

individui attribuiscono ai quattro elementi che sono stati precedentemente menzionati. Tuttavia, la scarsità delle risorse destinate al servizio sanitario nazionale rende indifferibile un'assunzione di responsabilità verso aspetti economici, in aggiunta a quelli tecnici e di principio, da parte di chi opera all'interno dei servizi sanitari.

Bibliografia

- Brook R.H., Lohr K.N. Efficacy Effectiveness, Variation and Quality. Medical Care (1985), 23: 710-722.
- Charles A., Cooper W.W., Lewin A.Y., Seiford L.M. Data Envelope Analysis: Theory, Methodology and Applications; (1995) Kluwer
- Fare et al. Productivity changes in Swedish pharmacies 1980-1989: A non parametric approach. (1992) J. Productivity Analysis, 3, 85-101.
- Farrell M.J. The measurement of productive efficiency. (1957) J.R.Statis. Soc. series A 120, 253-281.
- Giuffrida A. Productivity and efficiency changes in primary care: a Malmquist index approach; (1999) Health Care Management Science, 2, 11-26.
- Matchar D.B., Samsa G.P., Matthews J.R., et al. The Stroke Prevention Policy Model: Linking Evidence and Clinical Decision (1997) Annals of Internal Medicine, 127: 704-711.
- Parmegiani G. et al. Decision Models in Clinical Recommendations Development: the Stroke Prevention Policy Model. (1996) In: Berry DA, Stangl DK, eds. Bayesian Biostatistics. New York: Marcel Dekker.

29

Una metodologia per lo studio dell'efficacia relativa delle strutture ospedaliere in assenza di informazioni a priori

A Methodology for the Study of Relative Efficacy of Hospitals and Missing Prior Information

Giorgio Vittadini

Dipartimento di Statistica,

Università di Milano-Bicocca, Via Bicocca degli Arcimboldi, 8 - 20126 Milano,

giorgio.vittadini@unimib.it

Abstract: The outcomes of Health Service are defined in statistical terms as latent variables, and require the use of multidimensional scaling methods and the decomposition of vectorial spaces. Once we have evaluated the relative efficacy of diverse hospitals, we can use the SURE multilevel model to analyse the simultaneous dependence of the explicative variables and the casual parameters identified with diverse hospitals. Given the absence of prior information, we can use the SURE multilevel model to interpret the hierarchical Bayesian model with prior noninformative distribution of parameters and distribution of the casual residuals normal of order p. A sample of 5000 patients taken from Lombard hospitals exemplifies the methodology.

Keywords: Outcome, Multidimensional Scaling, Regression Restricted Component Decomposition, SURE Model, Multilevel Model, Noninformative Prior Distribution, Proper Posterior Distribution, Normal Distribution of Order p, Relative Efficacy.

1. Una metodologia per quantificare gli outcome sanitari

Negli ultimi anni sono stati proposti quali metodi di valutazione dei risultati dell'erogazione dei servizi alla persona di pubblica utilità - in particolari sanitari - gli outcome "risultati sovente di lungo periodo sullo stato di benessere dell'utente generati dall'erogazione di un servizio" (Aitkin e Longford, 1986, Goldstein, Spiegelhalter, 1996, Gori, Vittadini 1999) ¹. Gli outcome sono interpretabili anche come costrutti teorici latenti non direttamente osservabili, sottostanti ad un insieme di indicatori osservati (spesso qualitativi o misti) e stimabili a partire da essi a meno di errori (1996, Gori e Vittadini, 1999); perciò possono essere definiti sotto il profilo statistico come variabili latenti. Per evitare problemi di non unicità delle soluzioni, si è proposto in precedenti articoli (Vittadini 2001) di quantificare gli indicatori ricavando simultaneamente le variabili latenti come loro trasformate lineari mediante l'uso congiunto di appropriati metodi di multidimensional scaling (quali gli ALSOS²

¹ Vedi Goldstein Spiegelhalter (1996), Longford, Leyland et al. (1999), Turner e Omar et al. (2000).

² Nella famiglia dei metodi Alsos si scelgono metodi basati sull'alternanza iterativa tra scaling ottimale che quantifica le variabili e metodi dei minimi quadrati ordinari che ne ricavano combinazioni lineari di tipo differente a seconda della scala della variabili (normali, ordinali, discrete, continue) e del tipo di funzione obiettivo prescelta per ottenere l'outcome (a massima e minima correlazione canonica, etc.)

Per il complesso dei k outcome, dei p agenti e degli n individui, vale a dire per il modello SURE nel suo complesso, si ha:

$$Y = AZ + BX + E; \quad A = \Delta F + M \quad (3)$$

con Y matrice (k, n) di outcome, A matrice (k, p) di parametri casuali inerenti agli agenti, Z (p, n) matrice design, B matrice (k, g) di parametri fissi, X (g, n) matrice di variabili inerenti le caratteristiche individuali, E (k, n) matrice di residui casuali, F (h, p) matrice di variabili inerenti le caratteristiche fisse, Δ (k, h) matrice di parametri degli agenti, M (k, p) matrice di residui casuali i cui elementi misurano l'efficacia C .

3. Stima degli errori e dei parametri in caso di mancanza di informazioni a priori

Quando non è possibile conoscere "a population of possible parameter values from which the (α_i) have been drawn" (Gelman, Carlin et al. 1995, p. 34-35), non si hanno informazioni a priori sufficienti per definire una distribuzione parametrica di tali coefficienti casuali. Inoltre risulta arduo stimare in chiave analitica mediante metodi di inferenza classica i numerosi parametri inerenti gli agenti. Tale situazione suggerisce di interpretare in prima istanza il modello SURE multilevel quale modello bayesiano gerarchico (Montgomery, 1997) con distribuzione degli errori multinomiali e distribuzione a priori di parametri e iperparametri non informativa. In questo quadro si ipotizza (Srivastava, Giles 1987, p. 317) funzione di verosimiglianza multinormale;

$$P\left(Y / A, B, \sum_e^{-1}\right); \quad (4)$$

distribuzione a priori non informativa per B non stocastico (Gelman e Carlin, 1995 pp. 368-369), scambiabilità fra gli elementi di $A, B, \sum_e^{-1}$, distribuzioni a priori non informative per $A, B, \sum_e^{-1}, \Delta$. Perciò: $P(A, B, \sum_e^{-1}) = P(A)P(B)P(\sum_e^{-1})$; $P(A) \propto$ costante; $P(B) \propto$ costante; $P(\Delta) \propto$ costante;

$$P\left(\sum_e^{-1}\right) = \left|\sum_e^{-1}\right|^{-(k+1)/2} \text{ distribuzione non informativa di Jeffrey} \quad (5)$$

Data la struttura di un modello Bayesiano gerarchico (Gelman e Carlin, 1995 pp. 126-129 p. 377) le distribuzioni a priori e a posteriori dei parametri e degli iperparametri del modello assumono la seguente formulazione:

$$P\left(A, B, \Delta, \sum_e^{-1}\right) = P\left(A, B, \sum_e^{-1} / \Delta\right) P(\Delta) \quad (6)$$

$$P\left(A, B, \Delta, \sum_e^{-1} / Y\right) = P\left(Y / A, B, \sum_e^{-1}\right) P\left(A, B, \sum_e^{-1} / \Delta\right) P(\Delta) \quad (7)$$

Essendo $P(A)$, $P(B)$, $P(\Delta)$ non informative si ha in (7), in analogia a quanto dimostrato da Srivastava, Giles, 1987 pp. 316-317 e da Gelman, Carlin, 1995 p. 137:

methods, Keller, Wansbeck, 1983)) e di decomposizione degli spazi vettoriali (Regression Restricted Component Decomposition (Haagen, Vittadini 1998)). Per studiare la dipendenza simultanea di più outcome così definiti da variabili esplicative inerenti le caratteristiche di ospedali e utenti e parametri casuali che individuano gli ospedali si consiglia di utilizzare il modello SURE multivariato in un'ottica multilevel (Srivastava e Giles, 1987 Gori, 1992; Vittadini, 2001). Nell'ipotesi di mancanza di informazioni a priori si propone una distribuzione degli errori normale di ordine p (Chiodi 2000) con distribuzioni a priori dei parametri non informativa.

2. Il modello SURE in un'ottica multilevel

I modelli multilevel sono caratterizzati dal fatto che: "there is a hierarchical data set, with one single dependent variable that is measured at the lowest level and explanatory variables at all existing levels..." "The intercept and slope coefficients are assumed to vary across the schools; for that reason they are often referred to as random coefficients" (Hox, 1995, p. 11). Tali parametri che misurano l'efficacia complessiva (A) dell'agente sono espressi in altre equazioni in funzione delle caratteristiche tecnologiche (efficacia B) e della capacità di management (efficacia C). In questo modo si evitano problemi di collinearità tra le variabili esplicative (Gori e Vittadini 1999, p. 193). Si ha:

$$y_{j\ell} = \alpha_{j\ell} + \sum_{k=1}^K \beta_{kj} x_{k\ell} + e_{j\ell}; \quad \alpha_{j\ell} = \sum_{w=1}^h \delta_{w\ell} f_{w\ell} + m_{j\ell} \quad (1)$$

ove j indica l'outcome ($j=1, \dots, k$); ℓ indica l'agente ($\ell=1, \dots, p$); i indica l'individuo ($i=1, \dots, n$); $n = n_1 + \dots + n_p$; $y_{j\ell}$ è l'outcome al tempo t_1 dopo l'allocation del servizio; $\alpha_{j\ell}$ è parametro casuale che individua l'efficacia di tipo A; β_{kj} è parametro fisso non casuale; $x_{k\ell}$ include le caratteristiche individuali (compreso lo stato iniziale dell'utente, outcome prima dell'erogazione del servizio); $e_{j\ell}$ è residuo casuale; $f_{w\ell}$ descrive le caratteristiche osservabili dell'agente; $\delta_{w\ell}$ è parametro fisso; $\sum_{w=1}^h \delta_{w\ell} f_{w\ell}$ misura l'efficacia di tipo B, $m_{j\ell}$ residuo casuale misura l'efficacia di tipo C. La (1) è la generica j -esima equazione di un modello multivariato SURE in un'ottica multilevel che studia la dipendenza simultanea degli outcome da variabili esplicative e parametri casuali $\alpha_{j\ell}$. Dato il vettore casuale: $\pi_{j\ell} = m_{j\ell} + e_{j\ell}$ le varianze e covarianze del modello hanno la seguente struttura:

$$\begin{aligned} \text{var}(\pi_{j\ell}) &= \sigma_{m_{j\ell}}^2 + \sigma_{e_{j\ell}}^2 + 2\sigma_{m_{j\ell}e_{j\ell}} \text{cov}(\pi_{j\ell}, \pi_{j\ell}) = \sigma_{\pi_{j\ell}}^2 \neq 0, \text{cov}(\pi_{j\ell}, \pi_{j\ell}) = \sigma_{\pi_{j\ell}}^2 \neq 0, \\ \text{cov}(\pi_{j\ell}, \pi_{j'\ell}) &= \sigma_{\pi_{j\ell}\pi_{j'\ell}} \neq 0 \text{ con } (j, j') = 1, \dots, k; j \neq j'; \ell, \ell' = 1, \dots, p; \ell \neq \ell' \end{aligned} \quad (2)$$

³ In tale modello SURE si assume che la matrice delle variabili esplicative sia di rango pieno e non stocastica; i valori attesi dei residui casuali nulli e le loro varianze finite e costanti nel tempo; le covarianze contemporanee tra i residui casuali costanti e tali da postulare relazioni stocastiche tra le equazioni del modello; le covarianze intertemporali nulle (Srivastava, Giles 1987 pp. 3-7).

$$P(A, B, \Delta, \sum_{s=1}^{n-1} Y) \propto P(Y/A, B, \sum_{s=1}^{n-1} Y) P(\sum_{s=1}^{n-1} Y) \quad (8)$$

La distribuzione a posteriori congiunta dei parametri e degli iperparametri per le ipotesi sulla funzione di verosimiglianza e la (8) è:

$$P(A, B, \Delta, \sum_{s=1}^{n-1} Y) \propto \left| \sum_{s=1}^{n-1} \right|^{-\frac{n-1}{2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (Y - AZ - BX) \left(\sum_{s=1}^{n-1} \otimes I_n \right) (Y - AZ - BX) \right\} \quad (9)$$

analoga alla distribuzione proposta da Srivastava, Giles (1987, p. 317). Dalla (9) si ricava la marginale $P(A, B/Y, \sum_{s=1}^{n-1} Y)$ integrando rispetto a $\Delta, \sum_{s=1}^{n-1} Y$ (come in Srivastava e Giles, 1987 pp. 318-319):

$$P(A, B/Y, \sum_{s=1}^{n-1} Y) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} (Y - AZ - BX) \left(\sum_{s=1}^{n-1} \otimes I_n \right) (Y - AZ - BX) \right\} \quad (10)$$

Integrando poi la (10) rispetto a B si ottiene $P(A/Y, \sum_{s=1}^{n-1} Y)$ che assume una distribuzione multinormale; integrando la (10) rispetto ad A si ottiene $P(B/Y, \sum_{s=1}^{n-1} Y)$. Integrando poi la (10) rispetto a $\sum_{s=1}^{n-1} Y, A, B$ si ottiene $P(\Delta/Y)$, integrando rispetto a A, B, Δ si ottiene $P(\sum_{s=1}^{n-1} Y)$ ottenendo distribuzioni a posteriori informative attraverso metodi di calcolo numerico (metodi Monte Carlo Markov Chain). A questo punto si possono calcolare stime ed intervalli di confidenza per valori attesi e varianze dei parametri A, B degli iperparametri, Δ , e per differenza si ottengono poi stime dei parametri di $M=A-AB$ necessarie per la valutazione di efficacia C . Quando gli indicatori di partenza sono qualitativi o misti e si è in un contesto di inferenza bayesiana si tende ad evitare l'utilizzo di teoremi limite frequentista⁴, ed è preferibile ipotizzare un tipo di distribuzione per gli errori differente da quella gaussiana. In particolare è stato osservato che la distribuzione degli errori di natura accidentale in modelli lineari (Chiodi, 2000) è in molti casi meglio approssimata da distribuzioni multinomiali di ordine p piuttosto che dalla normale in senso stretto. (Chiodi, 2000):

$$f(Y) = \sum_{s=1}^p \left| \sum_{s=1}^{n-1} (Y - AZ - BX) \sum_{s=1}^{n-1} \right|^{s-1} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (Y - AZ - BX) \sum_{s=1}^{n-1} (Y - AZ - BX) \right\} \quad (11)$$

e rappresenta allontanamenti dalla normale multivariata di tipo ellissoidale per $s \neq 1$ e $n \neq 1$. Si ripropone la stima di un modello SURE bayesiano con le precedenti ipotesi di distribuzione a priori dei parametri non informativa e distribuzione degli errori (11). Seguendo lo stesso procedimento mostrato in precedenza si ottiene:

⁴ Il tipo di deviazioni dalla normalità così introdotte sono relative a distribuzioni simmetriche; non si estende al caso di distribuzioni asimmetriche o multimodali che possono verificarsi in numerosi casi nella realtà (come la classe delle distribuzioni alfa stabili).

$$P(A, B, \Delta, \sum_{s=1}^{n-1} Y) \propto \left| \sum_{s=1}^{n-1} \right|^{(n-1)/2} \left[(Y - AZ - BX) \sum_{s=1}^{n-1} (Y - AZ - BX) \right]^{(n-1)} \quad (12)$$

$$\exp \{ (-Y - AZ - BX) \sum_{s=1}^{n-1} (Y - AZ - BX) \}^T$$

Da (12) si può ricavare A, B integrando rispetto a $\Delta, \sum_{s=1}^{n-1} Y$; quindi integrando rispetto a B si ottiene $P(A/Y, \sum_{s=1}^{n-1} Y)$ che si distribuisce come una (10); integrando rispetto ad A si ottiene $P(B/Y, \sum_{s=1}^{n-1} Y)$. Quindi procedendo come in (5), (9), mediante metodi di calcolo numerico si ottengono dalla distribuzione congiunta a posteriori dei parametri (9) distribuzioni a posteriori informative, $P(\sum_{s=1}^{n-1} Y), P(\Delta/Y)$.

4. Una sperimentazione della metodologia sulla sanità lombarda

Si effettua una rilevazione su un campione di persone precedentemente ricoverate per DRG cronico-degenerativo⁵.

Tabella 1: Variabili del modello multilevel

Y VARIABILI DIPENDENTI	Outcome fisico (O.F.); Outcome psicosomatico O.M.(O) (0 e 1) e 2*
X VARIABILI ESPLICATIVE INDIVIDUI	Età (correlata con insorgenza malattie cronico-degenerative) Sesso (influenza su malattie cronico-degenerative) Durata degenza: durata osservata: proxy durata della degenza necessaria. Stato iniziale utente: l'outcome al momento della prima rilevazione O.M. e O.F. ϕ . Riesplorazione: indicatore di gravità del paziente. 1. medesimo ospedale, medesima diagnosi (inefficienza/non completa diagnosi) 2. ospedale diverso, medesima diagnosi (inefficienza/non completa diagnosi) 3. medesimo ospedale, diversa diagnosi (fidelizzazione clientela) 4. ospedale, diagnosi diversa (indipendente).
VARIABILI ESPLICATIVE AGENTI	Case mix: classificazione ospedali mediante il sistema di rimborso DRG, fondato sul principio di attribuzione dei pazienti a classi omogenee rispetto ai profili di trattamento e alle risorse consumate (sistema isorisorse). Rimborso individuale: rappresenta la tariffa che la Regione Lombardia, attraverso le ASL, rimborsa a ciascuna struttura erogatrice per ogni paziente dimesso (rimborsati come acuti in base al DMG come in riabilitazione per classi di degenze).

Gli indicatori per l'outcome sono gli item del questionario SF12⁶, sintesi di un vasto insieme di variabili denominato SF36 (Apolone, Mosconi, Ware 1997) costruito per misurare otto aspetti della salute (attività fisica, salute fisica, dolore fisico, salute

⁵ (Malattia polmonare cronico-ostruttiva, Insufficienza cardiaca e shock, Ipertensione, Aritmia e alterazioni conduzione cardiaca senza CC, Angina pectoris, Dolore toracico, Affezioni mediche del dorso e Mal. osso e artropatie specifiche senza CC, Diabete età > 35) Sono state effettuate 5025 interviste a febbraio e a ottobre 2000 nelle ASL di Milano Città, le province di Como Lecco, Brescia (38422 pazienti).
⁶ L'outcome psicosomatico può essere inteso come componente psicosomatica dello stato di salute. Infatti considerando congiuntamente gli indicatori SF12 si può distinguere tra l'aspetto dello stato di salute, puramente fisico, non condizionato da componenti psichiche e lo stato di salute dipendente da condizionamenti psicosomatici. La psicosomaticità di molte patologie è fatto consolidato, tant'è che alcune item di scale non misurano la depressione, ma lo stato di malessere psicosomatico (Ad esempio la Hamilton Depression Rating Scale inerente patologie e stato di malessere concomitanti). Questo vale anche per patologie croniche.

generale, vitalità, attività sociale, stato emotivo, salute psicosomatico) e testato a livello internazionale anche come outcome per le malattie cronico-degenerative. Data la distribuzione degli errori multinormale di ordine p , e distribuzioni a priori di A , Δ , Σ , non informative si ottiene una distribuzione a posteriori di tipo multinormale di ordine p per A ; distribuzione a posteriori informative per Δ , Σ . Per ricavare l'efficacia tenendo conto delle variazioni rispetto allo stato iniziale si calcolano le differenze tra i valori di variabili e parametri al tempo t_f e al tempo t_0 :

$$Y_{t_f} = Y_{t_0} - Y_{t_0}; \alpha_{t_f} = \alpha_{t_0} - \alpha_{t_0}; \Delta_{t_f} = \Delta_{t_0} - \Delta_{t_0} \text{ e } M_{t_f} = M_{t_0} - M_{t_0} \quad (13)$$

Predisposto un software apposto in SAS IML si giunge ai risultati. La quota di varianza associata ai 2 outcome è rispettivamente del 45% e del 47% dell'inerzia delle variabili di partenza. La distribuzione degli errori è utilizzata con $r=2$, $s=4$ e $r=1$.

Fig. 1 - Distribuzione dei residui (outcome psicos.)

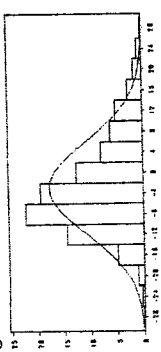


Fig. 2 - Distribuzione dei residui (outcome fisico)

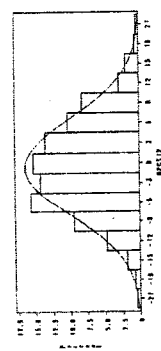


Fig. 3 EFFICACIA C - Distribuzione a posteriori m_2 (IRCCS privato)

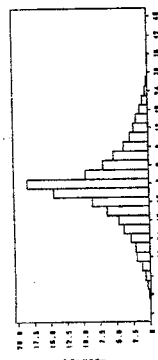


Fig. 4 EFFICACIA C - Distribuzione a posteriori m_4 (ospedale classificato)

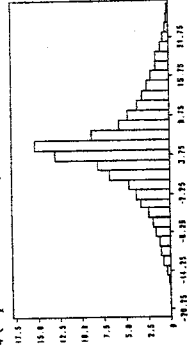
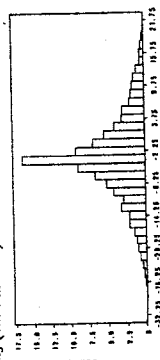


Fig. 5 EFFICACIA C - Distribuzione a posteriori m_3 (casa di cura)



Nei grafici si mostrano alcuni particolari risultati inerenti il DRG affezione medica del dorso e Mal. osso per il complesso dei risultati outcome psicosomatico/fisico rispetto alla tipologia di ospedale (con punto di riferimento la tipologia ospedale pubblico). Nella tabella 2 si presenta innanzitutto un I Ranking fra ospedali (identificati dal loro codice - col.2) costruito sulla base delle differenze tra i valori attesi delle distribuzioni a

posteriori dei parametri α_{t_f} (col. 4) nelle due rilevazioni. Per il secondo Ranking si calcola innanzitutto per ogni ospedale la differenza $P10(\alpha_{t_f})$ tra i valori del 10° percentile (col. 7) ($P90(\alpha_{t_f})$) tra i valori del 90° percentile, col. 8) delle distribuzioni a posteriori dei parametri α_{t_f} alla prima e alla seconda rilevazione. Lo scarto $P90-P10(\alpha_{t_f})$ (col. 9) determina l'ordinamento fra ospedali (ancora identificati dal loro codice - col. 6). Sotto il profilo interpretativo ogni elemento $E(\alpha_{t_f})$ mostra il cambiamento medio dell'outcome per il complesso dei pazienti di ciascun ospedale; il valore $P90-P10(\alpha_{t_f})$ mostra invece la dispersione del valore dei cambiamenti dell'outcome nel medesimo ospedale, agli estremi della distribuzione. Quando questo valore è elevato $E(\alpha_{t_f})$ è insufficiente a fornire informazioni esaurienti a riguardo dell'efficacia della cura⁷.

Tabella 2: Ranking degli ospedali per il DRG 243 e DRG 245⁸

I Ranking	Codice Ospedale	Tipo	$E(\alpha_{t_f})$	II Ranking	Codice Ospedale	$P10(\alpha_{t_f})$	$P90(\alpha_{t_f})$	$P90-P10(\alpha_{t_f})$
1	25	Ao	7.6342064	1	8	-49.66237	41.499432	91.161805
2	7	Ao	6.8039464	2	47	-28.26785	21.120163	49.388011
3	22	Ao	5.9484417	3	27	-30.39488	10.735027	41.119904
4	27	Ao	5.7123675	4	24	-18.34165	19.742838	38.084484
5	21	Ao	5.6253704	5	2	-13.67545	19.398337	33.073785
6	17	Ao	5.0873461	6	22	-4.181285	25.118048	29.299334
7	32	Ao	4.9427359	7	32	-8.074004	17.3506	25.424604
8	4	Ao	4.4563311	8	30	-12.63444	11.643832	24.278268
9	26	Ao	3.2777714	9	21	-9.072568	14.484552	23.55712
10	15	Ao	2.8913654	10	51	-19.23308	1.7833426	21.016422
11	9	Ao	2.7644301	11	31	-12.68602	7.320561	20.03808
12	2	Oc	2.6494111	12	7	-2.903443	16.697171	19.595615
13	11	Cc	2.6056416	13	15	-6.830108	12.368227	19.198335
14	12	Cc	2.1589652	14	50	-13.66111	4.5748684	18.235979
15	24	Ao	1.4870452	15	4	-4.567304	13.471033	18.038337
16	28	Ao	1.1158793	16	38	-10.3161	7.6376798	17.953777
17	31	Cc	-0.254631	17	45	-10.63061	5.6485779	16.279188
18	30	Cc	-0.434137	18	26	-4.614839	11.386659	16.001498
19	36	Cc	-1.104774	19	33	-11.5699	4.25141	15.82131
20	38	Cc	-1.348844	20	9	-4.678861	10.37181	15.016042
21	42	Cc	-2.001817	21	36	-7.684799	5.6283511	13.31165
22	43	Cc	-2.159866	22	25	1.51386	13.758112	12.272974
23	45	Cc	-2.518418	23	46	-8.17606	3.2009402	12.018546
24	46	Cc	-2.910528	24	12	-3.264827	7.567088	10.831915
25	47	Hsp	-3.072342	25	28	-4.103767	6.3466306	10.450397
26	49	Cc	-3.233592	26	49	-8.271183	1.7630402	10.038223
27	33	Cc	-3.647882	27	43	-7.037593	2.918518	9.9761109
28	8	Hsp	-3.790293	28	17	-6.605543	3.3421739	9.9477165
29	50	Cc	-4.563811	29	42	-6.732817	2.763265	9.4963437
30	51	Cc	-8.729104	30	11	-0.264501	5.6140949	5.878596

ao=osp.pubblico, oc= osp. classificato, hsp=istituto di ricerca privato, cc=casa di cura

⁷ In altre parole strutture capaci di avere un miglioramento medio maggiore non sono necessariamente le più valide per tutte le categorie di malati: alcune strutture possono essere specializzate nel curare persone con determinate caratteristiche (ad esempio persone con una situazione di salute iniziale grave) e molto meno persone con altre caratteristiche (ad esempio persone con uno stato di salute iniziale medio).
⁸ Dei 51 ospedali presenti nel campione solo 30 curano i DRG 243 e 245. Perciò i codici degli ospedali vanno da 1 a 51, mentre i due Ranking vanno da 1 a 30.

Sessione specializzata 5

Valutazione della redditività, rating del rischio di credito e credit scoring

PRESIDENTE

F. Cesarini

(Univ. Cattolica S. C. Milano)

DISCUSSANT

G. Gabbi

(Univ. Siena)

RELATORI

De Laurentis G. (Univ. Parma)
Rating interni e sistemi di scoring nell'evoluzione dei processi di affidamento

Galmarini F. (Unicredito)
Pricing risk adjusted

Barontini R. (Univ. Cattolica S. C. Piacenza)
L'utilizzo delle previsioni a livello settoriale nei sistemi di rating interno

Dalla I Ranking si evince che la maggiore differenza media si concentra nelle strutture pubbliche. Inoltre quattordici strutture hanno differenza media inferiore allo 0. Si osserva inoltre che il secondo Ranking è diverso dal primo. Si vedano ad esempio gli ospedali n° 25 e n° 17 (n° 8 e n° 47) ai vertici del I (II) Ranking e tra gli ultimi del II (I).

Riferimenti bibliografici

- Aitkin M., Longford N. (1986) Statistical modelling issues in school effectiveness studies, *J. Roy. Statist. Soc. Ser. A*, 149, 1-43.
- Apolone G., Mosconi P., Ware J.E. (1997) *Questionario sullo stato di salute SF-36. Manuale d'uso e guida all'interpretazione dei risultati*, Guerini e Ass., Milano.
- Chiodi M. (2000) Le curve normali di ordine p nell'ambito delle distribuzioni di errori accidentali: una rassegna dei risultati e problemi aperti per il caso univariato e per quello multivariato, *comunicazione inviata al Comitato Programma della riunione scientifica SIS 2000, Firenze 26-28 Aprile 2000*, in corso di pubblicazione.
- Gelman A., Carlin J.B., Stern H.S., Rubin D.B. (1995) *Bayesian Data Analysis*, Chapman & Hall.
- Goldstein H., Spiegelhalter D.J. (1996) League tables and their limitations: statistical issues in comparison of institutional performance, *J. Roy. Statist. Soc. Ser. A*, 159, 3, 385-443.
- Gori E. (1992) Variabili latenti e self-selection, nella valutazione dei processi formativi, *Statistica*, 52, 5, 463-480.
- Gori E., Vittadini G. (1999) La valutazione dell'efficienza e dell'efficacia dei servizi alla persona. Impostazione e metodi. In Gori E., Vittadini G. (a cura di), *Qualità e Valutazione nei servizi di pubblica utilità*, Einaudi, Milano, 121-241.
- Haagen K.L., Vittadini G. (1998) Restricted Regression Component Decomposition, *Metron*, 56, 1-2, 53-75.
- Hox J.J. (1995) *Applied Multilevel Analysis*, TT-Publikaties, Amsterdam.
- Keller W.J., Wansbeek T. (1983) Multivariate methods for quantitative and qualitative data, *Journal of Econometrics*, 22, 91-111.
- Langford I.H., Leyland A.H., Rasbash J., Goldstein H. (1999) Multilevel modelling of the geographical distributions of diseases, *J. Roy. Statist. Soc. Ser. C*, 48, 253-268.
- Montgomery M. (1997) Hierarchical Bayes Models for Micromarketing Strategies, in: *Case Studies in Bayesian Analysis*, Gatsonis C., Kass R.E., Rossi P., Hodges J.S., McCulloch R., Singpurwalla N.D., Springer and Verlag, 3, 95-150.
- Srivastava V.K., Gilles D.E.A. (1987) *Seemingly Unrelated Regression Equations Models*, Marcel Dekker, New York.
- Turner R.M., Omar R.Z., Yang M., Goldstein H., Thompson S.G. (2000) Multilevel models for meta-analysis of clinical trials with binary outcomes, a new paper produced from a research project founded by the ESRC (UK) under its ALCD programme, Project directed by: Thomson S., Goldstein H.
- Vittadini G. (2001) On the use of Multivariate Regression models in the context of Multilevel Analysis, in corso di pubblicazione nella collana *Studies in Classification, Data Analysis and Knowledge Organization*, Borra S., Rocci R., Vichi M., Schader M. (eds.), Springer and Verlag.