* tale che risponda ad un predeterminato valore di *Se* o di *Sp*, ma non è detto che tale valore sia ottimale per gli obiettivi che si pongono;

2. la *Se* e la *Sp* associate ad un singolo valore di *cut off* non rappresentano reali descrittori della capacità selettiva di un indicatore creato (se si adottano altri valori di *cut off* la *sensibilità* e la *specificità* cambiano);

3. i valori predittivi non sono caratteristiche intrinseche dell'indicatore e quindi non possono essere utilizzati come descrittori esaurienti della capacità selettiva dell'indicatore in quanto tali valori dipendono, oltre che dalla *sensibilità* e dalla *specificità*, anche dalla *prevalenza* e *incidenza* della performance negativa nella popolazione studiata (all'aumentare della proporzione di casi con performance negative nel campione osservato, aumenta la proporzione di tali casi positivi classificati correttamente).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

10 → Verifica della capacità selettiva dell'indicatore composito

Individuazione dei valori-soglia

Per superare le difficoltà viste e per esplorare la relazione tra la sensibilità e la specificità rispetto a diversi valori-soglia, al fine di individuare la migliore, è possibile utilizzare l'approccio noto come **ROC** (*Receiver Operating Characteristic* o *Relative Operating Characteristic*) **analysis** (v. Attrezzi).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

10 → Verifica della capacità selettiva dell'indicatore composito

Dopo la fase 10 il ricercatore dovrebbe aver …

- ✓ verificato la capacità dell'indicatore di discriminare in modo significativo casi o gruppi di interesse;
- ✓ documentato e spiegato i risultati ottenuti.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

11. Presentazione delle performance delle unità

Copyright (c) 2006 F. Maggino

11 → Presentazione delle performance delle unità

A well-designed graph can speak louder than words …

Il modo in cui i valori degli indicatori vengono presentati non è secondario o poco importante.

Gli indicatori compositi devono essere in grado di comunicare in modo veloce, accurato e comprensibile agli utenti dell'informazione. In questo senso, le tecniche di analisi grafica rappresentano un importante strumento in quanto possono:

- riassumere in modo comprensibile anche dati complessi,
- essere resistenti anche agli assunti più restrittivi sui quali si basano i classici metodi statistici numerici,
- facilitare una maggiore interazione tra il ricercatore e i dati,
- fornire messaggi chiari e sintetici senza mettere in ombra le informazioni individuali,
- fornire anche indicazioni riguardanti informazioni delicate per l'utente come la presenza di aree che richiedono la programmazione di interventi.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

11 → Presentazione delle performance delle unità

Un'errata rappresentazione dell'accuratezza è data dal trattare e presentare le statistiche con un carico eccessivo di *dettagli* o con un dettaglio maggiore di quanto possa essere garantito dalla loro precisione. Si pensi a tale proposito alla procedura di *arrotondamento* che necessita di essere proporzionato alla dimensione dei valori che descrivono il fenomeno.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

11 → Presentazione delle performance delle unità

Dati utilizzati

Per l'esempio qui proposto sono stati utilizzati i dati riguardanti un indicatore composito molto noto, **Human Development Index** (HDI) per 177 Paesi.

Per la presentazione dei valori sono stati adottati come unità non i Paesi ma alcune aree continentali così definite:

a. Stati Arabi (*Arab States*)

b. Asia Orientale e Area del Pacifico (*East Asia and the Pacific*)

c. Europa

d. America Latina e Caraibica (*Latin America and the Caribbean*)

e. Asia Meridionale (*South Asia*)

f. Africa sub-sahariana (*Sub-Saharan Africa*)

Fonte: *United Nations Development Program - Human Development Reports*:

http://hdr.undp.org/statistics/ http://hdr.undp.org/statistics/data

Copyright (c) 2006 F. Maggino

11 → Presentazione delle performance delle unità

Dati utilizzati

Come noto, tale indicatore (HDI) è composto da tre indicatori:

- *Life Expectancy Index* (LEI): indice di aspettativa di vita,

- *Education Index* (EI): indice di istruzione,

- *Gross Domestic Product Index* (GDPI): indice di Prodotto Interno Lordo (PIL).

Tutti i valori degli indicatori (che si riferiscono all'anno 2003) sono riportati su una scala 0 – 1.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

11 → Presentazione delle performance delle unità

Tecniche grafiche univariate

La forma più semplice di presentazione è sicuramente quella tabellare in cui per ciascun caso è presentato il valore registrato per l'indicatore. Anche se le tabelle possono costituire un approccio corretto, esse non sempre si rivelano attraenti.

Cases	HDI
Arab-States	0.679
East-Asia-P-	0.768
Europe	0.802
Latin-Americ	0.797
South-Asia	0.628
Sub-Sahar-Af	0.515

Esse presentano comunque il vantaggio di consentire l'inserimento di particolari informazioni riguardanti le unità e che possono aiutare l'interpretazione dei risultati ottenuti.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

11 → Presentazione delle performance delle unità

Tecniche grafiche univariate

E' possibile però utilizzare anche le classiche tecniche grafiche come in cui per ciascun caso viene rappresentato:

- una colonna la cui altezza è corrispondente al valore dell'indicatore (*bar chart*),

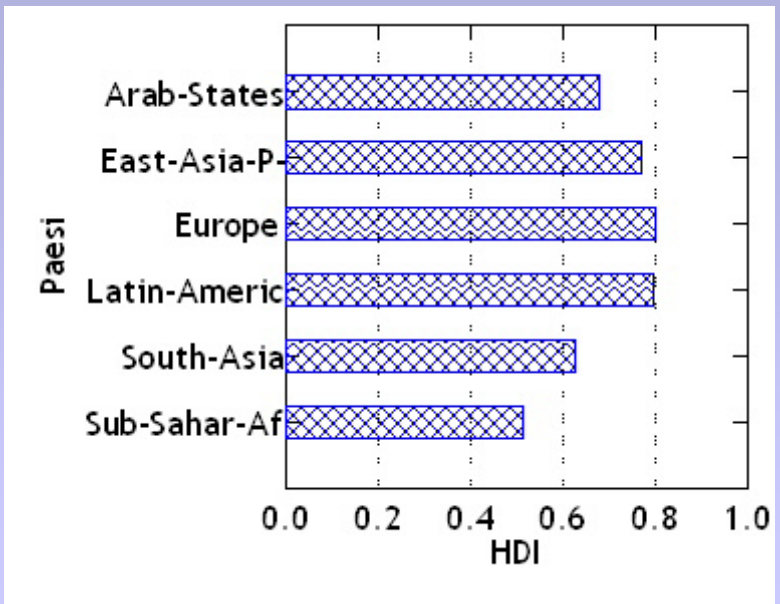
- un punto la cui posizione è corrispondente al valore dell'indicatore registrato in un sistema di assi cartesiani (*dot plot*) o in un sistema di coordinate polari.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

11 → Presentazione delle performance delle unità

Tecniche grafiche univariate

Bar chart

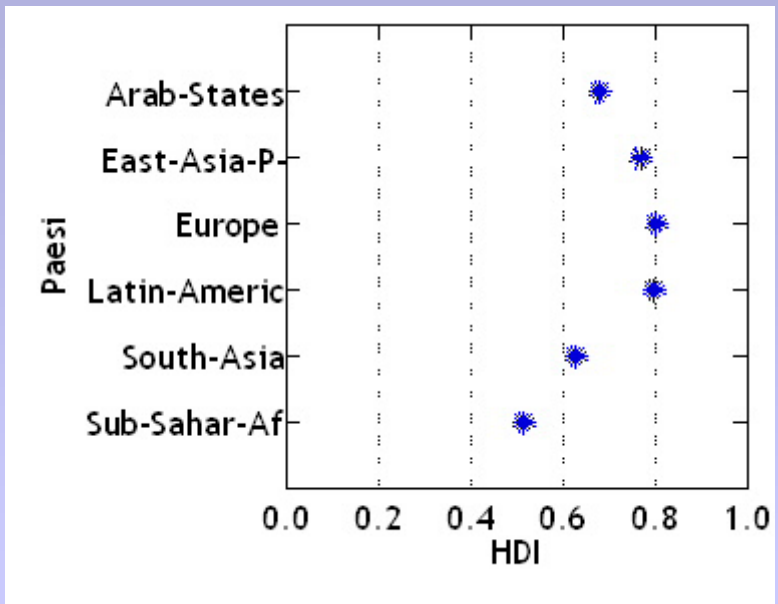


Copyright (c) 2006 F. Maggino

11 → Presentazione delle performance delle unità

Tecniche grafiche univariate

Dot plot

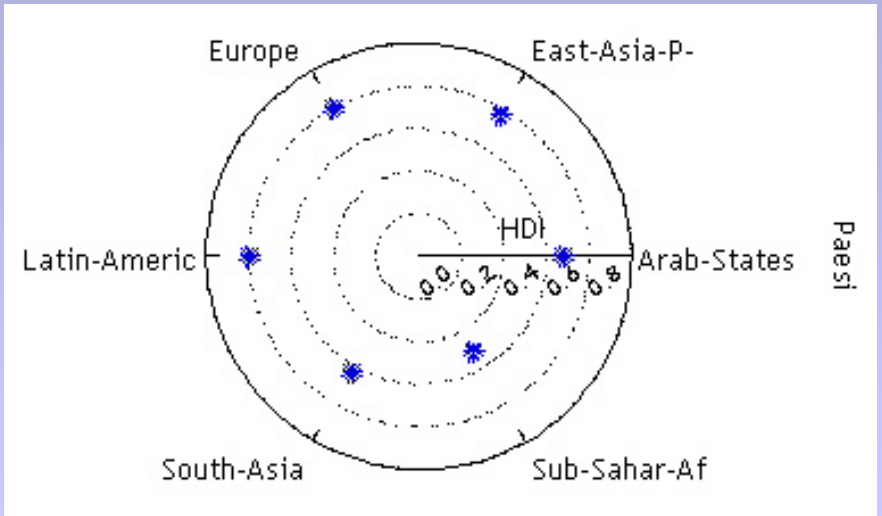


Copyright (c) 2006 F. Maggino

11 → Presentazione delle performance delle unità

Tecniche grafiche univariate

Coordinate polari



11 → Presentazione delle performance delle unità

Tecniche grafiche univariate

Quando per gli stessi casi e lo stesso indicatore composito si dispone dei valori rilevati lungo il tempo è possibile utilizzare altre tecniche che consentano di visualizzare i trend individuali attraverso linee (una linea per ogni unità). I valori possono essere rappresentati da

- livelli assoluti,
- tassi assoluti di crescita (in punti percentuali rispetto all'anno precedente o ad un anno di riferimento),
- livelli indicizzati,
- tassi indicizzati di crescita.

Quando sono indicizzati, i valori dell'indicatore sono linearmente trasformati in modo tale che il valore indicizzato per un certo anno sia 100.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

11 → Presentazione delle performance delle unità

Tecniche grafiche univariate

I trend delle unità possono essere presentati anche attraverso una particolare tecnica detta *trend diagrams*. Quando i valori di un indicatore sono disponibili per i casi per almeno due diverse rilevazioni, è possibile rappresentare e rendere visibili eventuali cambiamenti (in termini di crescita o meno).

Nel seguente esempio (*) viene utilizzato il *Summary Innovation Index* per mettere in evidenza tendenze dei diversi paesi europei.

Sull'asse *X* sono riportati i trend nazionali e sull'asse *Y* sono riportati i livelli.

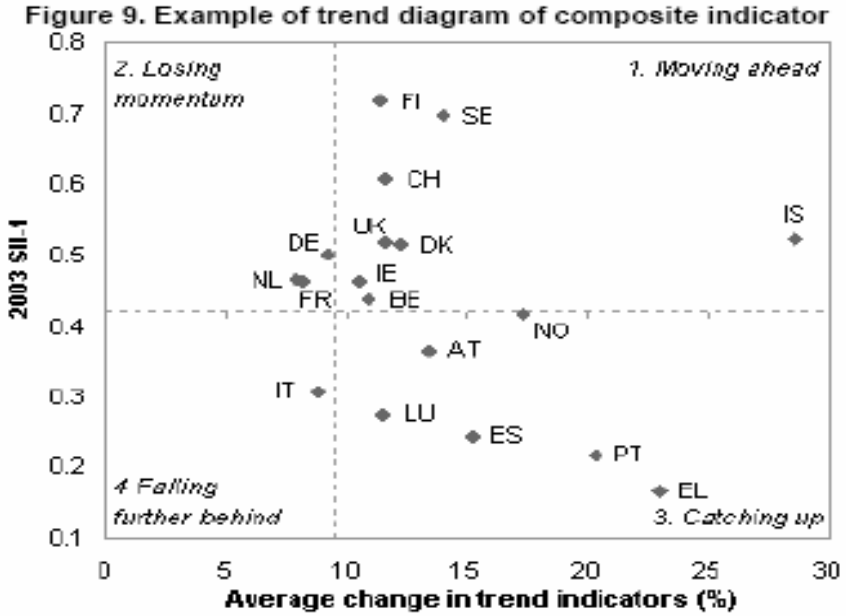
La retta orizzontale riporta il valore medio dell'Unione Europea mentre la retta verticale riporta il trend dell'Unione Europea. Queste due retta suddividono l'area in quattro quadranti: i paesi che rientrano nel quadrante superiore sinistro (*moving ahead*) sono quelli che stanno avanzando mentre quelli che rientrano nel quadrante inferiore destro (*falling further behind*) sembrano arretrare.

(*) Fonte: Nardo M., M. Saisana, A. Saltelli and S. Tarantola (EC/JRC), A. Hoffman and E. Giovannini (OECD) (2005) *Handbook on Constructing Composite Indicators: Methodology and Userguide*, OECD, Statistics Working Paper

Copyright (c) 2006 F. Maggino

11 → Presentazione delle performance delle unità

Tecniche grafiche univariate



Note: EU Summary Innovation Index
Source: EC, 2004.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

11 → Presentazione delle performance delle unità

Tecniche grafiche multivariate

E' possibile presentare le performance cercando di mettere a confronto le unità osservate relativamente a più indicatori (*).

Le **tecniche** grafiche utilizzate a tal fine sono **multivariate** e consentono di valutare la prossimità tra due casi confrontando le rispettive performance relativamente a più indicatori.

In termini geometrici, in presenza di variabili continue, ciò richiede la definizione di uno spazio di *n* dimensioni, corrispondenti agli *n* indicatori, all'interno del quale sono posizionati i punti corrispondenti alle unità.

(*) Se l'obiettivo del confronto tra le performance dei casi rispetto a più unità è quello di identificare eventuali tipologie e raggruppamenti, l'approccio corretto è quello dell'analisi dei cluster (di cui si è già parlato in precedenza).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

11 → Presentazione delle performance delle unità

Tecniche grafiche multivariate

La decomposizione

Se da una parte la rappresentazione (grafica o tabellare) dei valori dell'indicatore composito per i casi considerati consente di visualizzare in termini sintetici la realtà sottoposta ad analisi, dall'altra può essere comunque utile rappresentare l'indicatore composito cercando di mettere in evidenza il contributo delle sotto-componenti e degli indicatori elementari che sono stati aggregati.

Tale tipo di approccio consente di evidenziare i punti di forza e di debolezza di ciascuna unità.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

11 → Presentazione delle performance delle unità

Tecniche grafiche multivariate

Il problema dell'arbitrarietà del sistema di riferimento

Le tecniche multivariate richiedono che venga risolto il problema dell'arbitrarietà della prospettiva con cui viene rappresentato lo spazio multivariato. Il problema è quello di trovare la prospettiva più utile per la valutazione della prossimità tra gli oggetti.

In generale, la percezione dei grafici statistici richiede un'interpretazione delle posizioni dei punti avviene in termini fisici (profondità, altezza, posizione laterale). Il problema è che il mondo percepito è tridimensionale, anche se lo spazio dei dati considerato può richiedere più dimensioni per rappresentare completamente tutte le variabili.

Vediamo quali strategie possono essere adottate per rappresentare la multidimensionalità.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

11 → Presentazione delle performance delle unità

Tecniche grafiche multivariate

1. Tecniche di *plot* e di *chart*

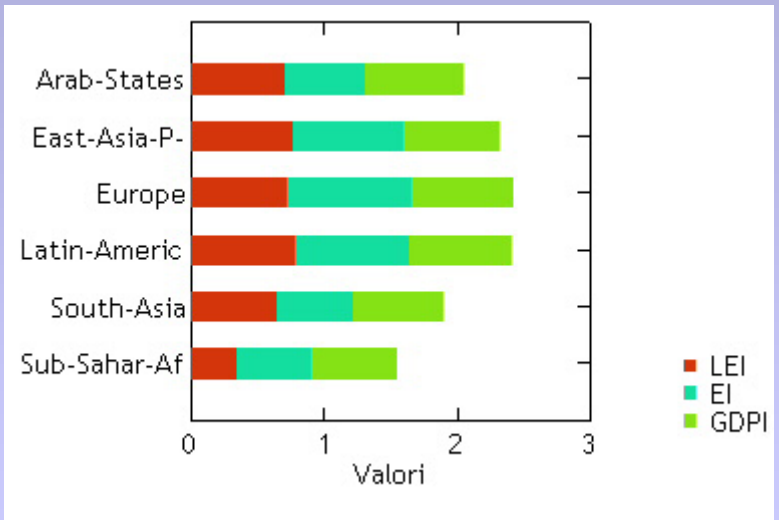
Tali tecniche cercano di rappresentare in modo fedele gli *m* punti-osservazione creando un **modello fisico** dello spazio dei dati attraverso uno *scatterplot* con *m* assi ortogonali. Quando però le variabili sono molte, la rappresentazione di tale spazio presenta molte difficoltà in quanto deve utilizzare uno strumento la cui natura è essenzialmente bidimensionale. Per questo motivo la principale strategia che può essere seguita in questi casi è quella che mira ad rappresentazione di spazi bidimensionale o tridimensionali (*scatterplot bi- o tridimensionali*, *bubble plot*, *scatterplot matrix*, *conditioning plot*). Nel caso di rappresentazione "decompositiva" è possibile utilizzare tecniche di composizione rappresentate sia come *bar chart* che in coordinate polari utilizzando sia i valori assoluti che percentuali.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

11 → Presentazione delle performance delle unità

Tecniche grafiche multivariate

1. Tecniche di *plot* e di *chart*



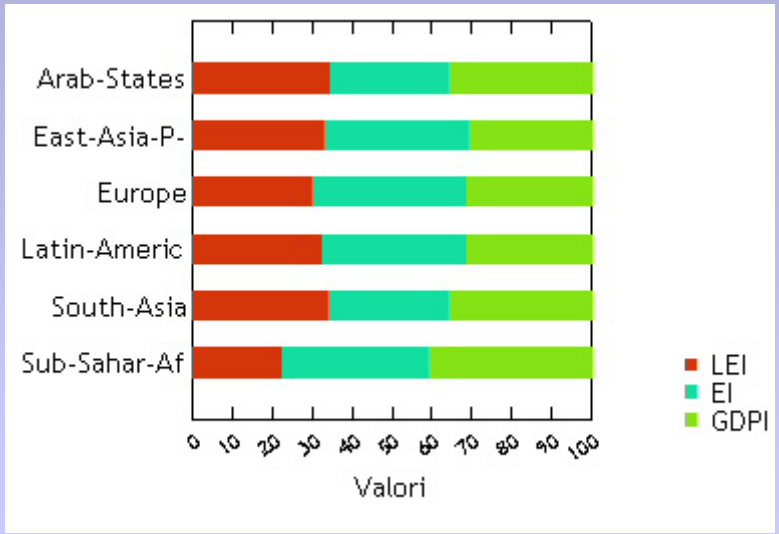
Bar chart di composizione (valori assoluti)

Copyright (c) 2006 F. Maggino

11 → Presentazione delle performance delle unità

Tecniche grafiche multivariate

1. Tecniche di *plot* e di *chart*



Bar chart di composizione (valori percentuali)

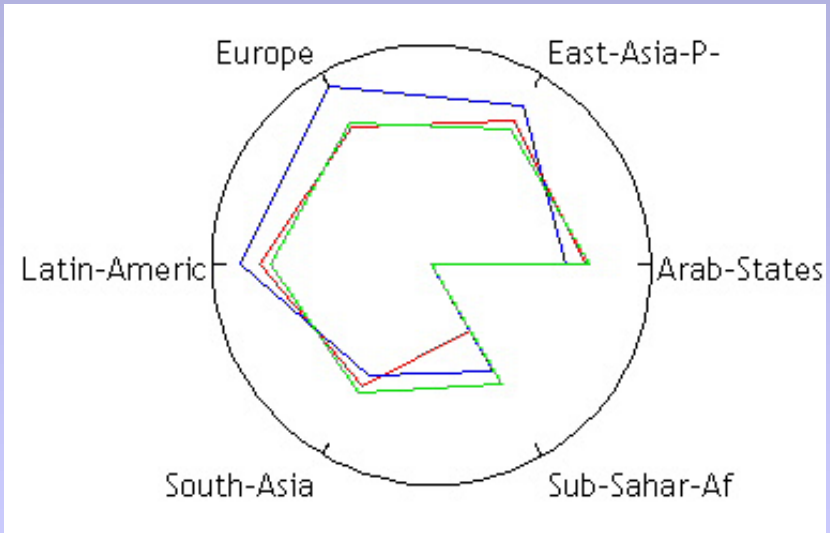
Copyright (c) 2006 F. Maggino

11 → Presentazione delle performance delle unità

Tecniche grafiche multivariate

1. Tecniche di *plot* e di *chart*

LEI → rosso
EI → blu
GDPI → verde



Coordinate polari in composizione

Copyright (c) 2006 F. Maggino

11 → Presentazione delle performance delle unità

Tecniche grafiche multivariate

2. Tecniche che utilizzano un sistema simbolico

Tali tecniche cercano di illustrare la variabilità tra le osservazioni attraverso un **sistema simbolico** cercando in questo modo di superare il problema della multidimensionalità; rientrano in questo tipo di approccio i grafici che utilizzano simboli ed icone (*multiple-code plotting symbols*); nella rappresentazione attraverso simboli o icone composte da elementi (immagini schematizzate), ciascun dei quali codifica l'informazione di un indicatore. Le dimensioni e la forma di questi elementi variano in funzione dei valori assunti dagli indicatori.

L'analisi di tali grafici è fatta esaminando gli aspetti fisici dei simboli piuttosto che le loro relative posizioni all'interno del grafico. Le regolarità, messe in evidenza dalle immagini schematizzate, possono essere utilizzate per individuare gruppi omogenei di unità. Ponendo le icone molto vicine tra loro all'interno del grafico, il sistema di percezione visiva umana è in grado di distinguere e differenziare anche piccoli dettagli.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

11 → Presentazione delle performance delle unità

Tecniche grafiche multivariate

2. Tecniche che utilizzano un sistema simbolico

Esistono molti tipi di icone per la rappresentazione di profili individuali attraverso molte variabili; tali icone sono scelte tra oggetti che possono essere percepiti e interpretati, intuitivamente, tramite processi associativi (*Chernoff faces*, *sun ray plots*, stelle, istogrammi, diagrammi, ecc.). Le icone possono essere anche abbastanza complesse in quanto ciascuna di esse può contenere un numero alto di caratteristiche distinte. Conseguentemente tale approccio può essere utilizzato in modo significativo quando il sia numero di indicatori che quello delle unità da rappresentare è limitato.

L'utilizzo delle icone è spesso criticato perché facilmente manipolabile; l'uso, spesso scorretto, delle icone in sede giornalistica ha sicuramente contribuito a sostenere tale atteggiamento.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

11 → Presentazione delle performance delle unità

Tecniche grafiche multivariate

2. Tecniche che utilizzano un sistema simbolico

Di seguito vediamo gli elementi che vengono presi in considerazione per la creazione delle *Chernoff faces* e che vengono nell'ordine associati agli indicatori rappresentati.

1	Curvature of mouth	11	Half-length of eyes
2	Angle of brow	12	Position of pupils
3	Width of nose	13	Height of eyebrow
4	Length of nose	14	Length of brow
5	Length of mouth	15	Height of face
6	Height of center of mouth	16	Eccentricity of upper ellipse of face
7	Separation of eyes	17	Eccentricity of lower ellipse of face
8	Height of center of eyes	18	Ear level
9	Slant of eyes	19	Radius of ear
10	Eccentricity of eyes	20	Hair length

Copyright (c) 2006 F. Maggino

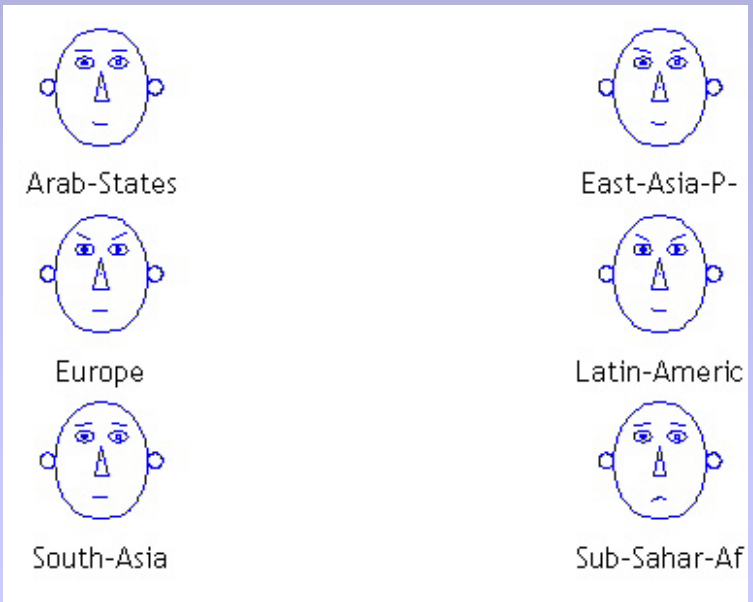
11 → Presentazione delle performance delle unità

Tecniche grafiche multivariate

2. Tecniche che utilizzano un sistema simbolico

Chernoff Faces

LEI → curvatura della bocca
EI → angolo dell'arcata sopraccigliare
GDPI → larghezza del naso



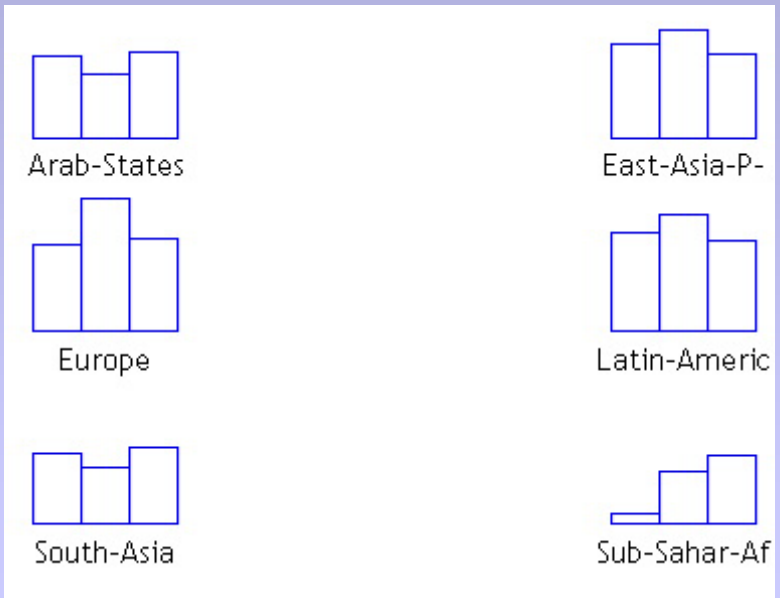
Copyright (c) 2006 F. Maggino

11 → Presentazione delle performance delle unità

Tecniche grafiche multivariate

2. Tecniche che utilizzano un sistema simbolico

Istogrammi



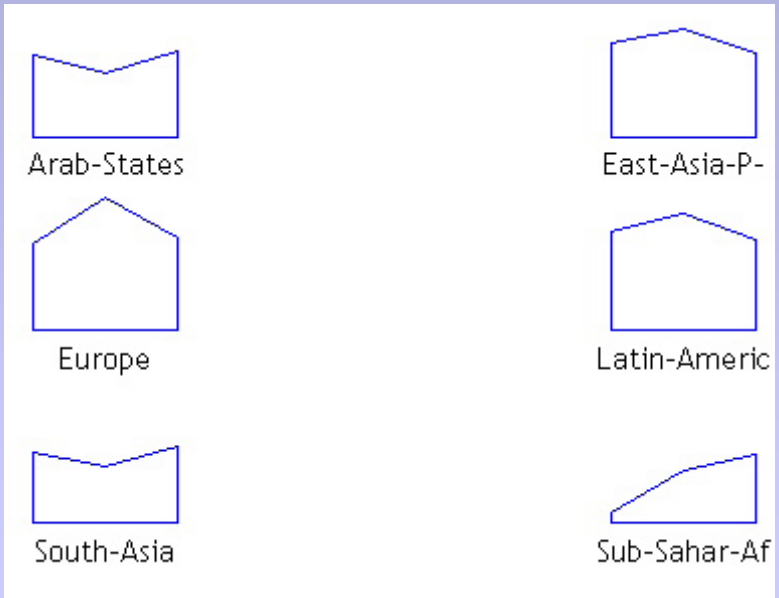
Copyright (c) 2006 F. Maggino

11 → Presentazione delle performance delle unità

Tecniche grafiche multivariate

2. Tecniche che utilizzano un sistema simbolico

Grafico di profili



Copyright (c) 2006 F. Maggino

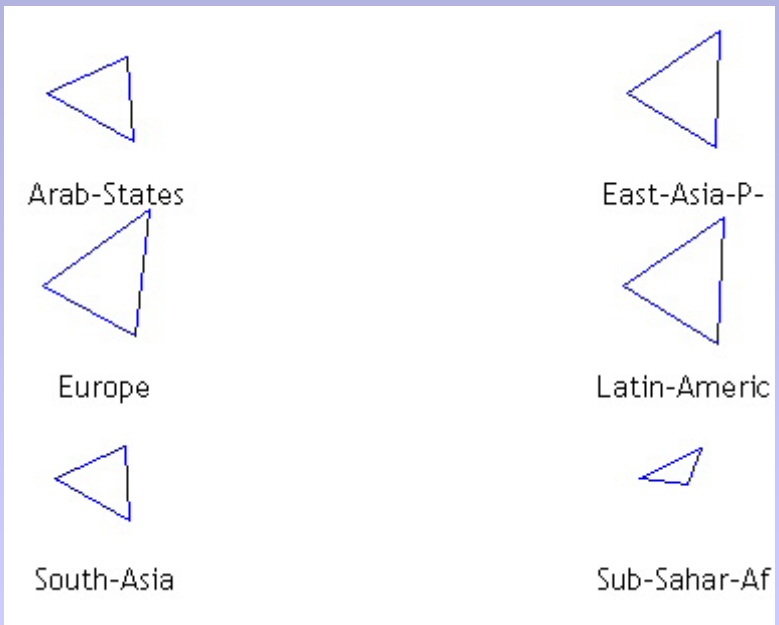
11 → Presentazione delle performance delle unità

Tecniche grafiche multivariate

2. Tecniche che utilizzano un sistema simbolico

Star

Come la icona "profilo" ma in coordinate polari: dal centro dipartono dei raggi la cui lunghezza è proporzionale al valore degli indicatori; successivamente si uniscono i vertici dei raggi.



Copyright (c) 2006 F. Maggino

11 → Presentazione delle performance delle unità

Tecniche grafiche multivariate

2. Tecniche che utilizzano un sistema simbolico

Icone rettangolari

("termometri")

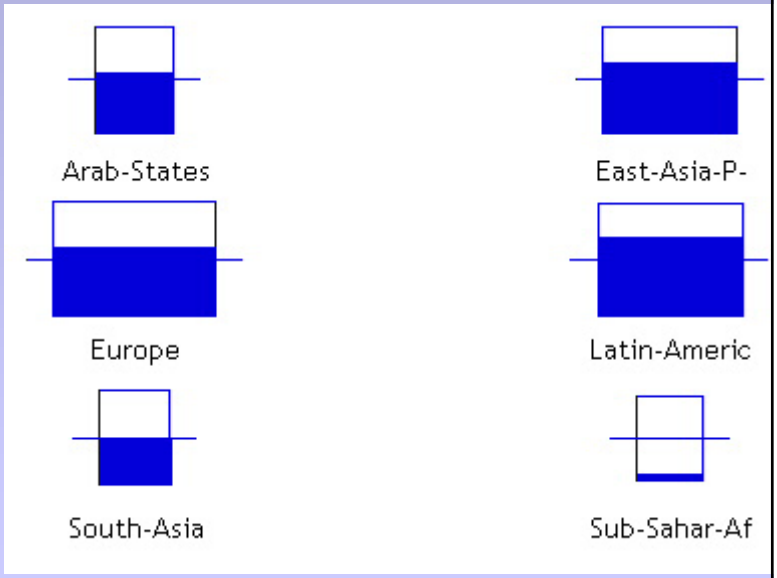
I rettangoli sono come termometri che mostrano la temperatura di ogni singola indicatore per ciascun caso:

LEI → mercurio

EI → larghezza

GDPI → altezza

Non si possono rappresentare più di tre variabili.



Copyright (c) 2006 F. Maggino

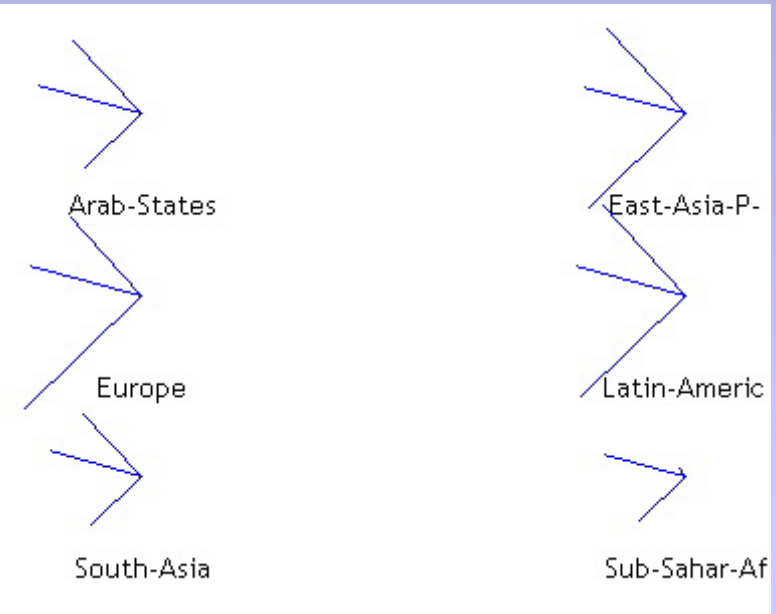
11 → Presentazione delle performance delle unità

Tecniche grafiche multivariate

2. Tecniche che utilizzano un sistema simbolico

Sun

Come l'icona "star".



Copyright (c) 2006 F. Maggino

11 → Presentazione delle performance delle unità

Tecniche grafiche multivariate

3. Tecniche che utilizzano valori di coordinate

Tecniche per la rappresentazione dei casi attraverso **coordinate** lungo gli assi delle variabili che, invece di essere posizionati ad angolo retto, sono allineate in senso parallelo (*coordinate parallele*); il profilo di ciascuna osservazione è rappresentata come una serie di segmenti che collegano i propri valori sugli assi paralleli in successione.

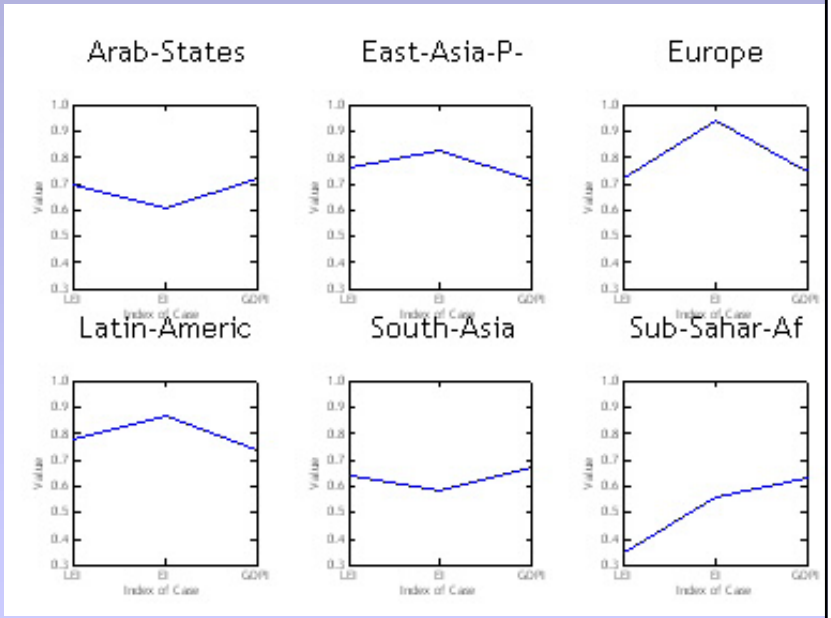
Copyright (c) 2006 F. Maggino

11 → Presentazione delle performance delle unità

Tecniche grafiche multivariate

3. Tecniche che utilizzano valori di coordinate

Coordinate parallele



11 → Presentazione delle performance delle unità

Tecniche grafiche multivariate

4. Tecniche che utilizzano valori in funzioni

Tecniche per la rappresentazione di ciascun caso come una **curva ciclica** all'interno di uno spazio bidimensionale (*funzione di Andrews*); in questo caso l'asse orizzontale rappresenta una variabile artificiale che varia in modo continuo rispetto a specifici intervalli; per ciascuna osservazione, la variabile che definisce l'asse verticale rappresenta una funzione di quella artificiale, pesata dai valori di quella osservazione per ciascuna degli *n* indicatori.

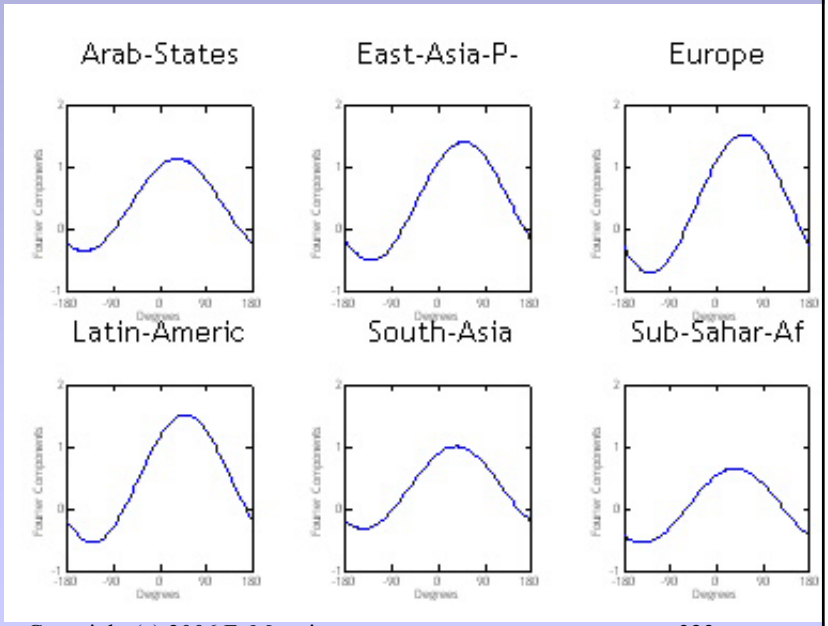
Copyright (c) 2006 F. Maggino

11 → Presentazione delle performance delle unità

Tecniche grafiche multivariate

4. Tecniche che utilizzano valori in funzioni

Fourier Plot



Copyright (c) 2006 F. Maggino

11 → Presentazione delle performance delle unità

Tecniche grafiche multivariate

L'interpretazione degli ultimi due approcci (tecniche che utilizzano funzioni o coordinate) è la stessa, anche se fisicamente le rappresentazioni grafiche appaiono abbastanza diverse: per individuare la quantità e la natura della variabilità tra le osservazioni si esaminano le differenze tra le forme e le posizioni geometriche degli oggetti – si tratta di esaminare in un caso segmenti di linee tra loro collegate, nell'altro, curve.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

11 → Presentazione delle performance delle unità

Tecniche grafiche multivariate

5. Tecniche statistiche

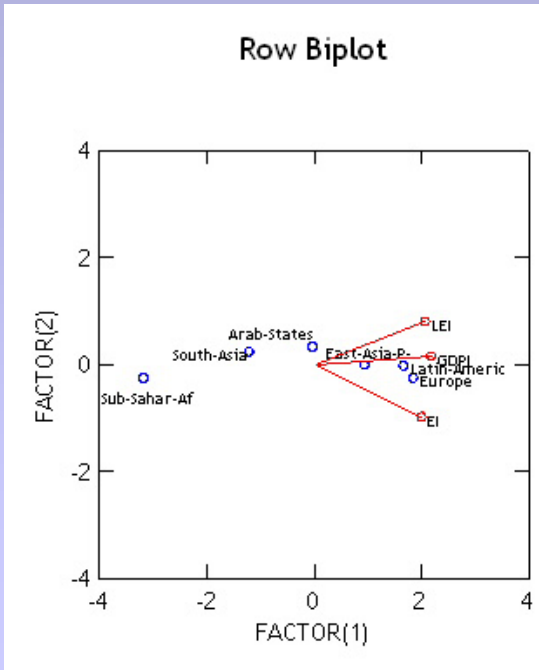
L'approccio statistico consente di affrontare il problema della rappresentazione di uno spazio multidimensionale a livello analitico utilizzando particolari **metodi statistici** che consentono di ridurre il numero di variabili ad un numero minore (Analisi delle Componenti Principali, il *MultiDimensional Scaling*, Analisi delle Corrispondenze); un caso particolare è la tecnica del *biplot*, che consente di rappresentare osservazioni e variabili all'interno di una comune prospettiva visiva (v. grafico successivo); si ricorre all'approccio analitico quando il numero degli indicatori e delle unità è troppo alto.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

11 → Presentazione delle performance delle unità

Tecniche grafiche multivariate

5. Tecniche statistiche



11 → Presentazione delle performance delle unità

Dopo la fase 11 il ricercatore dovrebbe avere …

✓ Eseguito una analisi descrittiva attraverso tecniche diverse al fine di

- identificare un gruppo coerente di strumenti per l'obiettivo e il committente;
- selezionare la tecnica di visualizzazione che consente di comunicare la maggior parte dell'informazione;
- visualizzare i risultati dell'indicatore composito in un modo chiaro e accurato
- decomporre l'indicatore nelle sue parti individuali;
- definire il profilo di ciascuna unità al fine di rilevare a cosa conducono i risultati aggregati.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

Approcci utilizzati in alcuni passaggi dell'analisi di alcuni indicatori compositi utilizzati a livello internazionale

Fonte: *Joint Research Centre* (http://farmweb.jrc.cec.eu.int/CI/)

INDICATORE		PROCEDIMENTO DI			
		Analisi preliminare degli indicatori elementari	Trasformazione dei dati	Ponderazione degli indicatori elementari	Aggregazione degli indicatori elementari
Aggregation of Malmquist Productivity Indexes	http://www.stat.ucl.ac.be/ISpub/tr/2005/TR0510.pdf				AM (aggregazione geometrica)
*Assessment of potential impacts of agricultural practices on the environment: the AGRO*ECO method*					ANC (MCA)
Business Climate Indicator	http://farmweb.jrc.cec.eu.int/CI/CI_Econ0004.htm	AF/PCA	Categorizzazione	PCA	
Commitment to Development Index	http://farmweb.jrc.cec.eu.int/CI/CI_Soc0016.htm		NINP (*rescaling*)	PO	
Composite Indicator of a Firm's Innovativeness	http://www.sciencedirect.com/science/article/B6V77-3VW8PW8-8/2/c5c675ef9a0df17b5ab008ad6974431b	CA			
Composite Leading Indicators	http://farmweb.jrc.cec.eu.int/CI/CI_Econ0002.htm		Tecniche per indicatori ciclici	Pesi uguali	
e-Business readiness	http://localhost/ci/Document/e-business_readiness_EUR21294EN.pdf			BAL	
Economic Sentiment Indicator	http://farmweb.jrc.cec.eu.int/CI/CI_Econ0001.htm		Tecniche per indicatori ciclici		

Copyright © 2006 F. Maggino

Environmental Performance Index	http://farmweb.jrc.cec.eu.int/CI/CI_Env0015.htm		Categorizzazione		
Environmental Performance Index for Rich Nations	http://farmweb.jrc.cec.eu.int/CI/CI_Env0016.htm		NINP (distanza dalla media)		
Environmental Sustainability Index	http://farmweb.jrc.cec.eu.int/CI/CI_Env0001.htm	AF/PCA	SS	Pesi uguali	AA
EU New Economy Policy Indicators	http://farmweb.jrc.cec.eu.int/CI/Document/D4.1.1(2)_draft7.doc			AHP	
European Labour Market Performance Evaluation	http://farmweb.jrc.cec.eu.int/CI/CI_Soc0003.htm			DEA	
General Indicator of Science & Technology	http://farmweb.jrc.cec.eu.int/CI/CI_Inf0006.htm	AF/PCA	SS	PCA	
Globalization Index (G-Index)	http://farmweb.jrc.cec.eu.int/CI/CI_Glob0006.htm			BAL	
Governance indicator	http://www.worldbank.org/wbi/governance/govdata/			UCM	
Health System Achievement Index	http://www.who.int/health-systems-performance/docs/overallframework_docs.htm		NINP (*rescaling*)	PO	
Health System Performance Index	http://farmweb.jrc.cec.eu.int/CI/CI_Soc0017.htm		NINP (*rescaling*)	PO	
Hospital Delivery of Care for Heart Failure	http://www.nahq.org/journal/ce/article.html?article_id=124		Trasformazione in ranghi (*ranking*)		
Human Development Index	http://farmweb.jrc.cec.eu.int/CI/CI_Soc0001.htm		NINP (*rescaling*)	DEA	

Copyright © 2006 F. Maggino

Human Tourism Index	http://farmweb.jrc.cec.eu.int/CI/CI_Econ0020.htm		NINP (*rescaling*)		
IFO Index	http://www.zew.de/de/publikationen/Konjunkturerwartungen/fla2002-38gb.pdf				AM (aggregazione geometrica)
Index of Economic Freedom	http://farmweb.jrc.cec.eu.int/CI/CI_Econ0018.htm		Categorizzazione		
Index of Environmental Indicators	http://farmweb.jrc.cec.eu.int/CI/CI_Env009.htm		NINP (distanza dalla media)		
Index of healthy conditions	http://www.paho.org/English/D/Annual-Report_1996/ops96ar4.htm	CA			
Index to track credit card debt and predict consumption	http://www.econ.ohio-state.edu/pdf/ldunn/wp04-04.pdf				AM (aggregazione geometrica)
Information and Communications Technology	http://farmweb.jrc.cec.eu.int/ci/CI_Inf0007.htm		Trasformazione in ranghi (*ranking*)		AA
Internal Market Index	http://farmweb.jrc.cec.eu.int/CI/CI_Econ0003.htm	AF/PCA	SS	PCA & BAL	
	http://ec.europa.eu/internal_market/score/index_en.htm		Tecniche per indicatori ciclici		
Knowledge-based economy indices	http://farmweb.jrc.cec.eu.int/CI/CI_Soc0008.htm		SS		
Mother's Index	http://www.savethechildren.org/publications/sowm2002.pdf		SS		
National Health Care Systems Performance	http://farmweb.jrc.cec.eu.int/CI/CI_Soc0005.htm		Categorizzazione	BAL	
Networked Readiness Index	http://farmweb.jrc.cec.eu.int/CI/CI_Inf0009.htm		NINP (*rescaling*)		
Preference for health care: *Using conjoint analysis to elicit preferences for health care*	http://bmj.bmjjournals.com/cgi/content/full/320/7248/1530			CONJ	
Product Market Regulation Summary Indicators	http://farmweb.jrc.cec.eu.int/CI/CI_Econ0021.htm		SS	PCA	
Quality of life: public planning and private living					ANC (MCA)
Social Inclusion Performance in the E	http://ideas.repec.org/p/wpe/papers/ces0301.htm l			DEA	
Success of software process implementation	http://farmweb.jrc.cec.eu.int/CI/CI_Inf0008.htm	AF/PCA		PCA	AA
Summary Innovation Index	http://farmweb.jrc.cec.eu.int/CI/CI_Inf0001.htm		NINP	Pesi uguali	AA
Synthetic meta-index for sustainable development	http://ideas.repec.org/p/wpa/wuwpot/0210001.html			DEA	

Copyright © 2006 F. Maggino

Legenda:

AA → Approccio Additivo
AHP → Analytic Hierarchy Processes
AM → Approccio Moltiplicativo
ANC → Approccio Non-Compensativo
BAL → Budget Allocation
CA → Cluster Analysis
CONJ → CONJoint analysis
DEA → Data Envelopment Analysis
FA→ Factor Analysis
MCA → Multi-Criteria Analysis
NINP → Numeri Indice Numeri Puri
PCA → Principal Component Analysis
PO → Public Opinion
SS → Scostamenti Standardizzati (standardizzazione – *z score*)
UCM → *Unobserved Components Models*

Copyright © 2006 F. Maggino

Attrezzi - *d*

La Receiver (Relative) Operating Characteristic (*ROC*) *analysis*

Copyright (c) 2006 F. Maggino

1. Caratteristiche del modello di analisi

Copyright (c) 2006 F. Maggino

1 → Caratteristiche del modello di analisi

La **ROC** (*Receiver Operating Characteristic* o *Relative Operating Characteristic*) **analysis** (*) è legata in modo diretto e naturale all'analisi costo/beneficio nell'ambito della *diagnostic decision making*.

Dopo essere stata largamente utilizzata in medicina, radiologia e psicologia, è stata recentemente introdotta in altri campi (*data mining*).

Tale analisi risulta interessante da utilizzare nell'ambito dell'analisi della capacità selettiva e discriminante di un indicatore composito per la possibilità che dà di studiare ed analizzare la relazione tra sensibilità e specificità per l'individuazione di valori-soglia (*cut-point* o *cut-off* o *operating-point*) realmente discriminanti.

(*) Il nome di tale procedimento deriva dal fatto che esso è nato durante la Seconda Guerra Mondiale per studiare e migliorare la ricezione dei radar e dei sonar.
Peterson, W. W., Birdsall, T. G., and Fox, W. C. (1954). *The theory of signal detectability*. Institute of Radio Engineers Transactions, PGIT-4, 171–212.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

1 → Caratteristiche del modello di analisi

La costruzione della curva ROC

L'analisi ROC viene effettuata attraverso lo studio del rapporto e della funzione che lega

- probabilità di ottenere un risultato "allarme-vero" nel gruppo dei casi che necessitano di intervento (→ sensibilità → *hit rate* → **HR**)
- probabilità di ottenere un risultato "allarme-falso" nel gruppo dei casi che non necessitano di intervento (→ 1-specificità → *false alarm rate* → **FAR**).

Per studiare tale relazione si calcolano i due valori *rate* per ciascun *valore-soglia*. Definendo molti *valori-soglia* lungo tutto il continuum dei valori dell'indicatore composito è possibile ottenere una curva con risoluzione ottimale compatibilmente con il di dati disponibili.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

1 → Caratteristiche del modello di analisi

La costruzione della curva ROC

Si procede a questo punto alla costruzione di un grafico che riporta sull'asse

- *X* i valori **FAR**,
- *Y* i valori **HR**.

L'unione dei punti ottenuti riportando nel piano cartesiano ciascuna coppia genera una curva spezzata con andamento a scaletta (ROC *plot*).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

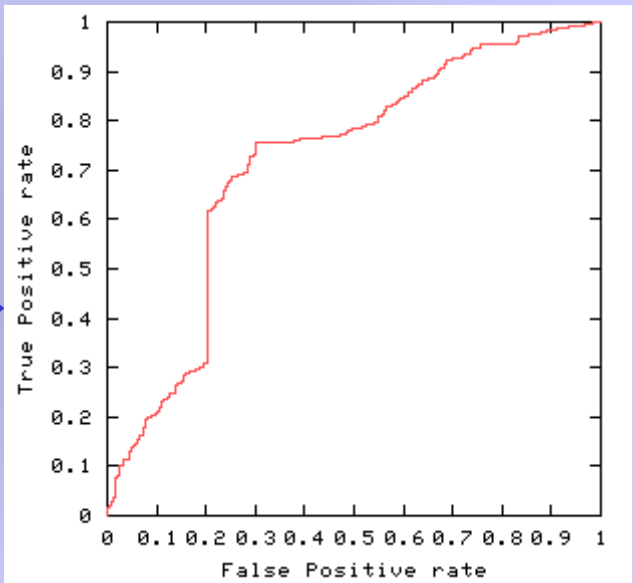
1 → Caratteristiche del modello di analisi

La costruzione della curva ROC

Tale curva è sempre posizionata tra due punti

- (0,0) dove tutti sono classificati negativi (nessun allarme); rappresenta il punto in cui l'indicatore classifica tutti negativi (anche i positivi);
- (1,1) dove tutti sono classificati positivi; rappresenta il punto in cui l'indicatore classifica tutti positivi (anche i negativi).

A fianco vediamo un esempio di curva ROC.



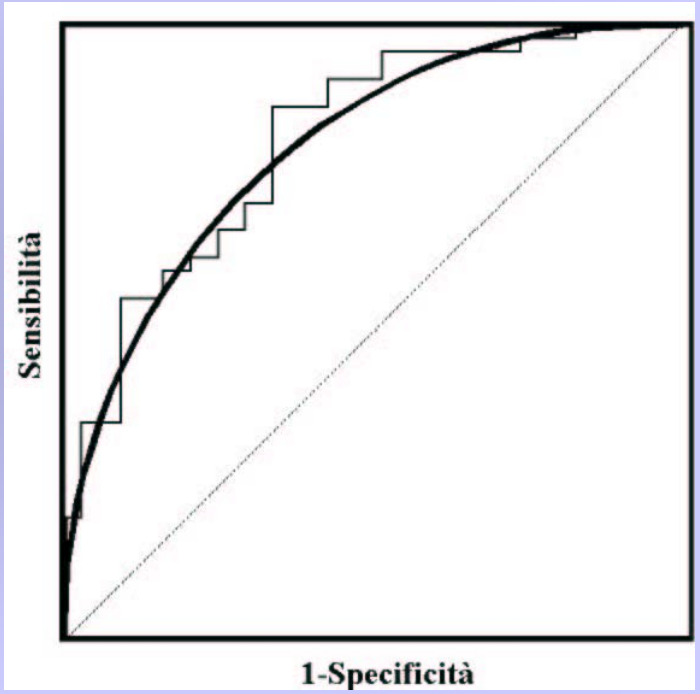
Copyright (c) 2006 F. Maggino

1 → Caratteristiche del modello di analisi

La costruzione della curva ROC

Per interpolazione, è possibile eliminare la "scalettatura" (*smoothing*) ed ottenere una curva (ROC *curve*) che rappresenta una stima basata sui dati osservati.

A fianco vediamo una curva ROC prima e dopo l'interpolazione.



Copyright (c) 2006 F. Maggino

1 → Caratteristiche del modello di analisi

La valutazione della capacità discriminante

La capacità discriminante di un indicatore è valutata osservando

- la posizione della curva proporzionale e
- l'estensione dell'area sottesa alla curva ROC (*Area Under Curve*, AUC).

Vediamo cosa è possibile osservare:

Copyright (c) 2006 F. Maggino

1 → Caratteristiche del modello di analisi

La valutazione della capacità discriminante

Indicatore con capacità discriminante (0.50 > AUC< 1.00)

Perché un indicatore possa essere considerato discriminante è necessario che la corrispondente curva ROC sia situata al di sopra della *chance line* (**curva rossa**).

Indicatore con perfetta capacità discriminante (AUC = 1.00)

La AUC passa attraverso le coordinate {0;1} ed il suo valore corrisponde all'area dell'intero quadrato delimitato dai punti di coordinate (0,0), (0,1), (1,0) (1,1), che corrisponde ad una probabilità del 100% di una corretta classificazione. Si noti che, in tale caso limite i valori predittivi non dipendono più dalla prevalenza.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

1 → Caratteristiche del modello di analisi

La valutazione della capacità discriminante

Indicatore con nessuna capacità discriminante (AUC = 0.50)
classificazione casuale

La AUC passa attraverso le coordinate (0;0) e (1,1). Tale retta (*chance line*) riflette i valori HR e FAR di un gruppo di valori-soglia senza alcun potere discriminante (**linea celeste**). In pratica tale curva si riferisce ad un indicatore che discrimina a caso.

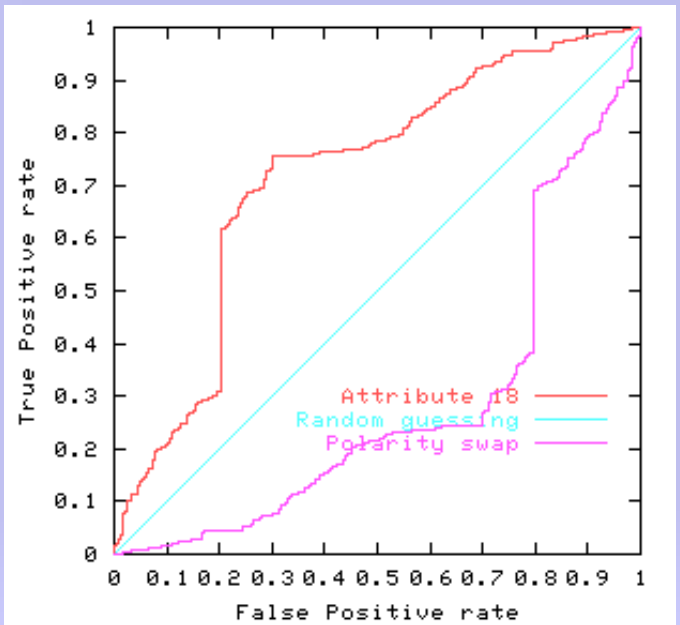
Indicatore con capacità discriminante inversa
classificazione peggiore del caso

E' possibile che un indicatore produca una curva ROC che si situi al di sotto della *chance line*. Tale situazione rileva un indicatore negativamente correlato con la classificazione corretta (**curva fucsia**). In questo caso è necessario invertire la polarità dell'indicatore; ciò produrrà una rotazione della curva ROC.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

1 → Caratteristiche del modello di analisi

La valutazione della capacità discriminante



Copyright (c) 2006 F. Maggino

1 → Caratteristiche del modello di analisi

La valutazione della capacità discriminante

L'interpretazione del valore di AUC può avvenire tenendo presente alcuni criteri adottati empiricamente che classificano i risultati secondo il seguente schema:

- AUC = 0.5 → indicatore non selettivo (nessuna capacità discriminante)
- 0.5 < AUC ≤ 0.7 → indicatore poco accurato
- 0.7 < AUC ≤ 0.9 → indicatore moderatamente accurato
- 0.9 < AUC < 1.0 → indicatore altamente accurato
- AUC = 1.0 → indicatore perfettamente discriminante

Copyright (c) 2006 F. Maggino

1 → Caratteristiche del modello di analisi

La valutazione della capacità discriminante

L'area sottesa ad una curva ROC rappresenta un parametro fondamentale per la valutazione della *capacità selettiva* di un indicatore composito, in quanto costituisce una misura di accuratezza non dipendente dalla prevalenza ("*pure accuracy*").

Poiché AUC rappresenta una stima da popolazione campionaria finita, risulta quasi sempre necessario testare la **significatività della capacità discriminante** osservata, ovvero se l'area sotto la curva eccede significativamente il suo valore atteso di 0.5.

Tale procedura corrisponde a verificare se la proporzione dei veri positivi è superiore a quella dei falsi positivi.

AUC può essere considerata una variabile normale, per cui si può costruire un test z nella seguente maniera:

Copyright (c) 2006 F. Maggino

1 → Caratteristiche del modello di analisi

La valutazione della capacità discriminante

$$z = \frac{AUC - 0.5}{\sqrt{\sigma^2}}$$

dove σ^2 rappresenta la varianza di AUC.

Se, ad esempio, il valore di z eccede il valore critico di 1.96, si può affermare che il test diagnostico presenta una *performance* significativamente superiore a quella di un test non discriminante, con $p < 0.05$. Se il test z risulta invece significativamente inferiore (curva ROC al di sotto della *chance line*), occorre invertire il criterio di classificazione, in quanto il marcatore evidenziato dal test presenta valori mediamente più elevati nella popolazione dei non-malati (evenienza di difficile riscontro).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

1 → Caratteristiche del modello di analisi

Stima dell'*Area Under Curve* (AUC)

E' possibile stimare l'AUC ottenuta da un campione finito semplicemente connettendo i diversi punti del ROC *plot* all'asse delle ascisse con segmenti verticali e sommando le aree dei risultanti poligoni generati nella zona sottostante ("regola trapezoidale"). Tale approccio però può produrre risultati sistematicamente distorti per difetto.

In questa sede non ci interesse analizzare i diversi metodi di stima dell'area "vera" e di interpolazione delle curve ROC.

Nella pratica per la stima della AUC è possibile utilizzare i diversi algoritmi che diversi *package* statistici mettono a disposizione (R, SAS, SPSS, SYSTAT ecc.) oppure di altro software specifico per la valutazione delle curve ROC.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

1 → Caratteristiche del modello di analisi

Confronto della capacità discriminante tra due indicatori

La valutazione della dimensione delle due aree sottese la curva ROC rappresenta il metodo più semplice per confrontare due indicatori.

In altre parole, assumendo una ipotesi bi-normale (*curve ROC proprie*), due indicatori possono essere confrontati tra di loro testando la differenza tra le rispettive aree ovvero comparando le *accuracy* stimate mediante l'area sottesa alle corrispondenti curve RO.

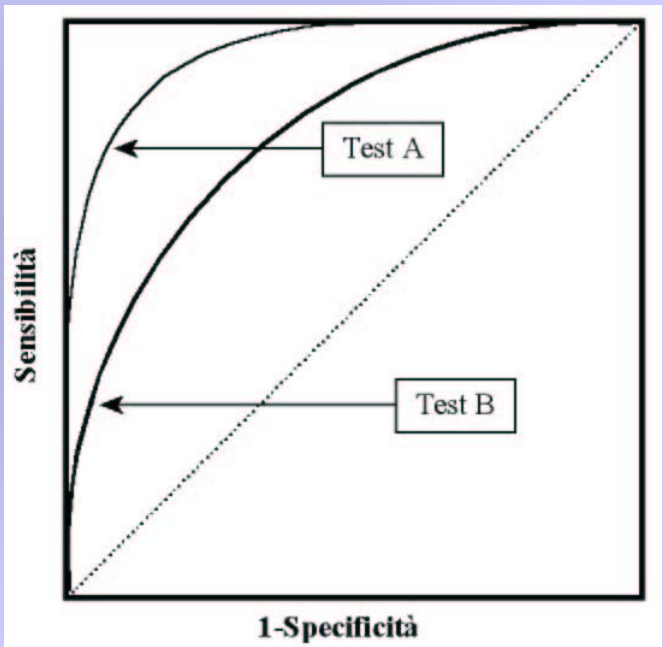
Copyright (c) 2006 F. Maggino

1 → Caratteristiche del modello di analisi

Confronto della capacità discriminante tra due indicatori

In questa figura si mettono a confronto due indicatori (chiamati rispettivamente "A" e "B") mediante analisi ROC.

Risulta evidente la superiorità del test A la cui curva ROC teorica si trova interamente al di sopra di quella corrispondente al test B.



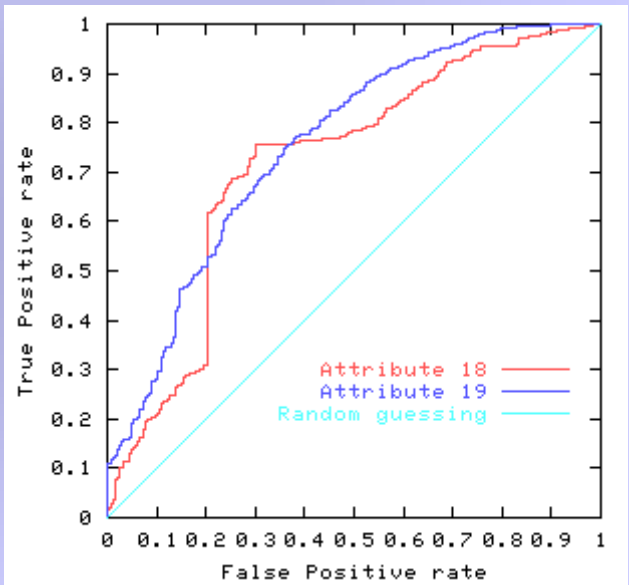
Copyright (c) 2006 F. Maggino

1 → Caratteristiche del modello di analisi

Confronto della capacità discriminante tra due indicatori

In questo esempio i due indicatori registrano i seguenti valori di AUC:

- "attribute 18" → 0.717478
- "attribute 19" → 0.755266



Copyright (c) 2006 F. Maggino

1 → Caratteristiche del modello di analisi

Confronto della capacità discriminante tra due indicatori

E' possibile applicare un test z per confrontare le due curve ROC indipendenti ovvero rapportando la differenza delle due aree all'errore standard di tale differenza.
Nel caso di indipendenza dei due indicatori, tale parametro viene facilmente stimato dalla radice quadrata della somma della varianza di ogni area:

$$z = \frac{AUC_1 - AUC_2}{\sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}}$$

Copyright (c) 2006 F. Maggino

1 → Caratteristiche del modello di analisi

Confronto della capacità discriminante tra due indicatori

Nel caso i due indicatori non siano indipendenti (ovvero sono applicati sugli stessi casi), l'errore standard della differenza delle due aree viene a dipendere dalla correlazione esistente tra esse:

$$z = \frac{AUC_1 - AUC_2}{\sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2 - 2r\sigma_1\sigma_2}}$$

Per la stima di *r* si può procedere calcolando prima il coefficiente di correlazione (o di cograduazione per dati ordinali) tra i due indicatori, separatamente per i due gruppi dei casi ("necessitano intervento", "non necessitano intervento") e poi la media dei due valori di correlazione precedentemente calcolati.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

1 → Caratteristiche del modello di analisi

Individuazione dei valori-soglia ottimali

Di solito un indicatore viene utilizzato rispetto ad un particolare livello di sensibilità ovvero rispetto ad un particolare punto.

La curva ROC può essere utilizzata per scegliere il migliore valore-soglia. Tale valore corrisponde a quel valore dell'indicatore che rappresenta il migliore compromesso (trade off) tra i costi prodotti

- dal fallire nell'identificare i positivi

- dall'identificazione dei falsi allarmi.

In genere tali costi si assumono uguali anche se non necessariamente essi lo sono.

In altre parole la valutazione attraverso l'AUC viene compiuta attribuendo ugual importanza alla *Se* e alla *Sp*. In pratica può però essere necessario differenziare il peso da assegnare ai suddetti parametri.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

1 → Caratteristiche del modello di analisi

Individuazione dei valori-soglia ottimali

In generale, il punto sulla curva ROC più vicino all'angolo superiore sinistro rappresenta il miglior compromesso fra sensibilità e specificità.

in altre parole

Se il costo associato alla classificazione rappresenta semplicemente una somma del costo della mis-classificazione dei casi positivi e negativi, allora tutti i punti saranno posizionati su una linea retta ed avranno lo stesso costo.

Se il costo di mis-classificare casi positivi e negativi è lo stesso e i casi positivi e negativi si verificano con la stessa frequenza, la linea ha una pendenza di 1 (=45 gradi).

Il miglior punto della ROC in cui identificare il valore soglia è quello che sta su una retta con pendenza 1 e il più vicino possibile all'angolo (0,1 → nord-ovest).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

1 → Caratteristiche del modello di analisi

Individuazione dei valori-soglia ottimali

Definiamo con

alpha costo dei falsi positivi (*false alarm*)

beta costo dei positivi persi (*false negative*)

p proporzione dei casi positivi

La media del costo di classificazione atteso al punto x,y nello spazio ROC è

$$C = (1-p)\ alpha\ x + p\ beta\ (1-y)$$

Le *isocost line* (linee con uguali costi) sono parallele e rette.

Il loro gradiente dipende da *alpha*/*beta* e *(1-p)*/*p*.

Se i costi sono uguali (*alpha* = *beta*) e la proporzione dei casi positivi è 50% (*p* = 0.5), il gradiente è 1 e le *isocost line* sono a 45 gradi.

Vediamo un esempio.

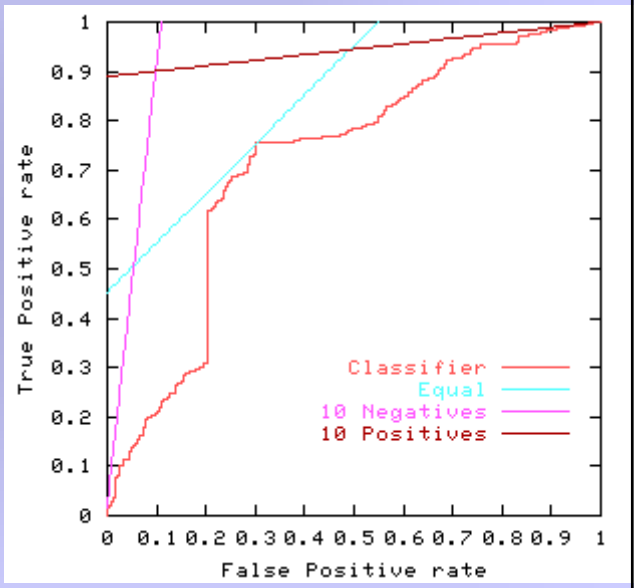
Copyright (c) 2006 F. Maggino

1 → Caratteristiche del modello di analisi

Individuazione dei valori-soglia ottimali

Linea celeste

Rappresenta una *isocost line*: i costi di mis-classificazione dei casi positivi e negativi sono uguali.



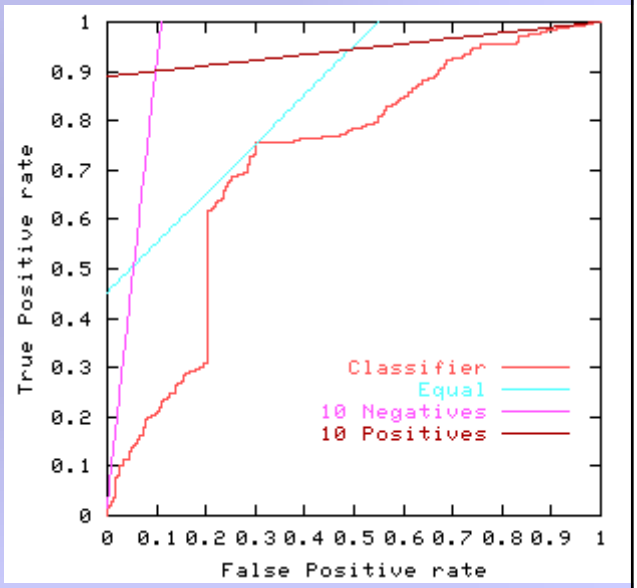
Copyright (c) 2006 F. Maggino

1 → Caratteristiche del modello di analisi

Individuazione dei valori-soglia ottimali

Linea fucsia

Corrisponde alla situazione in cui i costi di perdere i casi negativi superano i costi di perdere i casi negativi con un rapporto di 10 a 1 (per esempio: *p* = 0.5, *alpha* = 1 e *beta* = 10).



Copyright (c) 2006 F. Maggino

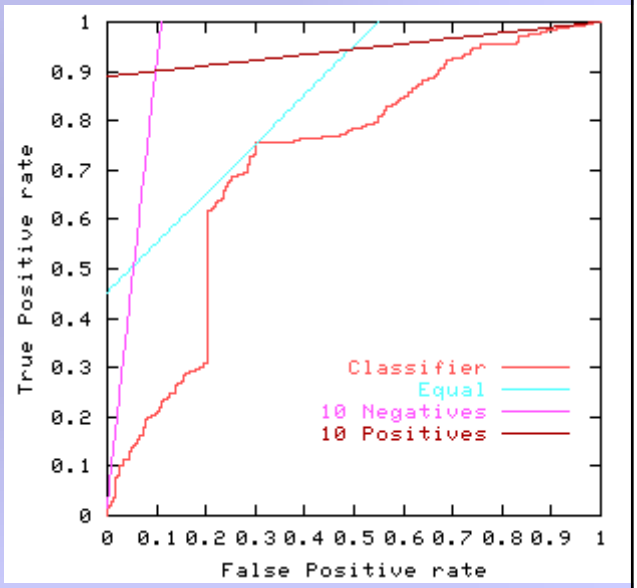
1 → Caratteristiche del modello di analisi

Individuazione dei valori-soglia ottimali

Linea marrone

Corrisponde alla condizione operativa migliore in cui i costi di perdere i casi positivi superano dieci volte il costo di avere falsi allarmi.

In altre parole questa è la situazione in cui è più importante mantenere un alto tasso di veri positivi e in cui i casi negativi hanno poco impatto sui costi totali (per esempio *p* = 0.91, *alpha* = 1 e *beta* = 1).



Copyright (c) 2006 F. Maggino

1 → Caratteristiche del modello di analisi

Individuazione dei valori-soglia ottimali

L'esempio dimostra la tendenza naturale della ROC ad operare vicino agli estremi nel caso in cui o i due tipi di costi are molto diversi tra loro o i casi da classificare sono molto influenzati da un tipo di costo a scapito dell'altro. Comunque in questi casi estremi vi saranno comparativamente pochi dati. Ciò rende il calcolo della ROC più soggetto a fluttuazioni statistiche: se si vuole raggiungere lo stesso livello di significatività statistica occorrono più dati.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

1 → Caratteristiche del modello di analisi

Individuazione dei valori-soglia ottimali

ROC e il tasso di errore (Error Rate)

A partire da una ROC è possibile rilevare il tasso di errore. I punti che compongono la ROC con tasso uguale di errore rappresentano linee rette.
Il tasso di errore può essere ottenuto ponendo i costi di mis-classificazione uguali tra loro e unitari:

$$alpha = beta = 1$$

Allora

$$error\ rate = (1-p)\ x + p\ (1-y)$$

Nel semplice caso in cui si osserva un numero di casi positivi uguale a quello di casi negativi, le linee si posizionano a 45 gradi (parallelamente alla *chance line*).

Copyright (c) 2006 F. Maggino

1 → Caratteristiche del modello di analisi

Individuazione dei valori-soglia ottimali

"Maximum Realisable" ROC (metodo **Scott)**

Scott e al. (*) descrivono una procedure che consente di individuare da due valori-soglia un terzo (composito) le cui performance (in termini di ROC) sono descritte da una linea che collega le performance delle due di partenza.

(*) Scott M.J.J., M. Niranjan, R.W. Prager, **Realisable Classifiers: Improving Operating Performance on Variable Cost Problems,** Cambridge University Department of Engineering, http://www.bmva.ac.uk/bmvc/1998/pdf/p082.pdf
Contatti: - mjjs@eng.cam.ac.uk

Copyright (c) 2006 F. Maggino

1 → Caratteristiche del modello di analisi

Individuazione dei valori-soglia ottimali

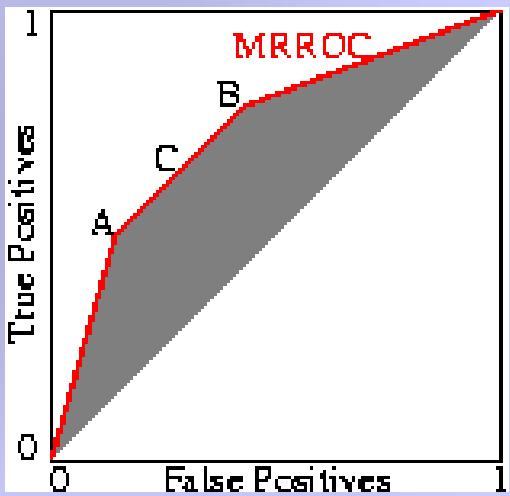
"Maximum Realisable" ROC (metodo **Scott**)

Vediamo un esempio.

Dopo aver individuato a caso due punti, A e B, si ha la necessità di avere un valore-soglia il cui tasso di falsi positivi rispetto al tasso di veri positivi giaccia su una linea che sia a metà strada tra i punti A e B. Il nuovo punto darà casualmente per metà delle volte la risposta data da A e per l'altra metà la risposta data da B.

La cosiddetta "*Maximum Realisable ROC*" è rappresentata dalla linea rossa.

Procedendo iterativamente sarà possibile individuare il punto migliore di discriminazione.



Copyright (c) 2006 F. Maggino

1 → Caratteristiche del modello di analisi

Individuazione dei valori-soglia ottimali

N.B. → In una curva ROC esistono in genere due segmenti di scarsa o nulla importanza ai fini della valutazione della capacità discriminante. Essi sono rappresentati dalle frazioni di curva sovrapposte

- all'asse delle ascisse

- all'asse delle ordinate.

Infatti, i corrispondenti valori possono essere scartati in quanto esistono altri valori di *cut-off* che forniscono una migliore *Sp* senza perdita di *Se* o, viceversa, una migliore *Se* senza perdita di *Sp*.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

1 → Caratteristiche del modello di analisi

Individuazione dei valori-soglia ottimali

Conclusioni

Nella pratica la selezione del *cut off ottimale* rappresenta una decisione molto più complessa che deve tener conto

- della situazione in cui verrà utilizzato l'indicatore

- dell'esame comparativo delle conseguenze pratiche derivanti dall'ottenimento di risultati allarme-falso e non-allarme-falso in quella particolare situazione contingente.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2. Un esempio

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2 → Un esempio

Utilizziamo i dati riguardanti un indicatore composito molto noto, **Human Development Index** (HDI), composto da tre indicatori:

- *Life Expectancy Index* (LEI): indice di aspettativa di vita,

- *Education Index* (EI): indice di istruzione,

- *Gross Domestic Product Index* (GDPI): indice di Prodotto Interno Lordo (PIL).

Tutti i valori degli indicatori (che si riferiscono all'anno 2003) sono riportati su una scala 0 – 1 e sono misurati su 177 paesi nel mondo.

Fonte: *United Nations Development Program – Human Development Reports*:

http://hdr.undp.org/statistics/ http://hdr.undp.org/statistics/data

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2 → Un esempio

Per poter utilizzare il package Systat - che richiede, per la variabile da analizzare, una scala discreta con valori da -10 a +10 – si è proceduto alla trasformazione dei valori originali dell'indicatore HDI su una scala decimale positiva.

Sono stati identificati tre diversi *golden standard* sulla dei tre indicatori LEI, EI, GDPI

- "0" → paesi con LEI/EI/GDPI < 0.80 (paesi che possono essere considerati "non sviluppati"),
- "1" → paesi con LEI/EI/GDPI ≥ 0.80 (paesi possono essere considerati "sviluppati").

Tali valori-soglia sono da considerarsi arbitrari e definiti solo a fini esemplificativi.

Analizziamo i risultati per ciascuno dei tre *golden standard*.

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2 → Un esempio

Golden standard → LEI

```
Number of stimulus events (cases) responded to:       177
Number of detectors (variables) observing an event:     1 (*)
Number of response categories used:                     8
Number of responses to noise events:                  115 (**)
Number of responses to signal events:                  62 (***)
Total number of responses:                            177
Number of instances of missing data:                    0
```

(*) la variabile *detector* è HDI

(**) numero di paesi che risultano avere valore “0” per il *golden standard*

(***) numero di paesi che risultano avere valore “1” per il *golden standard*

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2 → Un esempio

Golden standard → LEI

Response	Frequency		Joint Probability		Conditional Prob.		Cum.Cond.Prob.	
Category	Noise	Signal	Noise	Signal	Noise	Signal	Noise	Signal
2	2	0	0.01111	0.00278	0.01732	0.00775	0.01732	0.00775
3	10	0	0.05556	0.00278	0.08658	0.00775	0.10390	0.01550
4	20	0	0.11111	0.00278	0.17316	0.00775	0.27706	0.02326
5	18	0	0.10000	0.00278	0.15584	0.00775	0.43290	0.03101
6	18	0	0.10000	0.00278	0.15584	0.00775	0.58874	0.03876
7	39	13	0.21667	0.07222	0.33766	0.20155	0.92641	0.24031
8	8	21	0.04444	0.11667	0.06926	0.32558	0.99567	0.56589
9	0	28	0.00278	0.15556	0.00433	0.43411	1.00000	1.00000
Total	115	62	0.6417	0.3583	1.0000	1.0000		

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2 → Un esempio

Golden standard → LEI

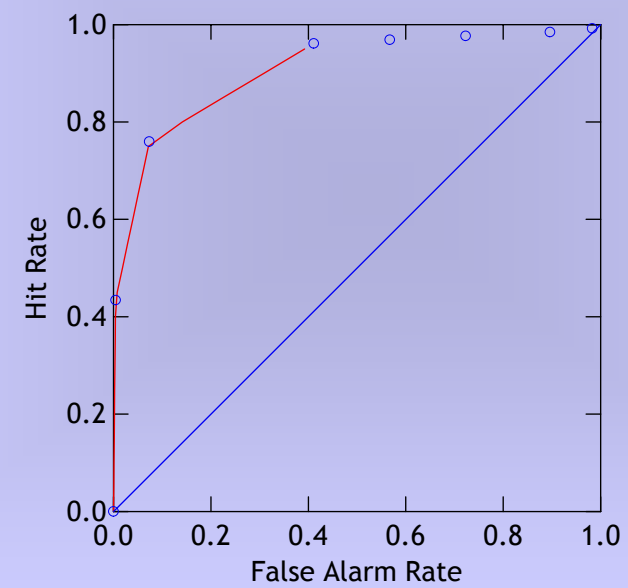
```
False-alarm rates for successive categories:
          0.983       0.896       0.723       0.567       0.411
          0.074       0.004
  Hit rates for successive categories:
          0.992       0.984       0.977       0.969       0.961
          0.760       0.434
  Area under ROC =        0.907
```

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2 → Un esempio

Golden standard → LEI

Receiver Operating Characteristic (ROC) Plot



Copyright (c) 2006 F. Maggino

2 → Un esempio

Golden standard → EI

```
Number of stimulus events (cases) responded to:       177
Number of detectors (variables) observing an event:     1 (*)
Number of response categories used:                     8
Number of responses to noise events:                   70 (**)
Number of responses to signal events:                 107 (***)
Total number of responses:                            177
Number of instances of missing data:                    0
```

(*) la variabile *detector* è HDI

(**) numero di paesi che risultano avere valore “0” per il *golden standard*

(***) numero di paesi che risultano avere valore “1” per il *golden standard*

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2 → Un esempio

Golden standard → EI

Response	Frequency		Joint Probability		Conditional Prob.		Cum.Cond.Prob.	
Category	Noise	Signal	Noise	Signal	Noise	Signal	Noise	Signal
2	2	0	0.01114	0.00279	0.02837	0.00459	0.02837	0.00459
3	10	0	0.05571	0.00279	0.14184	0.00459	0.17021	0.00917
4	20	0	0.11142	0.00279	0.28369	0.00459	0.45390	0.01376
5	18	0	0.10028	0.00279	0.25532	0.00459	0.70922	0.01835
6	10	8	0.05571	0.04457	0.14184	0.07339	0.85106	0.09174
7	9	43	0.05014	0.23955	0.12766	0.39450	0.97872	0.48624
8	1	28	0.00557	0.15599	0.01418	0.25688	0.99291	0.74312
9	0	28	0.00279	0.15599	0.00709	0.25688	1.00000	1.00000
Total	70	107	0.3928	0.6072	1.0000	1.0000		

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2 → Un esempio

Golden standard → EI

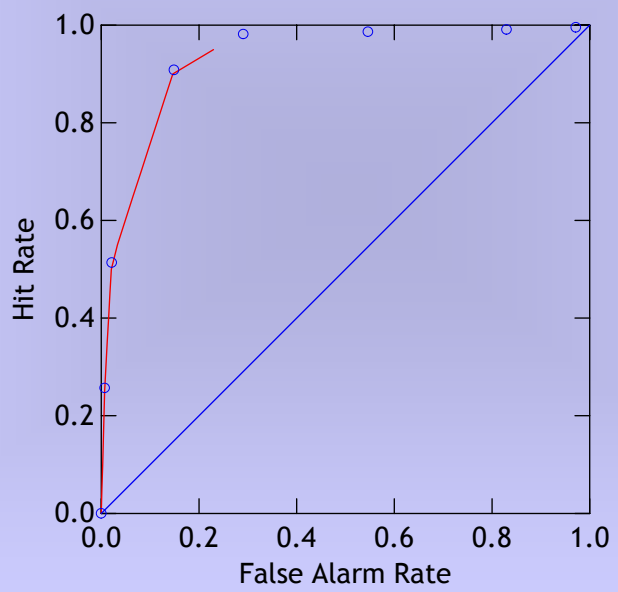
```
False-alarm rates for successive categories:
          0.972       0.830       0.546       0.291       0.149
          0.021       0.007
  Hit rates for successive categories:
          0.995       0.991       0.986       0.982       0.908
          0.514       0.257
  Area under ROC =        0.932
```

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2 → Un esempio

Golden standard → EI

Receiver Operating Characteristic (ROC) Plot



Copyright (c) 2006 F. Maggino

2 → Un esempio

Golden standard → GDPI

```
Number of stimulus events (cases) responded to:       177
Number of detectors (variables) observing an event:     1 (*)
Number of response categories used:                     8
Number of responses to noise events:                  131 (**)
Number of responses to signal events:                  46 (***)
Total number of responses:                            177
Number of instances of missing data:                    0
```

(*) la variabile *detector* è HDI

(**) numero di paesi che risultano avere valore “0” per il *golden standard*

(***) numero di paesi che risultano avere valore “1” per il *golden standard*

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2 → Un esempio

Golden standard → GDPI

Response	Frequency		Joint Probability		Conditional Prob.		Cum.Cond.Prob.	
Category	Noise	Signal	Noise	Signal	Noise	Signal	Noise	Signal
2	2	0	0.01114	0.00279	0.01521	0.01042	0.01521	0.01042
3	10	0	0.05571	0.00279	0.07605	0.01042	0.09125	0.02083
4	20	0	0.11142	0.00279	0.15209	0.01042	0.24335	0.03125
5	18	0	0.10028	0.00279	0.13688	0.01042	0.38023	0.04167
6	17	1	0.09471	0.00557	0.12928	0.02083	0.50951	0.06250
7	50	2	0.27855	0.01114	0.38023	0.04167	0.88973	0.10417
8	14	15	0.07799	0.08357	0.10646	0.31250	0.99620	0.41667
9	0	28	0.00279	0.15599	0.00380	0.58333	1.00000	1.00000
Total	131	46	0.7326	0.2674	1.0000	1.0000		

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2 → Un esempio

Golden standard → GDPI

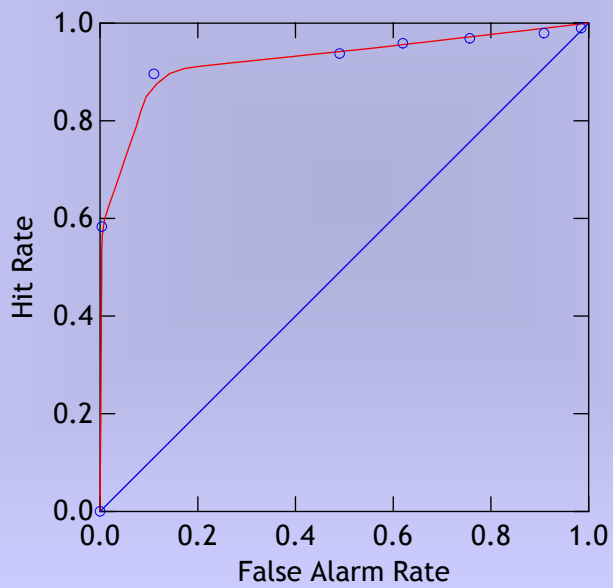
```
False-alarm rates for successive categories:
          0.985       0.909       0.757       0.620       0.490
          0.110       0.004
  Hit rates for successive categories:
          0.990       0.979       0.969       0.958       0.937
          0.896       0.583
  Area under ROC =        0.921
```

Copyright (c) 2006 F. Maggino

2 → Un esempio

Golden standard → GDPI

Receiver Operating Characteristic (ROC) Plot



Copyright (c) 2006 F. Maggino

Riferimenti bibliografici

Bamber, D. (1975) The area above the ordinal dominance graph and the area below the receiver operating characteristic graph. *Journal of Mathematical Psychology*, 12,387–415.

Bottarelli E., S. Parodi, Un approccio per la valutazione della validità dei test diagnostici: le curve R.O.C. (Receiver Operating Characteristic) *Ann. Fac. Medic. Vet. di Parma*, Vol. XXIII, 2003, pp. 49-68 (www.unipr.it/arpa/facvet/annali/2003/49.pdf)

Egan, J. P. (1975). *Signal detection theory and ROC analysis*. New York: Academic Press.

Coombs, C. H., Dawes, R. M., and Tversky, A. (1970). *Mathematical psychology: An elementary introduction*. Englewood Cliffs, N.J.: Prentice-Hall, Inc.

Green, D. M. and Swets, J. A. (1966). *Signal detection theory and psychophysics*. New York: John Wiley & Sons, Inc.

Hanley, J. A. and McNeil, B. J. (1982). The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC) curve. *Radiology*, 143, 29–36.

Sakitt, B. (1973). Indices of discriminability. *Nature*, 241, 133–134.

Simpson, A. J. and Fitter, M. J. (1973). What is the best index of detectability? *Psychological Bulletin*, 80, 481–488.

Systat ver. 10.2 Manuale

Copyright (c) 2006 F. Maggino

Riferimenti bibliografici

Link molto utili da consultare:

http://www.cs.ucl.ac.uk/staff/W.Langdon/roc
http://www.tech.plym.ac.uk/spmc/links/roc/roc_based.html

Copyright (c) 2006 F. Maggino

Bibliografia

Indicatori Sociali e non: teoria e concetti.

- Aureli Cutillo E. (2002) *Lezioni di Statistica Sociale*, CISU, Roma.
- Curatolo R. (1974) *Indicatori sociali*, Dipartimento Statistico-Matematico, Università degli studi di Firenze
- Del Vecchio F. (1995) *Scale di misura e indicatori sociali*, Caccucci, Bari.
- Ferris A. L. (1988) "The Uses of Social Indicators", *Social Forces*, Vol. 66, No. 3, pp. 601-617.
- Fox K.A. (1986) "The Present Status of Objective Social Indicators: A Review of Theory and Measurement", *American Journal of Agricultural Economics*, Vol. 68, No. 5, Proceedings Issue, pp. 1113-1120.
- Horn R.V., (1993) *Statistical Indicators*, Cambridge University Press, Cambridge.
- Johnston D.F., Carley M.J. (1981) "Social Measurement and Social Indicators", *Annals of the American Academy of Political and Social Science*, Vol. 453, pp. 237-253.
- Land K. C. (1983) "Social Indicators", *Annual Review of Sociology*, Vol. 9, .pp. 1-26
- McGranahan D., E.Pizarro and C.Richard (1985) *Measurement and Analysis of Socio-economic Development*, UNRISD.
- Michalos A. (1992) "Uses and Abuses of Social Indicators" in *SINET*, n. 32.
- Noll H-H. (2002) "Social indicators and quality of life research: background, achievements and current trends" in Genov, Nicolai Ed. *Advances in Sociological Knowledge over Half a Century*, Paris: International Social Science Council.
- *Social Indicators Research*, Springer.
- Strassoldo M., E. Mattioli, S. Schifini (eds.) *Teoria dei numeri indici dei prezzi e degli indicatori economici, finanziari e sociali*, CEDAM, Padova.
- Strategic Evaluation and Monitoring – *Human Resources Development Canada (1998) The Use of Social Indicators as Evaluation Instruments – Final Report*.
- Tesi G. (1984) *Note su Indicatori Sociali*, Dipartimento di Studi Sociali, Università degli Studi di Firenze.
- Zajczyk F. (1997) *Il mondo degli indicatori sociali*, La Nuova Italia Scientifica, Roma.

Costruzione degli Indicatori: metodologia e strumenti.

- Dempster A.P. and Rubin D.B. (1983) Overview, *Incomplete Data in Sample Surveys*, Vol II: Theory and *Annotated Bibliography*. New York: Academic Press, 3-10.
- Edward W., Newman J.R. (1982) *Multiattribute Evalutation*, Sage University Paper Series on Quantitative Applications in the Social Sciences, series no. 07-026, Newbury Park, CA:Sage.
- Forman E., M.A. Selly *Decision By Objectives*, George Washington University. http://mdm.gwu.edu/Forman/DBO.pdf

Copyright © 2006 F. Maggino

- Freudenberg M. (2003) *Composite Indicators of Country Performance: A Critical Assessment*, STI Working Paper, 2003/16, Industry Issues, Paris: OECD. http://www.olis.oecd.org/olis/2003doc.nsf/43bb6130e5e86e5fc12569fa005d004c/8bb0f462911c2cc6c1256ddc00436279/$FILE/JT00153477.DOC
- Giovannini E. (OECD) (2004) *Towards a Quality Framework for Composite Indicators*, http://webfarm.jrc.cec.eu.int/uasa/events/oecd_Paris/presentations/giovannini.pdf
- Hammonds J. S., F. O. Hoffman, S. M. Bartell (1994) *An Introductory Guide to Uncertainty Analysis in Environmental and Health Risk Assessment*, SENES Oak Ridge, Inc. – Oak Ridge – Tennessee, Environmental Restoration Risk Assessment Council, MARTIN MARIETTA ENERGY SYSTEMS, INC.
- Isukapalli S.S. (1999) *Uncertainty Analysis of Transport-Transformation Models*, Doctorate Dissertation, http://www.ccl.rutgers.edu/~ssi/thesis/thesis.html (utile per chi vuole approfondire il discorso).
- Jacobs R., P. Smith, M. Goddard (2004) *Measuring performance: An examination of composite performance indicators*, Centre for Health Economics, University of York, UK. http://www.york.ac.uk/inst/che/pdf/tp29.pdf
- Jamison D., M. Sandbu (2001) "WHO ranking of health system performance" in *Science*, 293, 1595-1596. http://lgst.wharton.upenn.edu/sandbu/Documents/Science2001.pdf#search=%22WHO%20ranking%20of%20health%20system%20performance%20filetype%3Apdf%22
- Little, R. J. A., and D. B. Rubin (2000) "Causal Effects in Clinical and Epidemiological Studies via Potential Outcomes: Concepts and Analytical Approaches." Annual Review of Public Health 21: 121-45.
- Maggino F. (2004) *I modelli di scaling. Confronto tra ipotesi complesse per la misurazione del soggettivo*, Firenze University Press, Archivio E-Prints, Firenze.
- Maggino F. (2004-b) *La misurazione nella ricerca sociale. Teorie, strategie, modelli*, Firenze University Press, Archivio E-Prints, Firenze.
- Maggino F. (2005) *L'analisi dei dati nell'indagine statistica*, Firenze University Press.
- Maggino F. (2005-b) *The Importance of Quality-Of-Life Dimensions in Citizens' Preferences: An Experimental Application of Conjoint Analysis*, Firenze University Press, Archivio E-Prints, Firenze.
- Mayoux, L. (2002) *What Do We Want to Know? Selecting Indicators'*, Paper of the Enterprise Development Impact Assessment Information Service, University of Manchester http://www.enterprise-impact.org.uk/pdf/SelectingIndicators.pdf
- Munda G., M. Nardo (2003) *On the Methodological Foundations of Composite Indicators Used for Ranking Countries*, Universitat Autonoma de Barcelona, European Commission Joint Research Centre, JEL Classification Numbers: *C43, C82*
- Nardo M., M. Saisana, A. Saltelli and S. Tarantola (EC/JRC), A. Hoffman and E. Giovannini (OECD) (2005) *Handbook on Constructing Composite Indicators: Methodology and Userguide*, OECD, Statistics Working Paper (http://www.oecd.org/std/research oppure http://farmweb.jrc.cec.eu.int/CI/)
- Rubin, D.B. (1987). *Multiple Imputation*. New York: John Wiley & Sons.

Copyright © 2006 F. Maggino

- Saisana M., S. Tarantola (2002) *State-of-the-art Report on Current Methodologies and Practices for Composite Indicator Development*, Joint Research Centre (JRC), Institute for the Protection and Security of the Citizen Technological and Economic Risk Management – Applied Statistics Group.
  http://farmweb.jrc.cec.eu.int/ci/Document/state-of-the-art_EUR20408.pdf
- Saisana M., A. Saltelli (2006) *Pilot 2006 Environmental Performance Index. Appendix G: Sensitivity Analysis*, Yale Center for Environmental Law & Policy – Yale University, Center for International Earth Science Information Network (CIESIN) – Columbia University, Econometrics and Applied Statistics Unit – Joint Research Centre of the European Commission.
- Saisana M., A. Saltelli, S. Tarantola (2005) "Uncertainty and sensitivity techniques as tools for the analysis and validation of composite indicators", *Journal of the Royal Statistical Society* A 168(2): 1-17.
- Saisana M., A. Saltelli, N. Schulze, S. Tarantola (2005) *Uncertainty and Sensitivity Analysis for the Knowledge-Based Economy Index*, European Commission - Joint Research Centre, Vincent Duchene5 European Commission - Directorate General Research.
- Saltelli A., M. Nardo, M. Saisana, S. Tarantola (2005) *Composite Indicators - The Controversy and the way forward,* European Commission, Joint Research Centre of Ispra.
- Saltelli A. S. Tarantola, F. Campolongo, M. Ratto (2004) *Sensitivity Analysis in Practice. A Guide to Assessing Scientific Models*, John Wiley & Sons publishers. http://webfarm.jrc.cec.eu.int/uasa/doc/forum-tutorial/WU082-FM.pdf
- Sharpe A., J. Salzman (2004) *Methodological Choices Encountered in the Construction of Composite Indices of Economic and Social Well-Being*, Center for the Study of Living Standards , Ottawa, CAN.
- SIMLAB (2004) Version 2.2 Simulation Environment for Uncertainty and Sensitivity Analysis, developed by the Joint Research Centre of the European Commission.
- Tarantola S., J. Jesinghaus J., M. Puolamaa M. (2000) "Global sensitivity analysis: a quality assurance tool in environmental policy modeling" in *Sensitivity Analysis* (eds A. Saltelli, K. Chan, M. Scott) pp. 385-397. New York: John Wiley & Sons.
- Yoon K.P., Hwang Ching-Lai (1995) *Multiple Attribute Decision Making*, Sage University Paper Series on Quantitative Applications in the Social Sciences, series no. 07-104, Thousand Oaks, CA:Sage.

I sistemi di indicatori.

- Berger-Schmitt R. (2001) *Dimensions, Indicators and Time Series in a European System of Social Indicators by Example*, EuReporting Working Paper No. 16, Centre for Survey Research and Methodology (ZUMA) – Social Indicators Department, Mannheim.
- Berger-Schmitt R. and Jankowitsch B. (1999) *Systems of Social Indicators and Social Reporting – The State of the Art*, EuReporting Working Paper No. 1, Centre for Survey Research and Methodology (ZUMA) – Social Indicators Department, Mannheim.
- Berger-Schmitt R. and H.-H. Noll (2000) *Conceptual Framwork and Structure of a European System of Social Indicators*, EuReporting Working Paper No. 9, Centre for Survey Research and Methodology (ZUMA) – Social Indicators Department, Mannheim.
- Bryk A. S., K.L. Hermanson (1993) "Educational Indicator Systems: Observations on Their Structure, Interpretation, and Use", Review of Research in Education, Vol. 19, pp. 451-484.

Copyright © 2006 F. Maggino

- Noll H.-H. (1996) *Social Indicators and Social Reporting: The International Experience*, http://www.ccsd.ca/noll1.html
- Zapf W. (1975) "Le systéme d'indicateurs sociaux: approches et problèmes", *Revue Internationale des Sciences Sociales*, Vol. XXVII, n. 3.

Reporting - Evaluation - Accounting.

- Artley W., S. Stroh (2001) *The Performance-Based Management Handbook – Vol. 2: Establishing an Integrated Performance Measurement System*, PBM-SIG (Performance-Based Management Special Interest Group), ORISE (Oak Ridge Institute for Science and Education), USA.
- Booth D., H. Lucas (2002) *Good Practice in the Development of PRSP Indicators and Monitoring Systems*, Working Paper 172, Overseas Development Institute (London), Institute of Development Studies (Sussex).
- Ekos Research Associates Inc. (1998) *The Use of Social Indicators as Evaluation Instruments. Final Report, Strategic Evaluation and Monitoring*, Human Resources Development – Canada.
- Fuhrman Susan and Richard Elmore, *Redesigning Accountability Systems for Education*
- Gajda, R., J. Jewiss (2004) "Thinking about how to evaluate your program? these strategies will get you started" *Practical Assessment, Research & Evaluation*, 9(8). http://pareonline.net/getvn.asp?v=9&n=8
- Goldstein H., Lewis T. (1996) *Assessment: Problems, Developments and Statistical Issues*, John Wiley & Sons, Inc., New York, London, Sidney.
- Gong B. (2002) *Accountability Systems And Reporting. Designing School Accountability Systems: Towards A Framework And Process,* Center for Assessment and ASR SCASS, Council of Chief State School Officers, Washington D.C., USA.
- Kummel D. *Accountability in Education*, http://www.universitydistanceeducation.info/Article/Accountability-In-Education/537
- Linn R.L. (2001) "Assessments and accountability (condensed version)" *Practical Assessment, Research & Evaluation*, 7(11), http://PAREonline.net/getvn.asp?v=7&n=11
- Schafer, W.D., M. Moody (2004) "Designing accountability assessments for teaching". *Practical Assessment, Research & Evaluation*, 9(14). http://PAREonline.net/getvn.asp?v=9&n=14
- UNESCO *Research, Evaluation and Statistics: Literacy research, evaluation and statistics*, http://www1.uni-hamburg.de/UNESCO-UIE/literacyexchange/course/module1/materials/unit1_4/confintea/3d.pdf

Sviluppo Umano.

- United Nations Development Programme (2004) *Human Development Report*.

Indicatori Economici.

- OECD – Statistics Dictorate (2000) *Main Economic Indicators. Sources and Definitions*.

Copyright © 2006 F. Maggino

Qualità della vita.

- Andrews Frank M., Withey Stephen B. (1976) *Social Indicators of Well-Being American Perceptions of Life Quality*, New York and London, Plenum Press
- Annicchiarico C., F. Maggino, T. Mola, S. Schifini D'Andrea (a cura di) (2005) *La qualità della vita a Firenze*, Serie "La statistica per la città", Comune di Firenze.
- Aureli E., F.Buratto, L.Carli Sardi, A.Franci, A.Ponti Sgargi, S.Schifini D'Andrea (a cura di), *Contesti di qualità della vita*, F.Angeli, Milano.
- Berger-Schmitt R. (2000) *Social Cohesion as an Aspect of the Quality of Societies: Concept and Measurement*, EuReporting Working Paper No. 14, Centre for Survey Research and Methodology (ZUMA) – Social Indicators Department, Mannheim.
- Boarini R., A. Johansson and M. Mira d'Ercole (2006) *Alternative measures of well-being*, OECD social, employment and migration working papers no. 33.
- Christoph B. and H.-H. Noll (2001) "Subjective Well-Being in the European Union during the 1990ies" in J. Vogel (ed.) *European Welfare Production: Institutional Configuration and Distributional Outcome*, Dordrecht, Kluwer.
- Böhnke P. (2005), *First European Quality of Life Survey: Life satisfaction, happiness and sense of belonging,* European Foundation for Improvement of Living and Working Conditions.
- Cummins, R. A., R. Andelman, R. Board, L. Lee Carman, A. Ferriss, P. Friedman, A. Michalos, J. Samli, S. Shapiro, J. Sirgy, J. Vitterso and R. Veenhoven (1998), *Quality of life definition and terminology: A discussion document from the International Society for Quality of Life Studies*, The International Society for Quality-of-Life Studies (ISQOLS).
- European Foundation for Improvement of Living and Working Conditions (2003), *Monitoring Quality of Life in Europe.*
- Fahey T., C.T. Whelan and B. Maître (2005), *First European Quality of Life Survey: Income inequalities and deprivation,* European Foundation for Improvement of Living and Working Conditions.
- Hagerty M. R., R.A. Cummins, A.L. Ferriss, K. Land, A. C. Michalos, M. Peterson, A. Sharpe, J. Schultz W. (2000) *Explaining Quality of Life – The Controversy between Objective and Subjective Variables*, EuReporting Working Paper No. 10, Paul Lazarsfeld-Gesellschaft für Sozialforschung (PLG).
- Sirgy J., J. Vogel, "Quality of Life Indexes for National Policy: Review and Agenda for Research", *Social Indicators Research*, Volume 55, Issue 1, July 2001, Pages 1 – 96.
- Saraceno C., M. Olagnero and P. Torrioni (2005), *First European Quality of Life Survey: Families, work and social networks,* European Foundation for Improvement of Living and Working Conditions.
- The Economist – Intelligence Unit (2005), *Quality-of-life index*.

Istruzione e Formazione.

- Education Counts on edCentre (New Zealand) (2005) *Indicator Framework* http://educationcounts.edcentre.govt.nz/metadata/downloads/Indicator%20Framework%20v2.0.pdf

Copyright © 2006 F. Maggino

- Institute for Education Economics Research (IREDU), UNESCO – Institute for Statistics (1998), *Statistical Information System on Expenditure in Education (SISEE)*
- Lashway Larry (2001) *Educational Indicators*, Eric Digest, No. 150-EDO-EA-01-07, http://eric.uoregon.edu/pdf/digests/digest150.pdf
- National Forum on Assessment () *Principle and Indicators for Student Assessment Systems,* http://www.fairtest.org/facts/principles%20PDF.pdf
- Shavelson, Richard J., McDonnell, L. & J. Oakes (1991) "What are educational indicators and indicator systems?" in *Practical Assessment, Research & Evaluation*, 2(11), from http://PAREonline.net/getvn.asp?v=2&n=11
- Shavelson, Richard J. , McDonnell, L. & J. Oakes (1991) "Steps in designing an indicator system" in *Practical Assessment, Research & Evaluation*, 2(12), from http://PAREonline.net/getvn.asp?v=2&n=12
- OECD, *For the development of OECD education indicators*
- OECD, (2002, 2004) *Financing education – Investments and returns. Analysis of the world education indicators*
- Pelavin Research Institute, National Center for Education Statistics (USA) (1996) *Education indicators: an International Perspective*, http://nces.ed.gov/pubs/96003.pdf
- UNESCO – Institute for Statistics *Education indicators. Technical guidelines*
- UNESCO – OECD – Eurostat (2002, 2004) *Collection on Education Systems. Definitions, Explanations, and Instructions*

Copyright © 2006 F. Maggino

Sitografia

Condizioni e qualità della vita

- Australian Centre on Quality of Life: http://www.deakin.edu.au/research/acqol/instruments/wellbeing_index.htm
- Australian Centre on Quality of Life – Instruments: http://www.deakin.edu.au/research/acqol/instruments/index.htm
- Calvet-Henderson Quality of Life Indicators: http://www.calvert-henderson.com/
- Economist – Quality of Life Index: http://www.economist.com/media/pdf/QUALITY_OF_LIFE.pdf
- European Foundation on Social Quality: http://www.socialquality.org/site/index.html
- Eurofound: European Foundation for the Improvement of Living and Working Conditions: http://www.eurofound.eu.int/index.htm
- Eurofound: European Foundation for the Improvement of Living and Working Conditions – EurLIFE: an interactive database of statistical indicators: http://www.eurofound.eu.int/areas/qualityoflife/eurlife/index.php
- International Society of Quality of Life Studies: http://www.isqols.org/
- University of Bergen – Section for Nursing Science, Department of Public Health and Primary Health Care – Quality of Life Compendium: http://www.uib.no/isf/people/doc/qol/httoc.htm
- World Database of Happiness: http://www1.eur.nl/fsw/happiness/
- World database of Happiness – Item bank: http://www1.eur.nl/fsw/happiness/hap_quer/hqi_fp.htm

Istruzione e Educazione

- Council of Chief State School Officers – Accountability Systems: http://www.ccsso.org/projects/Accountability_Systems/
- European Commission (Dictorate General) – CRELL – Centre for Research on Lifelong Learning: http://farmweb.jrc.cec.eu.int/Crell/
- European Commission – Education and Training: http://ec.europa.eu/education/policies/educ/education_en.html
- European Centre for the Development of Vocational Training: http://www.cedefop.europa.eu/
- European Expert Network on Economics of Education in Europe: http://www.education-economics.org/
- ETV – European Training Village: http://www.trainingvillage.gr/etv/default.asp
- Eurydice – The Information Network on Education in Europe: http://www.eurydice.org/
- Institute of Education Sciences – National Center for Education Statistics – International Comparisons in Education: http://nces.ed.gov/surveys/international/
- Institute of Education Sciences – National Center for Education Statistics – Education Indicators: An International Perspective (testo): http://nces.ed.gov/pubs/eiip/
- Institute of Education Sciences – National Center for Education Statistics – International Comparisons in Education – International Education Indicators: http://nces.ed.gov/surveys/international/IntlIndicators/
- OECD – Organization for Economic Co-operation and Development – Education: http://www.oecd.org/topic/0,2686,en_2649_37455_1_1_1_1_37455,00.html
- US Agency for International Development (USAID) – Office of Education – Global Education Database: http://qesdb.cdie.org/ged/index.html

Copyright © 2006 F. Maggino

Indicatori Sociali (anche sistemi)

- Canadian Council On Social Development – The Social Indicators Site: http://www.ccsd.ca/soc_ind.html
- IRES – Istituto Ricerche Economico Sociali – Sistema degli Indicatori Regionali: http://213.254.4.222/sisreg/index.asp
- ZUMA – European System of Social Indicators:
  http://www.social-science-gesis.de/en/social_monitoring/social_indicators/Data/EUSI/links_domain.htm
  http://www.social-science-gesis.de/en/social_monitoring/social_indicators/Data/EUSI/index.htm
- ZUMA – Social Indicators Department: http://www.gesis.org/en/social_monitoring/social_indicators/index.htm
- ZUMA – SPES: http://www.gesis.org/en/social_monitoring/social_indicators/data/system/index.htm

Metodologia (tutorial, glossari, definizioni, ecc.)

- Analytic Hierarchy Process : http://www.easymind.info/fun/index_en.php; http://www.easy-mind.de/
- European Commission (Directorate General) – Joint Research Centre & Institute for the Protection and Security of the Citizen – *Composite Indicators*: http://farmweb.jrc.cec.eu.int/CI/
- European Commission (Directorate General) – Joint Research Centre & Institute for the Protection and Security of the Citizen – Costruzione di Indicatori Compositi: *Step by Step*: http://farmweb.jrc.cec.eu.int/CI/Step_by_Step.htm
- European Commission (Directorate General) – Joint Research Centre & Institute for the Protection and Security of the Citizen – tutorial on *Sensitivity Analysis*: http://webfarm.jrc.cec.eu.int/uasa/doc/forum-tutorial/
- European Commission (Directorate General) – Centre for Research on Lifelong Learning – Statistical sources: http://farmweb.jrc.cec.eu.int/Crell/Statistical_sources.htm
- ISTAT – Istituto Nazionale di Statistica – Il valore dei dati: http://www.istat.it/servizi/studenti/valoredati/
- OECD – Organization for Economic Co-operation and Development – Glossary of Statistical Terms: http://stats.oecd.org/glossary/
- OECD – Organization for Economic Co-operation and Development – World Forum on Key Indicators: http://www.oecd.org/site/0,2865,en_21571361_31834434_1_1_1_1_1,00.html
- OECD – Organization for Economic Co-operation and Development: - Second Workshop on Composite Indicators of Country Performance – Paris, February 2004: http://webfarm.jrc.cec.eu.int/uasa/events/oecd_Paris/presentations/
- Regione Emilia-Romagna – Glossario degli Indicatori Ospedalieri: http://www.regione.emilia-romagna.it/sas/nosologiche/gloss.htm
- United Nations – Statistics Division: Glossary: http://unstats.un.org/unsd/sna1993/glossary.asp
- Wikipedia – L'enciclopedia libera: http://it.wikipedia.org/wiki/Statistica

Sviluppo umano (sviluppo sostenibile, ambiente)

- Dashboard of Sustainability: http://esl.jrc.it/dc/index_IT.htm
- Earth Day Footprint Quiz (Ecological Footprint Quiz): http://ecofoot.org/
- Environmental Sustainability Index: http://www.yale.edu/esi/
- Global Footprint Network (Peso Ecologico): http://www.footprintnetwork.org/
- Friends of the Earth – Policy and Research Unit – Measuring progress: http://www.foe.co.uk/campaigns/sustainable_development/progress/

Copyright © 2006 F. Maggino

- Indice di Sviluppo Umano (didattico) http://www.utopie.it/sviluppo_umano/indice_di_sviluppo_umano.htm
- International Institute for Sustainable Development: http://www.iisd.org/
- New Economics Foundation: http://www.neweconomics.org/gen/
- Sustainability: a Choice to Consider: http://www.flora.org/sustain/
- The project on Human Development – Development Indicators: http://humandevelopment.bu.edu/
- The project on Human Development – Development Indicators – Make your own index: http://humandevelopment.bu.edu/Make_index/start.cfm
- United Nations Development Program – Human Development Reports (Elenco di indicatori: definizione, dati e possibilità di creare propri report):
  http://hdr.undp.org/statistics/
  http://hdr.undp.org/statistics/data/
- Ufficio Federale di Statistica (Svizzera) –Lo Sviluppo Sostenibile:
  http://www.bfs.admin.ch/bfs/portal/it/index/themen/nachhaltige_entwicklung/uebersicht.html
- United Nations Research Institute for Social Development: http://www.unrisd.org/

Statistica (dati)

- OECD – Organization for Economic Co-operation and Development – Statistics:
  http://www.oecd.org/statsportal/0,2639,en_2825_293564_1_1_1_1_1,00.html
- The World Bank – Data & Statistics (possibilità di acquisire dati per ciascun paese):
  http://web.worldbank.org/WBSITE/EXTERNAL/DATASTATISTICS/0,,menuPK:232599~pagePK:64133170~piPK:64133498~theSitePK:239419,00.html
- UNESCO – Institute of Statistics: http://www.uis.unesco.org/ev_en.php?ID=2867_201&ID2=DO_TOPIC
- United Nations – Economic Commission for Europe – Statistics: http://www.unece.org/stats/stats_e.htm
- United Nations – Statistics Division: http://unstats.un.org/unsd/
- United Nations – System of National Accounts: http://unstats.un.org/unsd/sna1993/introduction.asp

Enti, Istituti, Centri di ricerca nazionali e Internazionali

- European Centre for Social Research, Policy, Information, and Training: http://www.euro.centre.org/
- Europa – EUROSTAT: http://epp.eurostat.cec.eu.int
- Heritage Foundation – Policy Research & Analysis: http://www.heritage.org/
- IRES – Istituto Ricerche Economico Sociali: http://www.ires.piemonte.it/
- ISTAT – Istituto Nazionale di Statistica: http://www.istat.it/
- OECD – Organization for Economic Co-operation and Development: http://www.oecd.org/home/0,2605,en_2649_201185_1_1_1_1_1,00.html
- Transparency International (elenco indicatori e definizioni): http://www.transparency.org/
- The World Bank: http://www.worldbank.org/

Progetti di ricerca

Copyright © 2006 F. Maggino

- Europa – Public Opinion Analysis: http://europa.eu.int/comm/public_opinion/index_en.htm
- European Values Study: http://www.europeanvalues.nl/index2.htm
- World Values Survey: http://www.worldvaluessurvey.org/
- World Values Survey & European Values Study – The values surveys database: http://www.jdsurvey.net/web/evs1.htm

Copyright © 2006 F. Maggino