

TRAIETTORIE INCLUSIVE

COLLANA DIRETTA DA
**CATIA GIACONI, PIER GIUSEPPE ROSSI,
SIMONE APARECIDA CAPELLINI**

La collana “Traiettorie Inclusive” vuole dare voce alle diverse proposte di ricerca che si articolano intorno ai paradigmi dell’inclusione e della personalizzazione, per approfondire i temi relativi alle disabilità, ai Bisogni Educativi Speciali, alle forme di disagio e di devianza. Si ritiene, infatti, che inclusione e personalizzazione reifichino una prospettiva efficace per affrontare la complessa situazione socio-culturale attuale, garantendo un dialogo tra le diversità.

I contesti in cui tale tematica è declinata sono quelli della scuola, dell’università e del mondo del lavoro. Contemporaneamente sono esplorati i vari domini della qualità della vita prendendo in esame anche le problematiche connesse con la vita familiare, con le dinamiche affettive e con il tempo libero. Una particolare attenzione inoltre sarà rivolta alle comunità educative e alle esperienze che stanno tracciando nuove piste nell’ottica dell’inclusione sociale e della qualità della vita.

La collana presenta due tipologie di testi. Gli “*Approfondimenti*” permetteranno di mettere a fuoco i nodi concettuali oggi al centro del dibattito della comunità scientifica sia nazionale, sia internazionale. I “*Quaderni Operativi*”, invece, documenteranno esperienze, progetti e buone prassi e forniranno strumenti di lavoro per professionisti e operatori del settore.

La collana si rivolge a tutti i professionisti che, a diversi livelli, si occupano di processi inclusivi e formativi.

DIREZIONE

Catia Giaconi (Università di Macerata),
Pier Giuseppe Rossi (Università di Macerata),
Simone Aparecida Capellini (Università San Paolo Brasile).

COMITATO SCIENTIFICO

Paola Aiello (Università di Salerno)
Fabio Bocci (Università Roma3)
Stefano Bonometti (Università di Campobasso)
Elena Bortolotti (Università di Trieste)
Roberta Caldin (Università di Bologna)
Lucio Cottini (Università di Udine)
Noemi Del Bianco (Università di Macerata)
Filippo Dettori (Università di Sassari)
Laura Fedeli (Università di Macerata)
Alain Goussot (Università di Bologna)
Pasquale Moliterni (Università di Roma-Foro Italico)
Annalisa Morganti (Università di Perugia)
Liliana Passerino (Università Porto Alegre, Brasile)
Valentina Pennazio (Università di Macerata)
Loredana Perla (Università di Bari)
Maria Beatriz Rodrigues (Università Porto Alegre, Brasile)
Maurizio Sibilio (Università di Salerno)
Arianna Taddei (Università di Macerata)
Andrea Traverso (Università di Genova)
Tamara Zappaterra (Università di Firenze)

Ogni volume è sottoposto a referaggio "doppio cieco".

A CURA DI
CATIA GIACONI, NOEMI DEL BIANCO

INCLUSIONE 3.0



TRAIETTORIE
INCLUSIVE

FrancoAngeli
OPEN  ACCESS

Isbn pubblicazione open access: 9788891773418

Copyright © 2018 by FrancoAngeli s.r.l., Milano, Italy.

Ristampa	Anno
0 1 2 3 4 5 6 7 8 9	2018 2019 2020 2021 2022 2023 2024 2025 2026 2027

L'opera, comprese tutte le sue parti, è tutelata dalla legge sui diritti d'autore.

Sono vietate e sanzionate (se non espressamente autorizzate) la riproduzione in ogni modo e forma (comprese le fotocopie, la scansione, la memorizzazione elettronica) e la comunicazione (ivi inclusi a titolo esemplificativo ma non esaustivo: la distribuzione, l'adattamento, la traduzione e la rielaborazione, anche a mezzo di canali digitali interattivi e con qualsiasi modalità attualmente nota od in futuro sviluppata).

Le fotocopie per uso personale del lettore possono essere effettuate nei limiti del 15% di ciascun volume dietro pagamento alla SIAE del compenso previsto dall'art. 68, commi 4 e 5, della legge 22 aprile 1941 n. 633. Le fotocopie effettuate per finalità di carattere professionale, economico o commerciale o comunque per uso diverso da quello personale, possono essere effettuate a seguito di specifica autorizzazione rilasciata da CLEARedi, Centro Licenze e Autorizzazioni per le Riproduzioni Editoriali (www.clearedi.org; e-mail autorizzazioni@clearedi.org).

Stampa: Digital Print Service srl - sede legale: via dell'Annunciata 27, 20121 Milano;
sede operativa: via Torricelli 9, 20090 Segrate (MI)

Indice

Premessa. L’Inclusione: riflessioni transdisciplinari e prospettive innovative, di <i>Catia Giacconi, Noemi Del Bianco, Maria Beatriz Rodrigues, Gianluca Amatori</i>	pag. 9
---	--------

Parte I – Scenari internazionali per una riflessione sul paradigma dell’inclusione

<i>Includere</i> per cooperare. La sfida della cooperazione internazionale sulla disabilità, di <i>Arianna Taddei</i>	» 15
Le Linee Easy-To-Read per l’inclusione: prospettive di ricerca internazionali e percorsi di formazione per docenti, di <i>Noemi Del Bianco</i>	» 31
Dall’integrazione scolastica all’inclusione sociale: riflessioni, criticità e prospettive nella realtà brasiliana, di <i>Simone Aparcida Capellini, Bianca dos Santos, Thaís Contiero Chiaramonte, Marília Piazzini Seno</i>	» 42
Special Need Adoptions. Dati e riflessioni pedagogiche sul percorso di adozione dei bambini con disabilità, di <i>Gianluca Amatori</i>	» 62

Parte II – Diritto e diritti delle persone con disabilità

Soggetto “debole”, scelte esistenziali, tutela della persona. La redazione di un testamento da parte di soggetto affetto da SLA, di <i>Tiziana Montecchiari</i>	» 75
---	------

Il diritto al gioco per bambine e bambini con disabilità: una ricerca sul campo di <i>Paola Nicolini, Antonella Marchetti, Noemi Del Bianco, Francesca Sangiuliano Intra, Arianna Zanchi, Pierpaolo Clementoni</i>	pag. 84
Diritti formali e inclusioni difficili. La contrapposizione tra teoria e pratica nell'inclusione delle persone con disabilità, di <i>Riccardo Sollini</i>	» 106
L'autodeterminazione nelle persone con disabilità intellettive: principi e procedure di valutazione, di <i>Noemi Del Bianco</i>	» 115
Il diritto all'auto-orientamento per le persone con disabilità, di <i>Cristina Formiconi, Paola Nicolini, Daniele Regolo</i>	» 140

Parte III – Inclusione, dimensioni sociali e processi di valutazione: dalla teoria alla pratica

Concettualizzare la disabilità: ambivalenze definitorie nelle classificazioni e nelle norme, di <i>Alessia Bertolazzi, Maria Letizia Zanier</i>	» 161
Un'analisi dell'occupazione mediante il modello di regressione logistica, di <i>Silvia Angeloni</i>	» 173
Dalla soppressione alla valorizzazione delle persone con disabilità: alcune "provocazioni" di economia etica, di <i>Guido Migliaccio</i>	» 190
La rilevanza economica della spesa per l'inclusione, di <i>Claudio Socci</i>	» 206
Il laboratorio di robotica inclusiva nei percorsi di formazione di insegnanti ed educatori sociali, di <i>Valentina Pennazio</i>	» 210

Parte IV – Disabilità, percorsi e rappresentazioni tra filosofia, letteratura e arte

Scrivere la disabilità. Il "filo doppio" della fragilità e dell'amore tra vita e letteratura, di <i>Carla Carotenuto</i>	» 237
L'"esercizio" della riforma. Peter Sloterdijk e l'Antropotecnica, di <i>Roberto Cresti</i>	» 247

Franz Kafka e la disabilità, di <i>Maria Paola Scialdone</i>	pag. 257
“Un'altra maniera di essere al mondo” (Ricoeur). Stima e riconoscimento delle abilità diverse, di <i>Donatella Pagliacci</i>	» 271
La disabilità nei media digitali: opportunità e rischi, di <i>Lucia D'Ambrosi</i>	» 281
Le finestre sui cortili ovvero come al cinema si addica la disabilità, di <i>Anton Giulio Mancino</i>	» 189

Un'analisi dell'occupazione mediante il modello di regressione logistica

di *Silvia Angeloni**

Introduzione

Il contributo ivi proposto ha il fine di indagare le condizioni occupazionali delle persone con disabilità, avvalendosi di un'indagine empirica.

Dopo alcune ricognizioni teoriche, si presentano gli esiti di un'analisi di regressione logistica, volta a identificare alcune variabili che hanno un impatto significativo sulla probabilità dei laureati triennali di trovare lavoro ad un anno dal conseguimento della laurea.

I risultati confermano la persistenza di politiche discriminatorie nel mercato del lavoro, essendo le chance occupazionali delle persone con disabilità inferiori rispetto a quelle riscontrate per le persone senza disabilità.

Analisi di fenomeni dicotomici

Il presente studio intende approfondire dal punto di vista empirico le opportunità occupazionali per le persone con disabilità, che ingiustamente subiscono discriminazioni anche nel mercato del lavoro (Angeloni, 2010, 2011, 2013; Angeloni e Borgonovi, 2017; Bruzzone, 2015; Ferrucci, 2014; Mattana, 2016; Migliaccio, 2016a, 2016b, 2017; Zappella, 2015, 2016).

Per una piena comprensione dell'indagine svolta, sono necessarie alcune delucidazioni di carattere teorico sull'analisi bivariata e sui modelli di regressione logistica, in quanto strumenti particolarmente utili per studiare le tematiche lavorative.

L'occupazione è un tipico fenomeno dicotomico che può essere misurato sia in termini di numero delle persone *occupate* rispetto al numero *totale* delle persone censite, sia in termini di numero delle persone *occupate*

* Dipartimento di Economia dell'Università degli Studi del Molise.

rispetto al numero delle persone *non occupate*. In pratica, il livello di occupazione di una popolazione può essere espresso in due modi alternativi: ricorrendo al metodo tradizionale delle *proporzioni*¹ (e al loro equivalente delle percentuali) o calcolando i *rapporti di probabilità*.

Per maggiore chiarezza, si illustra un esempio basato sui più recenti dati annuali nazionali pubblicati dall'ISTAT (2017) per quanto riguarda il livello di occupazione della popolazione residente con età compresa tra 15 e 64 anni nel 2016². In particolare, si è costruita una tabella “a doppia entrata”, dove i dati annuali dell'ISTAT sono stati organizzati con riferimento allo *status occupazionale* e al *genere* della popolazione.

Lo *status occupazionale* e il *genere* sono due variabili dicotomiche che si possono indagare tramite le due diverse modalità con cui ciascuna variabile si manifesta: la modalità *occupato* e la modalità *non occupato* per lo *status occupazionale*, e la categoria *uomo* e la categoria *donna* per la variabile di *genere*.

Tipicamente, nelle tabelle a doppia entrata, la variabile di riga è considerata la variabile dipendente (Y), mentre la variabile di colonna è considerata la variabile indipendente (X). Nella Tab. 1 è stata collocata in riga la variabile relativa allo *status occupazionale*, mentre in colonna è stata collocata la variabile di *genere*. Nelle celle derivanti dall'incrocio tra le righe e le colonne è stato riportato il numero dei casi che presentano le corrispondenti modalità delle due variabili, cioè le “frequenze assolute”.

Come si evince dalla parte I della Fig. 1, la tabella a doppia entrata, se letta nella dimensione orizzontale, fornisce informazioni sul numero delle persone che nel 2016 risultavano *occupate* e *non occupate*³. Inoltre, la tabella a doppia entrata, se letta lungo la dimensione verticale, fornisce informazioni più dettagliate sul numero dei soggetti *occupati* e *non occupati* all'interno del gruppo degli *uomini* e all'interno del gruppo delle *donne*.

La parte II della Fig. 1 espone il calcolo di alcuni indicatori. Poiché, nel 2016, i soggetti *occupati* sono stati 22.241 mila, mentre i soggetti *non occupati* sono stati 16.630 mila, si deduce che i primi hanno rappresentato il 57,2% della popolazione. Tale valore è una “*proporzione*” ottenuta dal rapporto tra le persone *occupate* (22.241 mila) e il *totale* degli individui censiti (38.871 mila). Inoltre, avendo a disposizione il dettaglio delle informazioni per *genere*, è possibile calcolare il tasso di occupazione per gli *uomini* (M), pari al 66,5%, e il tasso di occupazione per le *donne* (F), pari al 48,1%.

1. La *proporzione* è un primo tipo di “frequenza relativa” ed è ottenuta dividendo ogni singola “frequenza assoluta” per il numero dei “casi totali” della distribuzione.

2. In fase di stesura del presente contributo i più recenti dati nazionali sono quelli riferiti al 2016.

3. Nella categoria dei “non occupati” (16.630 mila) sono stati raggruppati i soggetti “disoccupati” (3.002 mila) e i soggetti “inattivi” (13.628 mila).

Fig. 1 - Status occupazionale e genere della popolazione residente (con età compresa tra 15 e 64 anni) per l'anno 2016, valori in migliaia (Dati ISTAT)

I) Tabella a doppia entrata con valori assoluti

		Genere		Totali
		Maschi	Femmine	
Status occupazionale	Occupati	a 12.853	b 9.388	a + b 22.241
	Non occupati	c 6.489	d 10.141	c + d 16.630
Totali		a + c 19.342	b + d 19.529	a + b + c + d 38.871

II) Calcolo di vari indicatori

$$\text{Proporzione degli occupati} = \frac{a + b}{a + b + c + d} = \frac{22.241}{38.871} = 0,572$$

$$\text{Proporzione degli occupati M} = \frac{a}{a + c} = \frac{12.853}{19.342} = 0,665$$

$$\text{Proporzione degli occupati F} = \frac{b}{b + d} = \frac{9.388}{19.529} = 0,481$$

$$\text{Rapporto di probabilità o odds} = \frac{a + b}{c + d} = \frac{22.241}{16.630} = 1,3$$

$$\text{Rapporto di probabilità condizionato M} = \frac{a}{c} = \frac{12.853}{6.489} = 2,0$$

$$\text{Rapporto di probabilità condizionato F} = \frac{b}{d} = \frac{9.388}{10.141} = 0,9$$

$$\text{Rapporto di associazione o odds ratio} = \frac{\frac{a}{c}}{\frac{b}{d}} = \frac{a \times d}{c \times b} = \frac{12.853 \times 10.141}{6.489 \times 9.388} = 2,1$$

In alternativa, si potrebbe rappresentare il complessivo squilibrio lavorativo dividendo il numero dei soggetti *occupati* (22.241 mila) per il numero dei soggetti *non occupati* (16.630 mila).

Così operando, si ottiene un valore del rapporto pari a 1,3.

Tale “*rapporto di probabilità*”, noto anche come “*odds*”, indica che, nel 2016, vi sono state 1,3 persone *occupate* per ogni persona *non occupata*.

L'*odds* è definibile come il rapporto tra la probabilità che un individuo del campione appartenga ad una categoria di riferimento della variabile

considerata e la probabilità che non vi appartenga (Corbetta, Gasperoni e Pisati, 2001).

Inoltre, il suddetto rapporto potrebbe essere dettagliato in base al *genere*, calcolando i c.d. “*rapporti di probabilità condizionati*”⁴. Considerando i soggetti *occupati* (12.853 mila) e *non occupati* (6.489 mila) di sesso *maschile* (M), si ottiene un “*rapporto di probabilità condizionato M*” pari a 2. Considerando i soggetti *occupati* (9.388 mila) e *non occupati* (10.141 mila) di sesso *femminile* (F), si ottiene un “*rapporto di probabilità condizionato F*” pari a 0,9.

Infine, si può anche calcolare il c.d. “*rapporto di associazione*” o “*odds ratio*”, ponendo al numeratore il “*rapporto di probabilità condizionato M*”, (pari a 2) e al denominatore il “*rapporto di probabilità condizionato F*” (pari a 0,9). L'*odds ratio* è pari a 2,1 e può essere interpretato nel seguente modo: posto uguale a 1 il rapporto *occupati/non occupati* fra le *donne*, esso assume il valore 2,1 fra gli *uomini*. In altri termini, passando dal *genere femminile* a quello *maschile*, il rapporto tra *occupati* e *non occupati* diventa più del doppio.

Regressione logistica

Molti fenomeni analizzati dalle scienze sociali hanno un carattere dicotomico, essendo descrivibili mediante due categorie contrapposte: *occupato/non occupato*, *sano/non sano*, *votante/non votante* ecc.

Tali fenomeni dicotomici possono, cioè, essere concettualizzati in termini di “sì” e di “no”, attribuendo alle due modalità, per esempio, i seguenti valori: il valore 1 quando l'outcome desiderato del fenomeno indagato si verifica nella modalità “sì” (per esempio, *occupato*) e il valore 0 quando il medesimo fenomeno di interesse assume la modalità “no” (nello stesso esempio, “*non occupato*”).

Un fenomeno dicotomico è spesso studiato come una variabile dipendente Y associata ad altre variabili indipendenti X (Corbetta, Gasperoni e Pisati, 2001).

Conoscere la relazione tra Y e X è importante per capire come le variabili indipendenti influiscano sulla probabilità che la variabile dipendente assuma il valore 1 (cioè, la variabile Y assuma una certa caratteristica o l'evento Y si manifesti) o il valore 0 (cioè, la variabile Y assuma una caratteristica opposta o l'evento Y non si verifichi).

4. Tali rapporti sono calcolati quando si è interessati a conoscere non tanto il *rapporto di probabilità* in generale, ma il *rapporto di probabilità “condizionato”*, per esempio, dal *genere*.

Quando si vuole approfondire la relazione causale tra una variabile dipendente dicotomica e una o più variabili indipendenti (quantitative o qualitative), si utilizza l'analisi di regressione logistica.

La regressione logistica è un modello particolarmente adatto per descrivere e testare alcune ipotesi sulle relazioni tra una variabile dipendente categoriale e una o più variabili predittive, di natura cardinale, ordinale o nominale (Peng, Lee e Ingersoll, 2002).

Non assumendo una relazione lineare tra predittori e risultati, l'analisi di regressione logistica ha molti vantaggi rispetto ad altre tecniche multivariate (Cizek e Fitzgerald, 1999).

Se la variabile dipendente è definita come l'appartenenza ad un gruppo di riferimento rispetto ad un gruppo alternativo, la regressione logistica consente di stimare la probabilità che un dato soggetto appartenga o meno al gruppo di riferimento sulla base dei valori assunti da determinate variabili indipendenti.

Nel caso di una sola variabile indipendente X , la relazione tra la probabilità (p) della variabile dipendente Y ($= 1$) e il regressore X (per uno specifico valore x) è matematicamente espressa dalla seguente formula (1):

$$p(Y) = p(Y = 1|X = x) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 X}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X}} \quad (1)$$

Una rappresentazione grafica della (1) è illustrata dalla Fig. 2.

Ponendo sull'asse delle ascisse il predittore lineare ($\beta_0 + \beta_1 X$) e sull'asse delle ordinate la probabilità $p(Y)$, si ottiene una curva sigmoidea, dove la probabilità della variabile dipendente Y assume valori compresi tra 0 e 1 (Corbetta, Gasperoni e Pisati, 2001, p. 239).

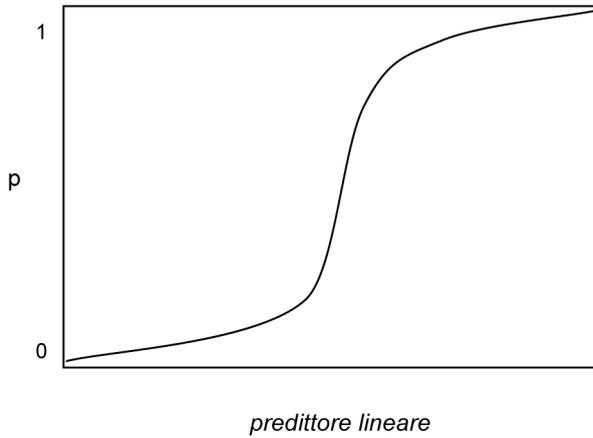
Nel caso di diversi predittori, il modello di regressione logistica (1) può essere generalizzato nel seguente modo (2):

$$p(Y) = p(Y = 1|X_1 = x_1, \dots, X_i = x_i) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_i X_i}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_i X_i}} \quad (2)$$

dove $p(Y)$ è la probabilità del risultato di interesse (o evento) Y , β_0 è l'intercetta, β_i sono i coefficienti dei regressori X_i , mentre e (con valore pari a 2.71828) è la base del sistema dei logaritmi naturali.

Nella precedente formula (2) la probabilità $p(Y)$ e i regressori X sono legati da una equazione *non lineare*, che rende complessa la determinazione dei parametri β_i .

Fig. 2 - Regressione logistica binomiale: relazione tra predittore lineare e probabilità



Per semplificare la stima dei parametri, l'equazione (2) può essere “linearizzata” previa riformulazione della probabilità $p(Y)$ in termini di *odds*, ossia mediante una “*logit transformation*” (Chatterjee e Hadi, 2015, p. 337).

Come prima menzionato, l'*odds* rappresenta il rapporto tra la probabilità (p) che un certo evento si verifichi ($Y = 1$) e la probabilità complementare ($1 - p$) che l'evento non si verifichi ($Y = 0$), come qui di seguito indicato (3):

$$\text{odds} = \frac{p}{1 - p} \quad (3)$$

La funzione della probabilità complementare ($1 - p$) di $Y (= 0)$ è espressa dalla seguente formula (4):

$$1 - p(Y = 0 | X_1 = x_1, \dots, X_i = x_i) = \frac{1}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_i X_i}} \quad (4)$$

Inserendo la (2) e la (4) rispettivamente nel numeratore e nel denominatore della (3), si ottiene la seguente equazione dell'*odds* (5):

$$\frac{p}{1 - p} = e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_i X_i} \quad (5)$$

Sapendo che il “logaritmo naturale dell’*odds*” è denominato anche “*logit*” della probabilità (p) di Y , risulta utile applicare il logaritmo naturale ad entrambi i lati dell’equazione (5) che, quindi, può essere più compiutamente riscritta nel seguente modo (6):

$$\text{logit}(p) = \ln \left(\frac{p}{1-p} \right) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_i X_i \quad (6)$$

In sintesi, mediante una serie di trasformazioni matematiche, si è passati da un’equazione *non lineare* (2) della $p(Y)$ ad un’equazione *lineare* (6), che mette in relazione il *logit*(p) di Y con una serie di regressori (X) e relativi parametri (β).

Il *logit*(p) dell’equazione (6) ha il vantaggio di essere legato alla combinazione dei regressori (X) e dei relativi parametri (β) da una equazione *lineare*, facilitando così la stima dei parametri β .

Nella regressione logistica i parametri (β_0 e β_i) dei predittori sono ottenuti mediante la “Stima di Massima Verosimiglianza” (*Maximum Likelihood Estimation*, MLE), scegliendo quei valori che rendono i risultati osservati di Y più “probabili”, date certe variabili indipendenti X (Agresti, 2002; Christensen, 1997; Cizek e Fitzgerald, 1999).

Il valore di un certo coefficiente β esprime la relazione tra la variabile X e il *logit*(p) della variabile Y . Il coefficiente β della regressione logistica indica il cambiamento del logaritmo del *rapporto di probabilità* (o *odds*), a seguito del cambiamento di una unità nella variabile indipendente⁵.

Quando β è maggiore di 0, maggiori (o minori) valori di X sono abbinati a maggiori (o minori) *logit*(p) di Y . Per contro, quando β è minore di 0, maggiori (o minori) valori di X sono abbinati a minori (o maggiori) *logit*(p) di Y . Quando, infine, β è pari a 0, si ha l’ipotesi nulla, e cioè l’assenza di una relazione lineare (Peng, Lee e Ingersoll, 2002).

L’output della regressione logistica (6) è di complessa interpretazione, poiché i parametri β sono associati ad una relazione che è espressa in termini di *logit* (ossia di “logaritmo naturale dell’*odds*”).

L’interpretazione dei risultati della regressione logistica è più semplice e chiara se, invece di usare il riferimento al *logit*, si ragiona in termini di *odds ratio*.

Applicando l’antilogaritmo ad entrambi i lati dell’equazione, è possibile avere una lettura del modello di regressione più immediata, basata sugli *odds ratio* e, cioè, sugli esponenziali a base naturale dei parametri β .

5. Se la variabile indipendente X è una *dummy*, con valori, per esempio, pari a 0 e 1, il coefficiente β misura il cambiamento del logaritmo del rapporto di probabilità a seguito del passaggio dalla categoria di riferimento (identificata con 0) alla categoria alternativa (identificata con 1).

Tali esponenziali, espressi da $\exp(\beta)$ o e^β , sono detti anche “*odds ratio*”, in quanto rappresentano *rapporti di odds*. In particolare, “dal punto di vista della presentazione dei risultati, gli *odds ratio*, rispetto ai coefficienti di regressione β , ossia i *logit*, permettono un’interpretazione dei risultati di tipo pseudo-probabilistica certamente più intuitiva” (De Lillo *et al.*, 2007, p. 74).

L’*odds ratio* (O.R.) esprime il rapporto tra *odds*, cioè il cambiamento relativo del rapporto di probabilità di un gruppo rispetto ad un gruppo di riferimento.

L’ $\exp(\beta)$, o *odds ratio*, indica “un rapporto di probabilità condizionate, ossia il duplice rapporto tra la probabilità del verificarsi di un certo evento rispetto alla probabilità che se ne verifichi un altro” (De Lillo *et al.*, 2007, p. 65).

Gli *odds ratio* “non sono una misura probabilistica ma una misura relativa dell’associazione tra le modalità di due variabili categoriali. Essi sono rapporti di *odds*, dove gli *odds* sono dei rapporti di probabilità. Gli *odds ratio* variano tra zero e più infinito. Gli *odds ratio* assumono valori inferiori a 1 se la probabilità che si verifichi un dato evento è inferiore alla probabilità che non si verifichi, assumono valori superiori a 1 se la probabilità che si verifichi un dato evento è superiore alla probabilità che non si verifichi, assumono valore 1 se la probabilità che un evento si verifichi è pari alla probabilità che non si verifichi” (De Lillo *et al.*, 2007, p. 58). “Più un *odds ratio* è prossimo all’unità, minore è la differenza dell’effetto relativo tra la categoria considerata e quella di riferimento sulla variabile dipendente (quando $\text{Exp}(\beta)$ è uguale a uno l’effetto è nullo)” (De Lillo *et al.*, 2007, p. 75).

Nell’interpretare la bontà dei modelli di regressione logistica, si utilizzano varie statistiche, tra cui il $-2LL$, un parametro ottenuto moltiplicando il *Log Likelihood* (cioè, il logaritmo della massima verosimiglianza) per -2 . Valori grandi e positivi del $-2LL$ indicano una bassa capacità di previsione del modello.

Inoltre, per selezionare il migliore tra diversi modelli, ciascuno dei quali utilizza una diversa combinazione delle variabili indipendenti X , è possibile comparare gli output delle regressioni logistiche sulla base dell’indice *Akaike Information Criterion* (AIC), calcolato secondo la formula indicata nella seguente espressione (7):

$$\text{AIC} = -2LL + 2k \tag{7}$$

dove LL è il *Log Likelihood* e k è il numero dei parametri (dell’intercetta e delle variabili indipendenti X). Il modello migliore è quello che presenta il minore valore dell’indice AIC (Chatterjee e Hadi, 2015).

Analisi empirica

Alla luce delle precedenti considerazioni, sono qui di seguito illustrati alcuni modelli di regressione logistica binaria, tutti miranti ad indagare la probabilità dei laureati di essere *occupati* a distanza di un anno dal conseguimento della laurea triennale, sulla base di un diverso *mix* di variabili indipendenti.

La regressione logistica è stata utilizzata per predire la probabilità che un soggetto appartenga o meno al gruppo dei soggetti *occupati*, tenendo conto di una serie di caratteristiche individuali, tra cui la presenza o l'assenza di una situazione di *disabilità*. In tal modo, la ricerca ha voluto verificare l'esistenza di un'*associazione* tra la *disabilità* e la *disoccupazione*, sapendo che una consistente letteratura scientifica ha dimostrato il forte effetto negativo esercitato dalla *disabilità* sulle opportunità occupazionali degli individui (Baldwin e Johnson, 2000, 2005; Burkhauser e Stapleton, 2003; Famulari, 1992; Maroto e Pettinicchio, 2014; Yelin e Trupin, 2003).

Nello specifico, è stato selezionato un campione di 79 soggetti laureati di primo livello. Ai soggetti intervistati è stato chiesto di dichiarare i seguenti aspetti: il proprio *status occupazionale* ad un anno dalla laurea; il *genere*; l'esistenza di una situazione di *disabilità*; la presenza di almeno un *genitore con un titolo di laurea*; il conseguimento di un *voto di laurea* "inferiore a 100" o "pari e superiore a 100".

Per ogni caso osservato, la situazione di *occupazione* degli intervistati è stata codificata con $Y = 1$, mentre la situazione di *non occupazione* è stata rilevata con $Y = 0$. Inoltre, in presenza di variabili indipendenti formulate in modo dicotomico, si è proceduto a codificare la categoria di riferimento con $X_i = 0$, e la categoria opposta con $X_i = 1$.

La Tab. 2 mostra le frequenze assolute e relative delle variabili descrittive.

In via preliminare, è stata effettuata l'analisi di correlazione con lo scopo di individuare quelle variabili maggiormente correlate con lo *status occupazionale*. La matrice di correlazione calcolata sull'intero set di dati è riportata nella Tab. 3.

Una forte correlazione è stata riscontrata per tutte le variabili, eccetto che per il regressore del *genere*. L'ininfluenza del *genere* sullo *status occupazionale* è stata confermata anche dall'analisi di regressione logistica, dove la variabile *genere* non ha prodotto valori significativi.

Tab. 2 - Variabili descrittive

Variabile	N	%
<i>Genere</i>		
– uomini ($X_1 = 0$)	29	36,7
– donne ($X_1 = 1$)	50	63,3
<i>Stato di salute</i>		
– con disabilità ($X_2 = 0$)	44	55,7
– normodotato ($X_2 = 1$)	35	44,3
<i>Titolo di studio dei genitori</i>		
– Nessun genitore laureato ($X_3 = 0$)	35	44,3
– Almeno un genitore laureato ($X_3 = 1$)	44	55,7
<i>Voto di laurea</i>		
– medio-basso: inferiore a 100 ($X_4 = 0$)	38	48,1
– alto: pari o superiore a 100 ($X_4 = 1$)	41	51,9

Variabile di riferimento $X_1 = 0$

Tab. 3 - Correlazione

Variabile	Y	X_1	X_2	X_3	X_4
Status occupazionale (Y)	1				
Genere (X_1)	0,040	1			
Stato di salute (X_2)	0,341**	-0,114	1		
Titolo di studio dei genitori (X_3)	0,351**	-0,256*	0,129	1	
Voto di laurea (X_4)	0,505**	0,108	0,298**	0,314**	1

** La correlazione è significativa al livello 0.01 (2-tailed)

* La correlazione è significativa al livello di 0.05 (2-tailed)

Le regressioni logistiche sono state implementate mediante il software SPSS versione 18.0, e le principali statistiche sono ivi di seguito riprodotte.

Più precisamente, le Tab. 4-10 riportano, per ogni regressione, le seguenti informazioni:

- i valori del coefficiente B^6 ;
- l'errore standard (S.E.);
- il test di Wald;

6. Si è utilizzata la lettera B per indicare il parametro “stimato”, distinguendolo così dal parametro “reale” β della popolazione.

- i gradi di libertà (g.l.);
- la significatività;
- l'exp(B);
- il limite inferiore e il limite superiore dell'intervallo di confidenza per l'exp(B), considerando una probabilità del 95% che l'intervallo di confidenza contenga il valore vero del parametro.

La Tab. 4 illustra l'output della regressione logistica che stima l'influenza esercitata sulle opportunità occupazionali da tre variabili: lo *stato di salute*, il *titolo di studio dei genitori* e il livello del *voto di laurea*.

Nel modello non è stata inserita la variabile di *genere*, non essendo risultata significativa.

La terzultima colonna della Tab. 4 fornisce l'*odds ratio* per ciascuna delle variabili che sono risultate significative.

Tab. 4 - Output della regressione logistica per lo status occupazionale rispetto allo stato di salute (X_2), al titolo di studio dei genitori (X_3) e al voto di laurea (X_4)

Variabile	B	S.E.	Wald	g.l.	Sig.	Exp(B) O.R.	L. inf. O.R.	L. sup. O.R.
Normodotato	1,231	0,619	3,955	1	0,047	3,425	1,018	11,524
Genit. laur. = > 1	1,155	0,586	3,886	1	0,049	3,173	1,007	9,998
Voto = > 100	1,967	0,616	10,200	1	0,001	7,149	2,138	23,906
Costante	-1,289	0,489	6,947	1	0,008	0,276		

Informazioni sulla bontà di adattamento del modello: $-2LL = 73,101$; Cox & Snell R quadrato = 0,313; Nagelkerke R quadrato = 0,430; Chi-quadrato = 29,622; g.l. = 3; Sig. = 0,000; Corretta classificazione = 78,5

Come sopra menzionato, l'*odds ratio* esprime il valore del *rapporto di associazione* quando la variabile indipendente passa dalla categoria di riferimento (identificata con 0) alla categoria alternativa (identificata con 1), mantenendo costanti le altre variabili indipendenti.

Dalla Tab. 4 si evince che le chance per un laureato *normodotato* di essere *occupato*, piuttosto che *non occupato*, sono superiori di ben 3 volte (O.R. = 3,425) rispetto alle chance riscontrabili per un laureato *con disabilità*, a parità di altre condizioni.

Tali risultati sono in linea con alcuni studi, secondo i quali la probabilità di perdere il posto di lavoro per le *persone con disabilità* (a parità di altre condizioni personali e caratteristiche lavorative) è circa il doppio della probabilità riscontrata per le *persone senza disabilità* (Mitra e Kruse, 2016).

Inoltre, come illustrato sempre dalla Tab. 4, le chance di un laureato con almeno un *genitore laureato* di essere *occupato* (piuttosto che *non occupato*) sono superiori di circa tre volte rispetto a quelle riscontrabili per un laureato che non ha *nessun genitore laureato* (O.R. = 3,173).

Infine, le chance occupazionali per un individuo che si è laureato con un *voto pari o superiore a 100* sono superiori di circa sette volte (O.R. = 7,149) rispetto a quelle attribuibili ad un giovane che si è laureato con un *voto inferiore a 100*.

Al fine di non scartare modelli che, pur contenendo un minore numero di variabili indipendenti, potrebbero avere una migliore bontà di adattamento, si sono condotte altre regressioni logistiche aventi o un solo predittore o coppie di predittori.

In particolare, le Tabb. 5, 6 e 7 riportano i risultati delle regressioni logistiche ottenuti quando, rispettivamente, si è considerato come unico predittore lo *stato di salute* (X_2), il *titolo di studio dei genitori* (X_3) e la *fascia del voto di laurea* (X_4).

Tab. 5 - Output della regressione logistica per lo status occupazionale rispetto allo stato di salute (X_2)

Variabile	B	S.E.	Wald	g.l.	Sig.	Exp(B) O.R.	L. inf. O.R.	L. sup. O.R.
Normodotato	1,576	0,540	8,499	1	0,004	4,833	1,676	13,940
Costante	0,000	0,302	0,000	1	1,000	1,000		

Informazioni sulla bontà di adattamento del modello: -2LL = 93,067; Cox & Snell R quadrato = 0,115; Nagelkerke R quadrato = 0,158; Chi-quadrato = 9,656; g.l. = 1; Sig. = 0,002; Corretta classificazione = 64,6

Tab. 6 - Output della regressione logistica per lo status occupazionale rispetto al titolo di studio dei genitori (X_3)

Variabile	B	S.E.	Wald	g.l.	Sig.	Exp(B) O.R.	L. inf. O.R.	L. sup. O.R.
Genit. laur. = > 1	1,530	0,505	9,186	1	0,002	4,618	1,717	12,420
Costante	-0,172	0,339	0,257	1	0,613	0,842		

Informazioni sulla bontà di adattamento del modello: -2LL = 92,847; Cox & Snell R quadrato = 0,118; Nagelkerke R quadrato = 0,162; Chi-quadrato = 9,876; g.l. = 1; Sig. = 0,002; Corretta classificazione = 68,4

Tab. 7 - Output della regressione logistica per lo status occupazionale rispetto al voto di laurea (X_4)

Variabile	B	S.E.	Wald	g.l.	Sig.	Exp(B) O.R.	L. inf. O.R.	L. sup. O.R.
Voto = > 100	2,402	0,581	17,067	1	0,000	11,040	3,533	34,497
Costante	-0,427	0,332	1,659	1	0,198	0,652		

Informazioni sulla bontà di adattamento del modello: $-2LL = 81,387$; Cox & Snell R quadrato = 0,237; Nagelkerke R quadrato = 0,325; Chi-quadrato = 21,336; g.l. = 1; Sig. = 0,000; Corretta classificazione = 74,7

Inoltre, le Tabb. 8, 9 e 10 sintetizzano i risultati delle regressioni logistiche quando si sono incluse due variabili indipendenti.

In particolare, la Tab. 8 riporta le stime delle diverse chance occupazionali in virtù dell'influenza esercitata dallo *stato di salute* (X_2) e dal *titolo di studio dei genitori* (X_3).

La Tab. 9 mostra i risultati della regressione logistica quando si sono considerate come variabili indipendenti lo *stato di salute* (X_2) e la fascia del *voto di laurea* (X_4).

Infine, la Tab. 10 evidenzia le stime di massima verosimiglianza di dichiarare una situazione di occupazione quando si sono considerati come predittori il *titolo di studio dei genitori* (X_3) e la fascia del *voto di laurea* (X_4).

Tab. 8 - Output della regressione logistica per lo status occupazionale rispetto allo stato di salute (X_2) e al titolo di studio dei genitori (X_3)

Variabile	B	S.E.	Wald	g.l.	Sig.	Exp(B) O.R.	L. inf. O.R.	L. sup. O.R.
Normodotato	1,559	0,571	7,448	1	0,006	4,755	1,552	14,568
Genit. laur. = > 1	1,514	0,536	7,983	1	0,005	4,545	1,590	12,992
Costante	-0,757	0,420	3,250	1	0,071	0,469		

Informazioni sulla bontà di adattamento del modello: $-2LL = 84,496$; Cox & Snell R quadrato = 0,206; Nagelkerke R quadrato = 0,283; Chi-quadrato = 18,227; g.l. = 2; Sig. = 0,000; Corretta classificazione = 74,7

Tab. 9 - Output della regressione logistica per lo status occupazionale rispetto allo stato di salute (X_2) e al voto di laurea (X_4)

Variabile	B	S.E.	Wald	g.l.	Sig.	Exp(B) O.R.	L. inf. O.R.	L. sup. O.R.
Normodotato	1,219	0,600	4,131	1	0,042	3,383	1,044	10,955
Voto = > 100	2,199	0,597	13,562	1	0,000	9,017	2,798	29,065
Costante	-0,801	0,393	4,157	1	0,041	0,449		

Informazioni sulla bontà di adattamento del modello: $-2LL = 77,058$; Cox & Snell R quadrato = 0,277; Nagelkerke R quadrato = 0,381; Chi-quadrato = 25,665; g.l. = 2; Sig. = 0,000; Corretta classificazione = 78,5

Tab. 10 - Output della regressione logistica per lo status occupazionale rispetto al titolo di studio dei genitori (X_3) e al voto di laurea (X_4)

Variabile	B	S.E.	Wald	g.l.	Sig.	Exp(B) O.R.	L. inf. O.R.	L. sup. O.R.
Genit. laur. = > 1	1,141	0,565	4,074	1	0,044	3,129	1,034	9,476
Voto = > 100	2,180	0,597	13,314	1	0,000	8,847	2,743	28,536
Costante	-0,906	0,425	4,541	1	0,033	0,404		

Informazioni sulla bontà di adattamento del modello: $-2LL = 77,251$; Cox & Snell R quadrato = 0,276; Nagelkerke R quadrato = 0,379; Chi-quadrato = 25,472; g.l. = 2; Sig. = 0,000; Corretta classificazione = 78,5

Da ultimo, si è proceduto a calcolare, per ciascun modello di regressione, l'indice AIC, i cui valori sono indicati nella Tab. 11. Si è, così, appurato che il migliore modello di regressione è quello riportato in Tab. 4, che considera tutti i predittori risultati significativi. Infatti, il modello con tre variabili indipendenti presenta il minore valore dell'indice AIC (Tab. 11).

Tab. 11 - Valori dell'indice AIC per i diversi modelli di regressione logistica

Variabili	AIC
$X_2 X_3 X_4$	81,101
$X_2 X_3$	90,496
$X_2 X_4$	83,251
$X_3 X_4$	83,058
X_2	97,067
X_3	96,847
X_4	85,387

Conclusioni

Il presente studio, al di là della complessità degli aspetti metodologici, ha documentato una serie di criticità nelle opportunità occupazionali dei laureati con disabilità, confermando quanto già ampiamente rilevato dalla letteratura sul *disability management*.

Ovviamente, la scarsa numerosità del campione e il ridotto numero delle variabili considerate impediscono qualsiasi generalizzazione o oggettivazione dei risultati.

Ciononostante, l'analisi offre lo spunto per ribadire l'importanza di ragionare – nelle Scuole, nelle Università e nella Società – sui diritti umani (diritto alla cura, diritto all'educazione, diritto al lavoro, diritto all'inclusione), diritti che devono essere equamente garantiti a “tutti”.

La partecipazione lavorativa è un grande tema da cui dipendono non solo l'autonomia e la realizzazione di tutte le persone, ma anche la qualità delle democrazie contemporanee.

Solo quando una regressione logistica, condotta su un campione rappresentativo della popolazione, restituirà valori di *odds ratio* pari all'unità, si potrà asserire che il rapporto tra “occupati” e “non occupati” è il medesimo per le persone “con” e “senza” disabilità, ma, soprattutto, si potrà affermare che la democrazia ha vinto.

Sono due facce della stessa medaglia: quella della giustizia.

Riferimenti bibliografici

- Agresti A. (2002), *Categorical Data Analysis*, John Wiley & Sons, Hoboken.
- Angeloni S. (2010), *L'Aziendabilità: Il Valore delle Risorse Disabili per l'Azienda e il Valore dell'Azienda per le Risorse Disabili*, FrancoAngeli, Milano.
- Angeloni S. (2011), *Il Disability Management Integrato: Un'Analisi Interdisciplinare per la Valorizzazione delle Persone con Disabilità*, Rirea, Roma.
- Angeloni S. (2013), "Integrated disability management: an interdisciplinary and holistic approach", *Sage Open*, 3, 4, pp. 1-15.
- Angeloni S., Borgonovi E. (2017), "Laboro ergo sum: quando il lavoro abilita l'uomo", *Sviluppo & Organizzazione*, 274, pp. 58-70.
- Baldwin M.L., Johnson W.G. (2000), "Labor market discrimination against men with disabilities in the year of the ADA", *Southern Economic Journal*, 66, pp. 548-566.
- Baldwin M.L., Johnson W.G. (2005), *A critical review of studies of discrimination against workers with disabilities*, in Rodgers III W.M. (ed.), *Handbook on the Economics of Discrimination*, Edward-Elgar, Cheltenham, pp. 119-160.
- Bruzzone S. (2015), *Salute Disabilità Lavoro*, Blue Monkey Studio, Genova.
- Burkhauser R.V., Stapleton D. (2003), *Introduction*, in Stapleton D.C., Burkhauser R.V. (eds.), *The Decline in Employment of People with Disabilities: A Policy Puzzle*, W.E. Upjohn Institute for Employment Research, Kalamazoo, pp. 1-22.
- Chatterjee S., Hadi A.S. (2015), *Regression Analysis by Example*, John Wiley & Sons, Hoboken, New Jersey.
- Christensen R. (1997), *Log-Linear Models and Logistic Regression*, Springer-Verlag, New York.
- Cizek G.J., Fitzgerald S.M. (1999), "Methods, plainly speaking: an introduction to logistic regression", *Measurement and Evaluation in Counseling and Development*, 31, 4, pp. 223-245.
- Corbetta P., Gasperoni G., Pisati M. (2001), *Statistica per la Ricerca Sociale*, Il Mulino, Bologna.
- De Lillo A., Argentin G., Lucchini M., Sarti S., Terraneo M. (2007), *Analisi Multivariata per le Scienze Sociali*, Pearson, Milano.
- Famulari M. (1992), "The effects of a disability on labor market performance: the case of epilepsy", *Southern Economic Journal*, 58, 4, pp. 1072-1087.
- Ferrucci F. (2014), "Disability and work inclusion in Italy: between unfulfilled promises and new disability culture", *Modern Italy*, 19, 2, pp. 183-197.
- ISTAT (2017), *Rapporto Annuale 2017*, Istituto Nazionale di Statistica, Roma.
- Maroto M., Pettinicchio D. (2014), "Disability, structural inequality and work: the influence of occupational segregation on earnings for people with different disabilities", *Research in Social Stratification and Mobility*, 38, pp. 76-92.
- Mattana V. (2016), "Il disability management in Italia: una rassegna degli studi basati su evidenza", *Impresa Progetto - Electronic Journal of Management*, 1, pp. 1-19.

- Migliaccio G. (2016a), *Economicità e disabilità: un connubio possibile? Il governo inclusivo dell'azienda per un'economia e una società inclusive*, in Marchi L., Lombardi R., Anselmi L. (a cura di), *Il Governo Aziendale tra Tradizione e Innovazione*, FrancoAngeli, Milano, pp. 113-136.
- Migliaccio G. (2016b), "ICT for disability management in the net economy", *International Journal of Globalisation and Small Business*, 8, 1, pp. 51-72.
- Migliaccio G. (2017), "Disabled people in the stakeholder theory: a literature analysis", *Journal of the Knowledge Economy*, <http://dx.doi.org/10.1007/s13132-017-0485-x>.
- Mitra S., Kruse D. (2016), "Are workers with disabilities more likely to be displaced?", *The International Journal of Human Resource Management*, 27, 14, pp. 1550-1579.
- Peng C.Y.J., Lee K.L., Ingersoll G.M. (2002), "An introduction to logistic regression analysis and reporting", *The Journal of Educational Research*, 96, 1, pp. 3-14.
- Yelin E., Trupin L. (2003), "Disability and the characteristics of employment", *Monthly Labor Review*, 126, pp. 20-31.
- Zappella E. (2015), "Purché dia il suo contributo: gli accomodamenti ragionevoli per i dipendenti con disabilità nel territorio lombardo", *Formazione & Insegnamento - Rivista Internazionale di Scienze dell'Educazione e della Formazione*, 12, 3, pp. 219-228.
- Zappella E. (2016), "I work, so I am: the importance of work for people with disabilities", *Rivista Formazione Lavoro Persona*, 16, pp. 86-101.