



Università degli Studi di Padova

FACOLTÀ DI SCIENZE STATISTICHE

Corso di Laurea in Specialistica in Scienze Statistiche Economiche, Finanziarie ed Aziendali

Tesi di laurea

**IDENTIFICAZIONE E STIMA DELLA DISTRIBUZIONE
DELL'IMPATTO DI UN
INTERVENTO: UN'APPLICAZIONE AL CASO DELLE
LISTE DI MOBILITÀ**

Relatore:

Ch.mo Prof. Enrico Rettore

Laureando:

Federico Zilio

Anno Accademico 2009-2010

Indice

1	Introduzione	4
2	Le Liste di Mobilità	6
2.1	Il quadro normativo	7
2.2	Durata dell'iscrizione alle liste	9
2.3	L'indennità di mobilità	10
2.4	Gli incentivi alle aziende	11
2.5	L'effetto della mobilità	12
3	La valutazione di politiche e la difficoltà di indentificare la distribuzione congiunta	14
3.1	Parametri ricavabili dalla distribuzione congiunta dei risultati potenziali	14
3.2	The fundamental problem of causal inference	16
3.3	I Fréchet-Hoeffding bounds	18
3.4	Identificazione della distribuzione d'impatto facendo assunzioni sulla relazione tra le distribuzioni marginali per gli esposti e i non esposti	19
3.5	Casi speciali di identificazione della distribuzione d'impatto	20
3.5.1	Caso 1	20
3.5.2	Caso 2	21
4	Identificazione della distribuzione congiunta mediante l'analisi fattoriale	22
4.1	La stima parametrica	22
4.1.1	Stima della regressione	23
4.1.2	L'analisi fattoriale	25
4.1.3	La distribuzione congiunta	28
5	I dati	30
5.1	Il data set	30
5.1.1	L'abbinamento di due archivi	30
5.1.2	Caratteristiche salienti	32
5.2	Il campione di riferimento	32
6	I risultati empirici	36
6.1	La stratificazione	39
6.1.1	Uomini con indennità	39
6.1.2	Uomini senza indennità	49
6.1.3	Donne senza indennità	54
6.1.4	Donne con indennità	59
7	Conclusioni	64
A	Appendice A	66
A.1	Assunzioni	66
A.2	Strumenti per creare le imputazioni multiple	67

B	Appendice B	78
C	Appendice C	80
C.1	Uomini senza indennità	80
C.2	Donne senza indennità	84
C.3	Donne con indennità	88
D	Appendice D	92
	Bibliografia	100

1 Introduzione

Nel campo della valutazione di politiche ci si è spesso concentrati sull'impatto medio di un programma non potendo osservare, per ogni unità statistica, l'evento controfattuale della variabile d'interesse (*the fundamental problem of causal inference*, Holland(1986)). Se non si riesce ad osservare l'evento controfattuale infatti non è possibile identificare la distribuzione congiunta dei risultati potenziali e di conseguenza la distribuzione d'impatto del programma a meno di casi particolari. E' molto importante per un valutatore di politiche conoscere la distribuzione d'impatto: ogni soggetto può rispondere eterogeneamente al trattamento, alcuni potrebbero trarne vantaggio altri magari ne sarebbero danneggiati. Identificando la distribuzione d'impatto il valutatore conoscerebbe anche la proporzione di beneficiari e in alcuni casi anche quali categorie reagiscono positivamente al programma in modo da modificare adeguatamente la politica se si dovesse implementarla nuovamente. Giudicare perciò una politica senza tener conto della distribuzione d'impatto può essere fuorviante. D'altra parte programmi con uguale impatto medio possono essere molto diversi tra di loro visto che in due progetti mediamente equivalenti possono beneficiare proporzioni di soggetti molto differenti.

Il nostro lavoro ha come obbiettivo l'applicazione di una metodologia che, dalla distribuzioni marginali della variabile d'interesse da trattati per coloro che ricevono il programma e da non trattati per coloro che non lo ricevono, ci consenta di ricavare la distribuzione congiunta. Seguendo Aakvik, Heckman e Vytlacil(1998) e Carneiro, Hansen e Heckman (2001 e 2003) implementiamo quindi un metodo parametrico che ci permetta, attraverso l'applicazione di una regressione sulle caratteristiche presenti nel nostro *data set* e successivamente di un'analisi fattoriale, di identificare la distribuzione congiunta dei risultati potenziali delle nostre variabili d'interesse e di conseguenza la distribuzione d'impatto.

Decidiamo di implementare il metodo parametrico sul *data set* delle liste di mobilità del Veneto dal 1995 al 1998. L'istituto della mobilità, introdotto con L.223/91, fa parte di quel sistema di protezione sociale che si attiva in Italia quando un'azienda inizia una procedura di licenziamento. La mobilità combina politiche *attive* e politiche *passive*: le imprese che assumono gli iscritti alle liste beneficiano di sgravi contributivi mentre i lavoratori, licenziati da un'azienda con più di 15 dipendenti, hanno diritto ad un'indennità. Inoltre il lavoratore licenziato, salvo deroghe, rimane iscritto alle liste di mobilità per un anno se ha un'età inferiore ai 40 anni, due anni se ha tra i 40 e i 49 anni e tre anni se ha più di 49 anni.

Nel *data set* abbiamo a disposizione i salari degli iscritti alle liste di mobilità nei sei anni precedenti l'ingresso in mobilità e nei tre anni successivi. Il nostro obbiettivo è di comprendere che effetto ha sui salari, a due e tre anni dall'entrata in mobilità, il fatto di avere due anni di elegibilità alle liste invece di uno. Il metodo parametrico ci consente di ricavare la distribuzione dell'impatto fornendoci la proporzione di soggetti che trarrebbero beneficio dall'aver diritto ad un anno in più di mobilità.

Il nostro lavoro è così organizzato: nel capitolo 2 illustriamo brevemente i caratteri salienti dell'istituto delle mobilità dando un quadro normativo e concentrandoci sulle conseguenze per le imprese e per i lavoratori quando si fa ricorso a questo tipo di ammortizzatore sociale. Nel capitolo 3 evidenziamo l'importanza di identificare la distribuzione congiunta e la distribuzione d'impatto di un programma mettendo in luce i passi che la let-

teratura econometrica ha fatto fino ad oggi per ricavare queste distribuzioni. Nel capitolo 4 presentiamo il metodo parametrico per ricavare la distribuzione congiunta dei risultati potenziali facendo riferimento a Aakvik, Heckman e Vytlačil(1998) e Carneiro, Hansen e Heckman (2001 e 2003). Nel capitolo 5 illustriamo il *data set* che analizziamo mettendo in evidenza quali sono le problematiche e le principali caratteristiche. Nel capitolo 5 presentiamo i risultati empirici dell'implementazione del metodo parametrico sul *data set* delle liste di mobilità del Veneto dal 1995 al 1998. Infine nel capitolo 6 vengono tratte le conclusioni.

2 Le Liste di Mobilità

Con il termine *politica del lavoro* in letteratura ci si riferisce a tutte quelle iniziative tra loro coordinate attuate da un'istituzione pubblica con l'obiettivo di attenuare gli effetti negativi prodotti nel mercato del lavoro.

Le politiche del lavoro si differenziano in politiche *passive* e politiche *attive*. Le politiche passive hanno la finalità di lenire le conseguenze negative, soprattutto dal punto di vista reddituale, della disoccupazione. Gli obiettivi sono quindi di natura *assicurativa* (garantiscono ai lavoratori in caso di difficoltà occupazionale sostegno al reddito) e *distributiva* (impediscono che la situazione reddituale di un determinato individuo si deteriori eccessivamente) (Brucchi Luchino (2001)).

Gli ammortizzatori sociali sono politiche passive. In Italia i principali ammortizzatori sociali sono:

- la *CIGO* cassa integrazione guadagni ordinaria, dalla quale sono esclusi i lavoratori delle aziende del settore terziario, del credito delle assicurazioni e spettacolo, garantisce continuità di reddito nel caso in cui l'attività lavorativa sia sospesa o ridotta per periodi di tempo limitati causa eventi transitori non imputabili all'imprenditore. Il lavoratore non è licenziato e percepisce l'80% della retribuzione che sarebbe spettata per le ore non lavorate per un massimo di 13 settimane consecutive prorogabili eccezionalmente fino a 52 settimane;
- la *CIGS* cassa integrazione straordinaria, a cui hanno diritto solo le imprese con più di 15 dipendenti nel settore industriale e 200 in quello terziario, interviene nel caso di crisi aziendali o di profondi riassetti del sistema produttivo. Presupposto per ottenerla è la presentazione di un programma di rilancio aziendale che sarà oggetto dell'esame congiunto sindacale e la salvaguardia anche parziale dell'occupazione. Il lavoratore percepisce un'integrazione dell'80% della retribuzione globale per le ore non prestate fino ad un massimo di 40 ore settimanali per un periodo massimo di 12 mesi (in caso di crisi aziendale o procedure concorsuali) o 24 (in caso di ristrutturazione aziendale);
- l'*indennità di mobilità* è uno strumento che entra in azione a seguito di licenziamento collettivo e procedura sindacale. L'ammontare dell'integrazione salariale è pari al 100% del trattamento della CIGS e l'80% per il secondo e il terzo anno¹;
- il *contratto di solidarietà* è un accordo collettivo aziendale stipulato con le maggiori sigle sindacali (CGIL-CISL-UIL) per una riduzione concordata dell'orario di lavoro e proporzionalmente della retribuzione, per evitare, in tutto o in parte, il licenziamento dei lavoratori ritenuti in esubero;
- l'*indennità di disoccupazione ordinaria* si ottiene in caso di licenziamento e se il lavoratore è iscritto all'INPS da almeno 2 anni e ha maturato nel biennio precedente la cessazione del rapporto di lavoro 52 settimane di contributi. L'integrazione è pari

¹Il numero di anni a cui un lavoratore ha diritto all'indennità di mobilità varia in relazione all'età e all'ubicazione dell'impresa

al 60% per i primi 6 mesi, al 50% per il settimo e per l'ottavo mese rispetto alla retribuzione precedente ².

Le politiche attive, invece, sono provvedimenti che incentivano il reinserimento nel mercato del lavoro. La funzione di ridurre il disagio sociale provocato dalla disoccupazione è soltanto indiretta: lo scopo è aumentare le *chances* di ritorno al lavoro e di conseguenza migliorare la situazione reddituale dei soggetti in difficoltà. Recentemente si è posta l'attenzione, inoltre, su due elementi che caratterizzano le politiche attive: il loro ruolo nel reintegrare i disoccupati di lungo corso impedendo che il prolungarsi della disoccupazione li scoraggi nella ricerca attiva di occupazione e il loro ambito di formazione dei disoccupati in modo che acquisiscano nuove competenze richieste dal mercato del lavoro.

Tra le principali iniziative che possono ricondursi a politiche attive possiamo citare:

- corsi di formazione;
- incentivi alle aziende che assumono particolari categorie di disoccupati;
- supporto da parte di centri per l'impiego nella ricerca di lavoro;
- incentivi alle nuove attività d'impresa;

Le liste di mobilità sono un programma che combina una componente passiva (l'indennità di mobilità ai lavoratori licenziati se facenti parte di imprese con più di 15 dipendenti) e una attiva (incentivi sottoforma di sgravi contributivi alle aziende che assumono gli iscritti a tali liste).

2.1 Il quadro normativo

L'istituto della mobilità è stato introdotto nell'ordinamento italiano dalla L. 223/91, che disciplina i licenziamenti collettivi e consente alle imprese che rientrano nel campo di applicazione della Cassa integrazione guadagni straordinaria (CIGS) di collocare i lavoratori eccedenti nelle liste di mobilità.

L'indennità di mobilità è nata per porre fine alla prassi per cui si cercava, anche per le situazioni aziendali più compromesse dal punto di vista di una reale ripresa dell'attività lavorativa, di evitare i licenziamenti (e quindi il ricorso all'indennità speciale di disoccupazione) in favore di un uso improprio della CIGS. Con la L. 223/91 veniva così da una parte sanzionato l'uso smodato della CIGS, dall'altra si istituiva una indennità di disoccupazione che per importo e per durata potesse garantire una protezione non inferiore alla CIGS.

La L. 223/91 obbliga l'impresa che occupa più di quindici dipendenti (nel settore industriale) o più di 50 dipendenti (nel commercio) ad attivare la procedura di mobilità quando intende procedere, in conseguenza di una riduzione o trasformazione di attività o di lavoro, ad almeno cinque licenziamenti in un arco di 120 giorni, in un'unica unità produttiva o in più unità produttive. L'eccedenza definitiva di personale può manifestarsi anche durante

²I lavoratori beneficiari dell'indennità di disoccupazione con più di 50 anni percepiscono una integrazione pari al 40% della retribuzione precedente anche dal nono al dodicesimo mese

l'attuazione di un programma di razionalizzazione o risanamento dell'impresa ammessa al trattamento di integrazione straordinaria, quando l'imprenditore "ritenga di non essere in grado di garantire il reimpiego di tutti i lavoratori sospesi e di non poter ricorrere a misure alternative"³(Anastasia et al (2004)).

Successivamente la legislazione italiana è intervenuta ampliando le categorie che beneficino della mobilità in caso di licenziamento collettivo.

Le uniche modifiche di rilievo alla L. 223/91 sono la L. 236/93, art. 4 e la L.454/1994.

Con la legge L. 236/93 si è estesa la tutela occupazionale (la parte attiva della politica), ma non l'indennità, anche ai lavoratori licenziati, collettivamente o individualmente, "per giustificato motivo oggettivo connesso a riduzione, trasformazione o cessazione di attività o di lavoro", da imprese che non rientrano nel campo di applicazione della CIGS (quindi imprese con meno di 15 o 50 dipendenti, a seconda dei settori). Si tratta di lavoratori che si iscrivono volontariamente nelle liste di mobilità, beneficiando, nel migliore dei casi, dell'indennità ordinaria di disoccupazione. I vantaggi per essi consistono, quindi, sostanzialmente nello sgravio contributivo nel caso di assunzione.

La L. 451/1994 ebbe il compito di contrastare il comportamento delle imprese che, per accedere alla riduzione degli oneri sociali, facevano passare per licenziamenti definitivi quelli che in realtà erano dei semplici *temporary lay-offs*. Tutto ciò si manifestava nel fenomeno delle "assunzioni collettive" effettuate lo stesso giorno della messa in mobilità. Inoltre si è osservato che alcune aziende con la stessa proprietà accedevano agli incentivi trasferendo da un'impresa all'altra lavoratori (Brunello e Miniaci (1997)).

La L.451/94 perciò esclude dal diritto ai benefici contributivi:

- le imprese che procedono, entro i sei mesi dal licenziamento, alla riassunzione di quei lavoratori che aveva messo in mobilità;
- le aziende che hanno assetti proprietari simili alle imprese che hanno posto i lavoratori in mobilità;
- ai rapporti di lavoro che si svolgono alle dipendenze di due imprese che, seppure formalmente diverse, rappresentano nei fatti l'una la trasformazione o derivazione dell'altra (per effetto di trasferimenti di azienda, di variazione del titolare o di trasformazione della compagine societaria);

Il Ministero del Lavoro può applicare una deroga e riconoscere all'acquirente, nel caso l'azienda sia sottoposta ad amministrazione straordinaria e si riesca a salvaguardare un rilevante livello occupazionale, gli incentivi previsti dalla mobilità. La finanziaria del 2005 inoltre concedeva la riduzione contributiva anche a programmi di gestione di crisi occupazionali senza soluzione di continuità definiti in accordi in sede governativa.

Il finanziamento della mobilità avviene in parte grazie al contributo a carico di tutte le imprese (un'aliquota pari allo 0,3% della retribuzione) in parte è pagato direttamente dall'impresa licenziante che deve versare una somma pari a 9 volte l'indennità mensile la quale si riduce a 6 mensilità se l'ingresso in lista è preceduto dall'applicazione della CIGS.

³Art 4, c. 1, L.223/91

Dal punto di vista della finanza pubblica i contributi sociali coprono solo in minima parte la spesa per finanziare la mobilità mentre il restante va a gravare sulla fiscalità generale. ⁴

2.2 Durata dell'iscrizione alle liste

Un primo fattore di differenziazione del trattamento è costituito dalla durata massima di permanenza in lista (cioè di godimento dei benefici). La durata dipende dall'età del lavoratore al momento dell'iscrizione, ed è fissata in 12 mesi per i lavoratori con meno di 40 anni, in 24 mesi per i lavoratori tra i 40 e i 49 anni, e in 36 mesi per quelli con almeno 50 anni. Inoltre, la legge prevede per i lavoratori nelle regioni dell'Italia meridionale un aumento di 12 mesi per tutte e tre le classi.

Nella tabella qui sotto è riassunta la durata massima di permanenza nelle liste a seconda dell'età e dell'area in cui risiede l'impresa del lavoratore in mobilità.

Tabella 1: **Durata massima, consentita per legge, di iscrizione alle liste di mobilità**

Età del lavoratore	Ubicazione dell'impresa licenziante	
	Centro-nord	Sud
fino a 39 anni	12 mesi	24 mesi
fra i 40 e i 49 anni	24 mesi	36 mesi
oltre i 50 anni	36 mesi	48 mesi

Il fatto di modulare a seconda delle fasce d'età la durata massima di iscrizione alle liste è giustificata come compensazione della maggior difficoltà a trovare lavoro da parte dei licenziati più anziani.

I limiti massimi di permanenza in lista sono intesi al netto di eventuali episodi di occupazione temporanea: quando un lavoratore svolge un lavoro a termine di durata non superiore a 12 mesi, il tempo trascorso in lista viene congelato fino a scadenza del contratto. Ovviamente nei periodi in cui il soggetto risulta occupato non percepirà alcuna indennità. Di fatto, quindi, un soggetto può rimanere iscritto alla lista per un periodo effettivo che può essere al massimo doppio rispetto alla durata prevista per legge. (Paggiaro e Trivellato (2002) e Paggiaro, Rettore e Trivellato (2008))

Oltre al caso in cui il disoccupato venga assunto a tempo indeterminato, la cancellazione di un lavoratore dalle liste avviene solitamente per esaurimento del tempo massimo di iscrizione in lista o nel momento in cui trovi un'occupazione a tempo indeterminato. La legge prevede che si dovrebbero escludere anche tutti i soggetti che rifiutano un'offerta di lavoro o di partecipare a un corso di formazione o di essere impegnato in servizi di pubblica utilità (rispondenti a determinati criteri legali⁵). Un caso particolare è invece rappresen-

⁴Nel 1996 la quota finanziata dai contributi delle aziende era solo del 29 %

⁵Il lavoro deve essere professionalmente equivalente e con livello retributivo non inferiore di più del 10% a quello di provenienza. Le attività non rifiutabili inoltre devono svolgersi a non più di 50 km dal luogo di residenza del disoccupato

tato da coloro che, iscritti, decidono di intraprendere un lavoro autonomo e che hanno la possibilità di ricevere l'intero ammontare dell'indennità di mobilità, se aventi diritto, in un'unica soluzione ed uscire così definitivamente dalle liste.

In linea di principio la legislazione prevede dei controlli che assicurino che un lavoratore licenziato partecipi ai corsi di formazione propostogli o accetti l'offerta di lavoro, in realtà tali verifiche sono spesso blande se non del tutto assenti per cui un'iscritto alle liste può ricevere l'indennità fino alla fine del programma senza alcun problema (Paggiaro, Rettore e Trivellato (2008)).

2.3 L'indennità di mobilità

La componente passiva della mobilità si caratterizza come un sostegno al reddito (definito indennità di mobilità) a cui hanno diritto esclusivamente i lavoratori iscritti provenienti da imprese che rientrano nel campo di applicazione della CIGS. L'indennità corrisposta è l'80 % dell'ultimo salario lordo e scende al 64 % nel secondo e terzo anno.⁶ L'entità dell'indennità è in realtà vincolata a dei massimali che variano di anno in anno.⁷

I beneficiari dell'indennità di mobilità sono gli operai, gli impiegati e i quadri di:

- aziende industriali (anche edili), aziende artigiane⁸, aziende appaltatrici di servizi di mensa o ristorazione e dei servizi di pulizia⁹ (tali imprese devono avere più di 15 dipendenti nel semestre precedente la presentazione della domanda);
- imprese commerciali con più di 200 dipendenti, imprese editrici di giornali e agenzie di stampa a diffusione nazionale;
- cooperative di lavoro di prodotti agricoli e zootecnici, cooperative di produzione e lavoro e consorzi¹⁰;
- imprese dei settori ausiliari del settore ferroviario¹¹;
- aziende di trasporto aereo e società di gestione aeroportuale¹²

In via transitoria l'integrazione salariale straordinaria¹³ è stata estesa a:

⁶L'entità dell'indennità è uguale all'integrazione salariale che il lavoratore avrebbe percepito se fosse stata applicata la CIGS

⁷L'integrazione massima per l'anno 2009 sarà di 886,31 Euro mensili per i lavoratori la cui retribuzione, comprensiva dei ratei della 13^a mensilità e delle altre eventuali mensilità aggiuntive (14^a, premio di produzione ecc.) è pari o inferiore a 1.917,48 Euro lordi mensili mentre sarà di 1.065,26 mensili Euro per i lavoratori che hanno una retribuzione superiore a 1.917,48 Euro lordi mensili

⁸ai sensi della legge 223/91

⁹L.451/1994

¹⁰L.236/1993

¹¹L.412/1991

¹²dall'1 gennaio 2009

¹³L.236/1993. Il provvedimento ha subito numerose proroghe e tuttora risulta in vigore

- imprese commerciali, di spedizione e trasporto, agenzie di viaggio e turismo che occupano più di 50 dipendenti, esclusi gli apprendisti e gli assunti con contratto di formazione;
- imprese di vigilanza con più di 15 dipendenti;

Tutti coloro che non rientrano nel campo di applicazione della CIGS ricevono l'indennità di disoccupazione sempre che siano assicurati all'Inps da almeno due anni ed abbiano maturato almeno 52 contributi settimanali per la disoccupazione nel biennio precedente la data di cessazione del rapporto di lavoro. L'integrazione salariale nel 1995 era pari a circa il 30% della retribuzione ordinaria per i primi sei mesi ¹⁴.

L'indennità di mobilità non può avere una durata superiore all'anzianità maturata presso l'impresa che ha attivato la procedura di mobilità.

I lavoratori con più di 49 anni licenziati da un'azienda a cui è possibile applicare la CIGS beneficiano di un provvedimento particolare nel caso abbiano pagato almeno 28 anni (inclusi i tre anni di mobilità) chiamato *mobilità lunga*. L'iscrizione alle liste di mobilità permette loro di essere accompagnati alla pensione senza dover più necessariamente trovare lavoro: nei primi tre anni riceveranno l'indennità di mobilità, successivamente entreranno a tutti gli effetti nel sistema pensionistico (Paggiaro, Rettore e Trivellato (2008)).

Per come è stata strutturata l'indennità di mobilità è la prestazione di disoccupazione più conveniente all'interno del sistema di protezione sociale italiano. Un primato facilmente spiegabile dal forte potere sindacale e politico delle categorie industriali a danno dei lavoratori meno protetti (soprattutto quelli appartenenti alle aziende con meno di 15 dipendenti). Ciò è apparso evidente quando, sotto pressione sindacale, in diverse occasioni il legislatore ha concesso la mobilità a gruppi che inizialmente avrebbero dovuto essere esclusi o l'ha prorogata ben oltre il termine massimo previsto per legge (CNEL, La situazione degli ammortizzatori sociali in Italia e in Europa (2003)).

2.4 Gli incentivi alle aziende

La componente attiva della mobilità consiste in forti sgravi contributivi alle aziende che assumono iscritti alle liste di mobilità ed è applicabile indipendentemente dal fatto che il disoccupato riceva o meno l'indennità di mobilità.

Nel caso in cui le imprese decidessero di assumere gli iscritti a tempo indeterminato godono di una riduzione dei contributi per 18 mesi e la cui entità non dipende né dall'età né dal tempo passato in mobilità dal lavoratore licenziato. Nel 1998 il tasso standard era circa del 35% della retribuzione netta dell'occupato mentre la quota pagata dalle imprese beneficiarie dello sgravio era quella minima prevista per gli apprendisti (circa il 3% dell'aliquota standard) (Paggiaro, Rettore e Trivellato (2008)).

¹⁴Dall'1 gennaio 2008 la percentuale è pari al 60% per i primi 6 mesi, al 50% per il settimo e l'ottavo mese e al 40% per i mesi successivi

Nel caso in cui, invece, le aziende assumessero il disoccupato a tempo determinato (per un periodo massimo di un anno) otterrebbero una riduzione del carico contributivo pari al numero di mesi contrattualizzati. A quel punto se a fine rapporto di lavoro decidessero di sottoscrivere un contratto a tempo indeterminato avrebbero diritto ad un altro anno di riduzione contributiva.

Inoltre, con un contratto a tempo indeterminato l'impresa riceverebbe il 50% dell'indennità non ancora corrisposta e che spetterebbe al lavoratore in mobilità se rimanesse in lista fino ad esaurimento del periodo massimo previsto dalla legge. Questo trasferimento monetario ha però un massimale temporale che è di un anno per gli iscritti fino a 49 anni di età e due anni per quelli con più di 50 anni. In altre parole un'azienda può beneficiare al massimo di un ammontare del 50% dell'indennità dell'assunto di un anno se contrattualizza un iscritto con meno di 50 anni e il 50% di due anni con più di 50 anni.

Questa caratteristica della mobilità può ricondursi in qualche modo all'applicazione del principio del *benefit transfer program* descritto da Snower (1994). Snower proponeva di trasferire l'indennità di disoccupazione alle imprese, trasformando i sussidi in incentivi per le aziende che assumevano i lavoratori licenziati.

Il massimo sgravio contributivo un'azienda lo otterrebbe quindi assumendo un iscritto con più di 49 anni entro un anno dal suo ingresso in lista di mobilità inizialmente con un contratto a tempo determinato e, una volta esaurito, trasformandolo a tempo indeterminato (beneficerebbero di una riduzione contributiva di 6 mesi in più rispetto al caso in cui lo assumessero subito a tempo indeterminato)(Paggiaro, Rettore e Trivellato (2008)).

2.5 L'effetto della mobilità

Un'ampia letteratura ha cercato di analizzare l'effetto provocato dall'applicazione della mobilità sul comportamento dei lavoratori una volta licenziati.

Al di là dei risultati empirici ottenuti l'incertezza sugli esiti del programma è di natura teorica.

Per coloro che sono idonei a ricevere l'indennità di mobilità il fatto di ricevere un sostegno al reddito fa sì, a parità di tutte le altre condizioni, che siano restii ad accettare qualsiasi lavoro. Avendo una sicurezza economica il lavoratore può cercare un'occupazione che gli garantisca un salario maggiore, più consono alle sue aspirazioni e adatto alle sue qualità. A livello di teoria economica ciò significa che il salario di riserva per chi percepisce l'indennità è aumentato e di conseguenza il periodo di disoccupazione si allunga.

Dato che però gli iscritti alle liste portano in dote la riduzione degli oneri sociali sono più appetibili sul mercato del lavoro. Una naturale conseguenza è che le aziende aumentino le offerte per questo tipo di lavoratori riducendo il periodo di disoccupazione. Una dimostrazione dell'appetibilità di questi lavoratori è dimostrato dal comportamento tenuto dalle aziende che pur di ricevere lo sgravio contributivo licenziavano in blocco dei lavoratori per poi riassumerli in un'azienda apparentemente diversa in realtà una sua trasformazione. Come abbiamo visto per porre freno a tutto ciò il legislatore ha emanato la L.451/1994

A priori perciò non è possibile stabilire quale sia l'effetto netto complessivo a seconda di quale dei due effetti prevalga: non è perciò possibile dire nè se il periodo di disoccupazione si allunghi nè se i loro salari aumentino rispetto al caso in cui i licenziati non entrassero in lista di mobilità.

3 La valutazione di politiche e la difficoltà di indentificare la distribuzione congiunta

L'obiettivo della valutazione di politiche pubbliche è capire se e soprattutto in che modo il comportamento degli individui soggetti all'intervento si sia modificato in virtù dell'applicazione del programma stesso. . Si vuole infatti capire se il cambiamento avvenuto nella variabile oggetto d'interesse sia effettivamente dovuto al programma oppure sarebbe avvenuto ugualmente anche in assenza dell'intervento.

Stabilire l'impatto di una politica pubblica sui suoi destinatari richiede, sul piano logico, di confrontare il valore della variabile d'interesse assunto successivamente all'intervento per i soggetti esposti con il valore che avrebbe assunto *nello stesso periodo* per gli stessi soggetti in assenza di trattamento. Il problema sorge dal fatto che non è possibile osservare contemporaneamente, per gli stessi soggetti, la variabile d'interesse in caso di applicazione e in caso di assenza dell'intervento. Uno dei due eventi deve per forza essere stimato.

La letteratura che si è occupata di valutazione di politiche, per la difficoltà di stimare per ogni singolo soggetto la variabile d'interesse dell'evento controfattuale (cioè dell'evento non osservato), si è tradizionalmente concentrata sulla stima dell'impatto medio dell'effetto, un parametro interessante ma che lascia senza risposta importanti domande di policy: paradossalmente, infatti, programmi che producono un effetto medio positivo potrebbero avere un impatto negativo per la maggior parte dei destinatari e viceversa. Inoltre, politiche con lo stesso impatto medio potrebbero avere proporzioni diverse di partecipanti che beneficiano di un impatto positivo e di conseguenza non dovrebbero essere considerate equivalenti.

Di qui l'importanza di spostare la nostra attenzione sull'*eterogeneità* dell'effetto concentrandoci sulla distribuzione dell'impatto.

3.1 Parametri ricavabili dalla distribuzione congiunta dei risultati potenziali

L'esclusivo utilizzo dell'impatto medio nella valutazione di un programma si basa su due assunzioni chiave:

- una crescita in media è comunque indice di una crescita generale del benessere sociale;
- parametri della distribuzione, diversi dall'impatto medio, che possono evidenziare aspetti negativi dell'intervento sono considerati superflui o in qualche modo compensati da trasferimenti da parte del policymaker.

Questo tipo di affermazioni sono abbastanza forti: sapere, per esempio, se la mediana della distribuzione dell'impatto è o meno positiva è quasi sempre rilevante: ci direbbe, infatti, se almeno metà dei soggetti hanno guadagnato o perso dall'aver partecipato al programma.

Una valutazione più completa richiede l'identificazione della distribuzione d'impatto. Se si riuscisse a recuperarla avremmo a disposizione molti altri parametri d'interesse. Seguendo Heckman, Smith e Clements(1997) ne riportiamo alcuni:

- la proporzione di soggetti che partecipando al programma ricavano benefici in un determinato istante temporale,

$$Pr(Y_t^T > Y_t^{NT} | D = 1) = Pr(\alpha_t > 0 | D = 1);$$

- la proporzione della popolazione totale che beneficia dal programma in un determinato istante temporale,

$$Pr(Y_t^T > Y_t^{NT} | D = 1)Pr(D = 1) = Pr(\alpha_t > 0 | D = 1)Pr(D = 1);$$

- ben definiti quantili della distribuzione,

$$\inf_{\alpha_t} \{ \alpha_t : F(\alpha_t | D = 1) > q \};$$

dove q è un quantile della distribuzione compreso tra 0 e 1;

- la distribuzione d'impatto per i partecipanti condizionandoci ad un determinato valore della variabile d'interesse da non trattato in un determinato istante temporale,

$$F(\alpha_t | D = 1, Y_t^{NT} = y);$$

- la crescita, dovuta alla politica, della proporzione di soggetti esposti che hanno un livello della variabile d'interesse oltre una certa soglia $\bar{y}$,

$$Pr(Y_t^T > \bar{y} | D = 1) - Pr(Y_t^{NT} > \bar{y} | D = 1);$$

Il primo parametro che abbiamo riportato sottolinea quanto ampiamente i benefici del programma sono distribuiti tra i partecipanti. Un policymaker che deve rispondere ad un elettorato o un valutatore con preferenze sulla distribuzione dei benefici non considera allo stesso modo un intervento con uguale media d'impatto ma con una diversa ripartizione dei guadagni. E' chiaro che vedrebbero più favorevolmente progetti che danno benefici al maggior numero di individui possibile anche a costo di ridurre i guadagni per alcuni. Può essere interessante anche determinare la proporzione di soggetti che vengono danneggiati¹⁵: un impatto medio negativo può essere accettabile se molti partecipanti hanno ricevuto benefici.

Il secondo aspetto determina la proporzione dell'intera popolazione sotto studio che traggono vantaggio dall'intervento. In uno studio di politica economica è importante sapere che gruppi beneficiano dal programma: se l'intervento avvantaggia solo poche persone è possibile che si formino gruppi d'interesse a sostenerlo rispetto al caso in cui i guadagni vengano distribuiti più ampiamente.

Il terzo parametro ci indica qual è il valore che corrisponde ad un determinato quantile della distribuzione mentre il quarto è semplicemente la distribuzione d'impatto dopo aver

¹⁵ $Pr(\alpha_t < 0 | D = 1)$

fissato il valore della variabile d'interesse che avrebbe ottenuto il trattato se non fosse stato esposto al programma. La funzione di ripartizione condizionata ad un valore da non trattato per il partecipante è importante perchè può mettere in evidenza la distribuzione dei benefici per coloro che se non fossero stati esposti finirebbero nella coda sinistra della variabile d'interesse. Questi sono aspetti interessanti soprattutto per coloro particolarmente attenti alla “giustizia sociale”.

Il quinto parametro¹⁶ semplicemente ci indica se la distribuzione della variabile d'interesse per i partecipanti domina la stessa distribuzione se non avessero preso parte al programma.

Una volta recuperata la distribuzione congiunta possiamo quindi ricavare i primi quattro parametri riportati qui sopra condizionandoci ai non partecipanti al programma.

3.2 The fundamental problem of causal inference

Per misurare quale sia l'impatto di un intervento sociale sui suoi destinatari inanzitutto bisogna individuare quali siano le caratteristiche che il programma intende modificare. Sia Y il vettore di variabili oggetto d'interesse.

Ad ogni unità statistica inoltre viene associata un'altra variabile a seconda che essa sia esposta o non esposta al trattamento.¹⁷ Chiameremo perciò D la variabile che assumerà valore

$$D = \begin{cases} 1 & \text{se esposti} \\ 0 & \text{se non esposti} \end{cases}$$

Definiamo ora Y_{it}^T il valore assunto dalla variabile oggetto d'interesse nel caso l' i -esimo soggetto abbia ricevuto l'intervento nell'istante temporale t e Y_{it}^{NT} nel caso l' i -esima unità statistica non sia stata trattata nell'istante t . Queste variabili vengono usualmente denominate *risultati potenziali*. L'impatto dovuto all'esposizione al programma sull' i -esimo soggetto nell'istante temporale t non è altro che:

$$\alpha_{it} = Y_{it}^T - Y_{it}^{NT}$$

E' bene evidenziare che l'impatto è eterogeneo tra i diversi individui sottoposti al programma e può cambiare con l'indice temporale. Purtroppo tale parametro non è identificabile per nessun soggetto: infatti non è possibile osservare la *situazione controfattuale* di nessuna unità statistica, cioè ciò che sarebbe successo in assenza dell'intervento ai soggetti esposti e in presenza del trattamento a quelli esclusi dal programma.

La possibilità di *osservare* sullo stesso soggetto in un determinato istante temporale solo uno dei due risultati potenziali (il *risultato fattuale*) è chiamato nella letteratura *the fundamental problem of causal inference* (Holland(1986)). Per risolvere tale problema la ricerca si è concentrata sui modi per ottenere un'approssimazione adeguata dell'evento controfattuale.

¹⁶Per il quinto parametro non è necessaria l'identificazione della distribuzione congiunta

¹⁷In caso di problemi di valutazione d'impatto più complessi gli stati mutualmente esclusivi possono essere più di due per esempio quando gruppi di individui diversi sono sottoposti a differenti gradi di esposizione

Nella valutazione di politiche si è cercato di risolvere il problema ricorrendo alla costruzione di un gruppo di soggetti non esposti all'intervento, comunemente chiamato *gruppo di confronto o di controllo*. Può accadere però che, per motivi indipendenti dall'esito dell'intervento, i soggetti non esposti al trattamento siano sistematicamente differenti rispetto ai soggetti trattati. La differenza media rispetto a Y_{it}^{NT} tra i due gruppi, quello dei trattati e quello di controllo, prima del trattamento dovuto alla diversa composizione dei gruppi è definito *selection bias*, letteralmente traducibile come "distorsione da selezione". La definizione sottolinea come la distorsione dello stimatore dell'impatto ottenuto dal confronto tra esposti e non esposti sia dovuto al processo di selezione attraverso il quale sono stati costruiti i due gruppi.

Un modo per eliminare il problema del selection bias è *assegnare casualmente* i soggetti al gruppo di trattamento o al gruppo di controllo. Una stima non distorta dell'impatto medio si otterrebbe semplicemente mediante la differenza tra i risultati medi della variabile d'interesse per i rispettivi gruppi. Il selection bias, infatti, risulterebbe nullo per costruzione.

Se la suddivisione dei gruppi avvenisse infatti tramite assegnazione casuale varrebbe la seguente proprietà:

$$(Y_{it}^T, Y_{it}^{NT}) \perp D_i;$$

Ciò significa che con la randomizzazione il risultato potenziale dalla variabile d'interesse è indipendente dal gruppo a cui è stato assegnato l'individuo. Dirette conseguenze di questa proprietà inoltre sono:

- $F_{YT}(y|D=1) = F_{YT}(y);$
- $F_{YNT}(y|D=0) = F_{YNT}(y).$

In pratica ciò significa che se fosse stato trattato il gruppo di non esposti avrebbe la stessa funzione di ripartizione marginale degli esposti e viceversa.

Da qui possiamo ricavare che

$$E[Y^T|D=1] - E[Y^{NT}|D=0] = E[Y^T] - E[Y^{NT}] = E[Y^T - Y^{NT}]$$

Vale inoltre la pena di evidenziare il ruolo giocato, nella soluzione del problema, dalla linearità dell'operatore valor medio $E[\cdot]$. Non riusciamo, infatti, ad ottenere stime corrette per altri aspetti della distribuzione come gli operatori non lineari, ad esempio la varianza e la mediana dell'impatto :

$$\text{var}(Y^T|D=1) - \text{var}(Y^{NT}|D=0) = \text{var}(Y^T) - \text{var}(Y^{NT}) \neq \text{var}(Y^T - Y^{NT})$$

$$\text{med}(Y^T) - \text{med}(Y^{NT}) = \text{med}(Y^T|D=1) - \text{med}(Y^{NT}|D=0) \neq \text{med}(Y^T - Y^{NT}) = \text{med}(\alpha_t)$$

Tanto meno riusciamo a identificare la distribuzione d'impatto:

$$F_{YT}(y|D=1) - F_{YNT}(y|D=0) = F_{YT}(y) - F_{YNT}(y) \neq F_{YT-YNT}(y)$$

Non è però così semplice istituire programmi in cui i partecipanti sono selezionati attraverso la randomizzazione. Inanzitutto l'intervento sociale deve essere su scala ridotta sotto

forma di progetti pilota ¹⁸. Molto spesso ci possono essere casi di *attrition* : in pratica alcuni membri dei due gruppi si auto-selezionano per cui soggetti assegnati al gruppo degli esposti rifiutano di ricevere il trattamento o elementi che originariamente dovrebbero far parte del gruppo dei non esposti riescono a trovare qualche escamotage e ricevere il trattamento. Altre volte, invece, si potrebbero verificare delle resistenze da parte del policymaker poco propenso a discriminare alcuni individui rispetto ad altri. Perciò, se l'intervento non viene applicato così come impostato dal valutatore le assunzioni che stanno alla base della randomizzazione vengono invalidate e un semplice confronto tra i due gruppi non sarebbe esente dal selection bias.

E' da evidenziare comunque che, oltre ai casi di randomizzazione in cui vengono invalidate le ipotesi, il valutatore spesso si trova ad affrontare studi che non ha potuto programmare sin dall'inizio e in cui i due gruppi differiscono tra di loro sistematicamente. Da qui nasce tutto il filone sui metodi di valutazione non sperimentali che però non tratteremo. Ciò che ci preme sottolineare è che nemmeno ricorrendo a metodi non sperimentali si ricavi la distribuzione congiunta dei risultati potenziali (Y_{it}^T, Y_{it}^{NT}) ma ci si concentri spesso sull'impatto medio del programma.

3.3 I Fréchet-Hoeffding bounds

Meritano di essere citati due risultati della probabilità classica che si devono a Fréchet(1951) e Hoeffding(1940). I due studiosi sono riusciti ad ottenere il limite superiore e quello inferiore della funzione di distribuzione congiunta $F(Y_t^T, Y_t^{NT})$ usando le distribuzioni marginali. Il risultato da loro ottenuto è:

$$\begin{aligned} \max[F_{YT}(y|D=1) + F_{YNT}(y|D=1) - 1, 0] &\leq F_{YT, YNT}(y^T, y^{NT}|D=1) \\ &\leq \min[F_{YT}(y|D=1), F_{YNT}(y|D=1)] \end{aligned}$$

Dal teorema di Cambanis et al.(1976), se $k(Y_t^{NT}, Y_t^T)$ è superadditiva allora i valori estremi di $E(k(Y_t^{NT}, Y_t^T)|D=1)$ sono ottenuti dal limite inferiore e superiore delle distribuzioni. Dato che $k(Y_t^{NT}, Y_t^T) = (Y_t^T - E(Y_t^T))(Y_t^{NT} - E(Y_t^{NT}))$ è superadditiva¹⁹ la massima correlazione tra Y_t^{NT} e Y_t^T , definita come $r_{Y_t^{NT}, Y_t^T}$ sarà massima nel limite superiore e minima nel limite inferiore della distribuzione.

Purtroppo i limiti costruiti da Fréchet e Hoeffding sono molto ampi; non sono quindi molto informativi perchè non producono stime o intervalli di confidenza precisi per i quantili o altre caratteristiche della distribuzione d'impatto.

¹⁸Questo tipo di progetti vengono usualmente chiamati *demonstrations* e sono particolarmente frequenti negli Stati Uniti

¹⁹Assumiamo che $k()$ sia una misura di Borel continua a destra. $k()$ è strettamente superadditiva se $Y_1 > Y_1'$ e $Y_0 > Y_0'$ implicano che $k(Y_1, Y_0) + k(Y_1', Y_0') > k(Y_1, Y_0') + k(Y_1', Y_0)$

3.4 Identificazione della distribuzione d'impatto facendo assunzioni sulla relazione tra le distribuzioni marginali per gli esposti e i non esposti

Supponiamo di avere a disposizione le funzioni di distribuzione marginali dei trattati sia in caso di esposizione ($F_{Y^T}(y|D=1)$) sia nel caso di non esposizione ($F_{Y^{NT}}(y|D=1)$)²⁰. Non possiamo ottenere la distribuzione d'impatto perchè in generale la posizione che un soggetto occupa nella distribuzione da trattato è diversa da quella che occuperebbe se non fosse stato esposto al programma.

A volte si è ipotizzato dipendenza perfetta e positiva: in pratica se il soggetto sta nel primo percentile della distribuzione da non trattato resta nel primo percentile della distribuzione da esposto. E così per tutti gli altri percentili della distribuzione. Alcuni studi hanno dimostrato²¹ che, se le distribuzioni marginali sono assolutamente continue e c'è una dipendenza perfetta e positiva tra di loro, allora $Y^T = F_{Y^T}^{-1}(F_{Y^{NT}}(Y^{NT}))$. Queste assunzioni generano una relazione deterministica tale che questo risultato coincide con il limite superiore di Fréchet-Hoeffding. Supporre una perfetta e positiva relazione tra le due distribuzioni marginali è un'assunzione che semplifica di molto il lavoro di ricerca per ottenere la distribuzione d'impatto ma è allo stesso tempo una congettura arbitraria che dovrebbe essere adeguatamente supportata.

Se invece ipotizziamo una dipendenza perfetta e negativa tra le due distribuzioni per cui un soggetto che si trova nel primo percentile in una si ritroverebbe nell'ultimo nell'altra e viceversa si è dimostrato che $Y^T = F_{Y^T}^{-1}(1 - F_{Y^{NT}}(Y^{NT}))$ coincidendo con il limite inferiore di Fréchet-Hoeffding.

Rilassando l'ipotesi di perfetta positiva o negativa dipendenza si possono associare liberamente i quantili delle due distribuzioni marginali e formare diverse distribuzioni d'impatto.

Si definiscono una coppia di matrici di transizione di Markov $M(y^T, y^{NT})$ e $T(y^{NT}, y^T)$ tali che

$$F_{Y^T}(y) = \int M(y^T, y^{NT}) dF_{Y^{NT}}(y)$$

$$F_{Y^{NT}}(y) = \int T(y^{NT}, y^T) dF_{Y^T}(y)$$

La coppia di matrici di transizione non sono altro che lo strumento attraverso il quale si associano i vari percentili della distribuzione da trattato con una permutazione casuale dei percentili della distribuzione da non esposto. Si producono quindi una serie di trasformazioni deterministiche che generano tutte le possibili associazioni dei percentili delle due distribuzioni compresi i casi in cui emerge perfetta dipendenza positiva o negativa. Differenti coppie di (M,T) danno quindi luce a differenti distribuzioni d'impatto che si possono costruire semplicemente sottraendo i percentili associati. Le matrici di Markov rappresentano quindi l'informazione necessaria per ricavare la distribuzione congiunta dei risultati potenziali.

²⁰Siamo tipicamente nel caso sperimentale

²¹Heckman e Smith(1998) e Heckman, Smith e Clements(1997)

3.5 Casi speciali di identificazione della distribuzione d'impatto

In generale, non avendo a disposizione la distribuzione congiunta dei risultati potenziali (Y_{it}^T, Y_{it}^{NT}) per nessuna unità statistica, non è possibile identificare la distribuzione d'impatto nè ricavare altri parametri d'interesse. Ciò che possiamo osservare, senza dover fare alcuna assunzione, sono i seguenti aspetti:

- $F_T(y|D=1)$;
- $F_{NT}(y|D=0)$ ²².

Riportiamo ora alcuni casi particolari in cui, facendo le debite ipotesi, riusciamo a identificare la distribuzione d'impatto

3.5.1 Caso 1

Se ipotizziamo che l'impatto del trattamento sia costante per tutti gli individui (i.e. $\alpha_{it} = \alpha_t$) possiamo definire il risultato potenziale da trattato come

$$Y_{it}^T = Y_{it}^{NT} + \alpha_t$$

Allora

$$F_{YT}(y) = Pr(Y^T \leq y) = Pr(Y^{NT} \leq y - \alpha_t) = F_{YNT}(y - \alpha_t)$$

Ciò significa che la distribuzione della funzione di ripartizione marginale da trattato è solamente traslata rispetto alla distribuzione della funzione di ripartizione marginale da non trattato. La funzione di ripartizione dell'impatto per coloro che hanno partecipato al programma $F_{YT-YNT}(y|D=1)$, ovviamente, assumerà valore 0 a sinistra di α_t e 1 per valori maggiori o uguali a α_t .²³

Si noti come l'impatto possa cambiare nel tempo anche se deve rimanere costante per tutte le unità statistiche.

Abbiamo ipotizzato finora che l'impatto sia costante per tutti gli individui. Un modello più complicato potrebbe prevedere un impatto costante per tutti coloro con valori uguali nel vettore delle variabili osservabili X . Per cui condizionandoci al vettore X_t :

$$F_{YT}(y|X_t) = F_{YNT}(y - \alpha_t|X_t)$$

Le conclusioni a cui arriviamo sono le stesse anche se ora permettiamo che l'impatto vari per individui con caratteristiche osservabili diverse. Questo è un modello che si avvicina

²²A meno che non ci si trovi nel caso di assegnazione casuale, si noti che

- $F_T(y|D=1) \neq F_T(y)$;
- $F_{NT}(y|D=0) \neq F_{NT}(y)$.

²³La funzione di distribuzione dell'impatto è degenere perchè la massa di probabilità si concentra tutta sulla media dell'impatto

maggiormente alla realtà rispetto al precedente. Ovviamente più variabili inseriamo nel vettore X_t più riusciamo a discriminare tra gli individui e ad ottenere eterogeneità d'impatto. Resta da risolvere il problema che soggetti appartenenti allo stesso gruppo, avendo le stesse X_t , potrebbero avere un impatto differente tra di loro perchè hanno diverse caratteristiche non osservabili o che non sono state inserite in X_t .

3.5.2 Caso 2

Si supponga che l'impatto sia ortogonale rispetto al risultato potenziale da non esposto (i.e. $Y_{it}^{NT} \perp \alpha_{it}$).

Data l'uguaglianza

$$Y_{it}^T = Y_{it}^{NT} + \alpha_{it},$$

allora

$$\Upsilon_{Y^T}(\omega) = \Upsilon_{Y^{NT}}(\omega)\Upsilon_{\alpha}(\omega)$$

dove $\Upsilon_{Y^T}, \Upsilon_{Y^{NT}}, \Upsilon_{\alpha}$ sono le funzioni caratteristiche di Y^T, Y^{NT} e α . La funzione caratteristica dell'impatto non è altro che il rapporto tra la funzione caratteristica del risultato potenziale da trattato e quella da non trattato. Di conseguenza possiamo identificare la distribuzione d'impatto direttamente dalle distribuzioni marginali di Y^T e di Y^{NT} ²⁴.

²⁴Si ricorda che ogni variabile aleatoria ha funzione caratteristica e che una funzione di distribuzione è univocamente determinata dalla stessa funzione caratteristica e viceversa

4 Identificazione della distribuzione congiunta mediante l'analisi fattoriale

4.1 La stima parametrica

Riprendendo Aakvik, Heckman e Vytlacil(1998) e Carneiro, Hansen e Heckman (2001 e 2003) esprimiamo i risultati potenziali in funzione delle caratteristiche osservabili $\mathbf{X}$

$$Y_{it}^T = \mathbf{x}_{it}'\boldsymbol{\beta}^T + \gamma + u_{it}^T$$

$$Y_{it}^{NT} = \mathbf{x}_{it}'\boldsymbol{\beta}^{NT} + u_{it}^{NT}$$

dove γ è il nostro parametro d'interesse²⁵, cioè l'effetto medio che ha sulla variabile d'interesse Y_t ²⁶ l'ammissibilità o meno alla politica che stiamo valutando, mentre u_{it}^T è il termine d'errore se l'-iesima unità statistica è stata esposta al trattamento all'istante di tempo t ²⁷ e u_{it}^{NT} è il termine d'errore se l'-iesima unità statistica non è stata trattata all'istante di tempo t . Riusciamo ad osservare solo uno dei due risultati potenziali .

Scomponiamo inoltre il termine d'errore in

$$\mathbf{u}_{it}^T = \boldsymbol{\lambda}_t' \boldsymbol{\theta}_i + \varepsilon_{it}^T$$

$$\mathbf{u}_{it}^{NT} = \boldsymbol{\lambda}_t^{NT'} \boldsymbol{\theta}_i + \varepsilon_{it}^{NT}$$

dove $\boldsymbol{\lambda}_t$ è il vettore $K \times 1$ dei “*factor loadings*”, $\boldsymbol{\theta}_i$ è un vettore $K \times 1$ di fattori del soggetto i -esimo, ε_{it}^T sono gli errori di misura da trattato e ε_{it}^{NT} sono gli errori di misura da non trattato.

Dal modello si evince che le esplicative $\mathbf{X}$ influenzano allo stesso modo la variabile d'interesse $\mathbf{Y}$ indipendentemente dall'esposizione al programma e dall'istante di tempo t , i “*factor loadings*” invece possono essere diversi tra trattati e non trattati e cambiano nel tempo mentre i fattori latenti sono *time-invariant*.

Partendo da questo modello applichiamo la stima parametrica, un procedimento che si basa su tre step:

- l'implementazione di una regressione che ci fornisca le stime del vettore di coefficienti $\boldsymbol{\beta}$, del parametro γ e dei residui;
- l'implementazione dell'analisi fattoriale, applicata ai residui della regressione e condotta separatamente per trattati e non trattati, per stimare i “*factor loadings*” e gli errori di misura. I residui della regressione fungeranno da indicatori delle variabili latenti; per ipotesi dell'analisi fattoriale gli errori di misura dei trattati sono indipendenti da quelle dei non trattati ;

²⁵L'eterogeneità dell'impatto non deriva dal parametro γ ma come vedremo successivamente dalla differenza tra le gli errori di misura dei trattati e dei non trattati

²⁶Per semplificare la notazione ipotizziamo che ci sia solo una variabile d'interesse osservata in diversi istanti temporali

²⁷Fissando b l'istante di tempo in cui ha inizio il programma, $t > b$

- il recupero della distribuzione congiunta dei risultati potenziali attraverso le distribuzioni marginali, dato che le distribuzioni degli errori di misura sono tra di loro indipendenti e la covarianza è riassunta dai fattori e dai loro “*factor loadings*”.

4.1.1 Stima della regressione

Lo scopo del primo step è ottenere delle stime per il vettore β e il coefficiente γ che siano consistenti. In questo modo si disporrà di residui ortogonali alle caratteristiche osservabili X su cui si potrà effettuare l’analisi fattoriale.

Partiamo da un modello leggermente diverso da quello descritto precedentemente, seguendo Chamberlain(1982) e Wooldridge(2002):

$$y_{it} = \mathbf{x}_{it}'\beta + v_{it}$$

dove $v_{it} = \eta_i + e_{it}$ per $t=1, \dots, T$ $i=1, \dots, N$ e η_i è la componente che indica l’eterogeneità non osservata dell’individuo che non dipende dal tempo.

Sia $\mathbf{X}_i$ la matrice $(\mathbf{x}_{i1}', \dots, \mathbf{x}_{iT}')$, $\mathbf{e}_i$ il vettore $(e_{i1}, \dots, e_{iT})$ e $\mathbf{v}_i$ il vettore $(v_{i1}, \dots, v_{iT})$ per $i=1, \dots, N$.

Facciamo, inoltre, la seguente assunzione:

$$E(\mathbf{e}_i | \mathbf{X}_i, \eta_i) = 0 \quad i=1, \dots, N$$

Questa assunzione implica l’*esogeneità* forte delle variabili esplicative X condizionata a η_i . Essendo indipendente in media, il termine d’errore idiosincratico e_{it} è di conseguenza incorrelato con le variabili esplicative in ogni istante di tempo, i.e. $E(\mathbf{x}_{is}' e_{it}) = 0$ con $s, t= 1, \dots, T$

La letteratura econometrica differenzia modelli a effetti fissi da modelli a effetti casuali a seconda che ci sia o meno correlazione tra l’eterogeneità non osservata η_i e le variabili esplicative $\mathbf{X}$.

In pratica in un modello ad effetti casuali si ipotizza che valga la seguente condizione

$$E(\eta_i | \mathbf{X}_i) = 0 \quad i=1, \dots, N$$

mentre in un modello ad effetti fissi vale

$$E(\eta_i | \mathbf{X}_i) \neq 0 \quad i=1, \dots, N$$

Lo stimatore *within group* è consistente sia ipotizzando effetti casuali che effetti fissi a differenza di altri stimatori, come GLS o OLS, che mantengono questa proprietà esclusivamente nel caso in cui l’eterogeneità non osservata presente nel termine d’errore v_{it} non correli con le esplicative $\mathbf{X}$.

Per costruire uno stimatore consistente l’idea chiave è trasformare l’equazione che descrive y_{it} in modo da eliminare l’effetto non osservato η_i .

Seguendo Wooldridge(2002) generiamo perciò la seguente trasformata:

$$\bar{y}_i = \bar{\mathbf{x}}_i' \beta + \bar{v}_i$$

dove $\bar{y}_i$ è $T^{-1} \sum_{t=1}^T y_{it}$, $\bar{\mathbf{x}}_i$ è $T^{-1} \sum_{t=1}^T \mathbf{x}_{it}$ e $\bar{v}_i$ è $T^{-1} \sum_{t=1}^T v_{it}$

Ora sottraiamo quest'ultima equazione all'espressione di y_{it} ottenendo:

$$y_{it} - \bar{y}_i = (\mathbf{x}_{it} - \bar{\mathbf{x}}_i)' \beta + v_{it} - \bar{v}_i$$

Poichè η_i è invariante nel tempo

$$v_{it} - \bar{v}_i = \eta_i + e_{it} - \eta_i - \bar{e}_i = e_{it} - \bar{e}_i$$

dove $\bar{e}_i = T^{-1} \sum_{t=1}^T e_{it}$.

L'equazione quindi si riduce a

$$y_{it} - \bar{y}_i = (\mathbf{x}_{it} - \bar{\mathbf{x}}_i)' \beta + e_{it} - \bar{e}_i$$

Lo stimatore OLS di questa trasformata è consistente perchè $E((\mathbf{x}_{it} - \bar{\mathbf{x}}_i)'(e_{it} - \bar{e}_i)) = 0$ ²⁸. Questo stimatore non è altro che

$$\hat{\beta}_{WG} = \left(\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T (\mathbf{x}_{it} - \bar{\mathbf{x}}_i)(\mathbf{x}_{it} - \bar{\mathbf{x}}_i)' \right)^{-1} \left(\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T (\mathbf{x}_{it} - \bar{\mathbf{x}}_i)'(y_{it} - \bar{y}_i) \right)$$

$\hat{\beta}_{WG}$ è chiamato stimatore *within-group* perchè usa le variazioni dalla media nel tempo all'interno di ciascuna unità statistica. Definendo l'operatore $Q = I_T - hh'/T$ dove h è il vettore $T \times 1$ $h=(1,...,1)$ avremo che

- $Q\mathbf{x}_i = \mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}_i$ cioè la matrice $(\mathbf{x}_{i1} - \bar{\mathbf{x}}_i, \dots, \mathbf{x}_{iT} - \bar{\mathbf{x}}_i)$
- $Qy_i = y_i - \bar{y}_i$ cioè il vettore $(y_{i1} - \bar{y}_i, \dots, y_{iT} - \bar{y}_i)$

e lo stimatore si potrà esprimere come

$$\hat{\beta}_{WG} = \left(\sum_{i=1}^N (\mathbf{x}_i' Q \mathbf{x}_i) \right)^{-1} \left(\sum_{i=1}^N (\mathbf{x}_i' Q y_i) \right)$$

Inoltre se assumiamo che $E(\mathbf{e}_i \mathbf{e}_i' | \mathbf{X}_i) = \sigma_e^2 \mathbf{I}_T$ per ogni $i=1, \dots, N$ lo stimatore *within-group* è anche efficiente. Infatti:

$$\sqrt{N}(\hat{\beta}_{WG} - \beta) = \left(\sum_{i=1}^N (\mathbf{x}_i' Q \mathbf{x}_i) \right)^{-1} \left(\sum_{i=1}^N (\mathbf{x}_i' Q \mathbf{u}_i) \right)$$

e la varianza di $\hat{\beta}_{WG}$ risulta essere:²⁹

$$Var(\hat{\beta}_{WG}) = \sigma_e^2 \left(\sum_{i=1}^N (\mathbf{x}_i' Q \mathbf{x}_i) \right)^{-1}$$

²⁸La consistenza deriva dall'assunzione di forte esogeneità. L'esogeneità forte ci indica che $E(\mathbf{x}_{it}' e_{it}) = 0$ per ogni $s, t=1, \dots, T$ che implica di fatto che e_{it} e $\bar{e}_i$ siano incorrelati con $\mathbf{x}_{it}$ e $\bar{\mathbf{x}}_i$

²⁹Arriviamo a questo risultato dalla formula della varianza

$$Var(\hat{\beta}_{WG}) = \left(\sum_{i=1}^N (\mathbf{x}_i' Q \mathbf{x}_i) \right)^{-1} \left(\sum_{i=1}^N (\mathbf{x}_i' Q E(\mathbf{e}_i \mathbf{e}_i' Q \mathbf{x}_i) \sum_{i=1}^N (\mathbf{x}_i' Q \mathbf{x}_i) \right)^{-1}$$

sapendo che $E(\mathbf{e}_i \mathbf{e}_i' | \mathbf{X}_i) = \sigma_e^2 \mathbf{I}_T$ e Q è idempotente

Anche se consistente in entrambi i modelli lo stimatore *within group* non è sempre il più efficiente. Nel modello a effetti casuali, infatti, lo stimatore efficiente, sotto opportune condizioni, è GLS. Ciò comunque esula dal nostro obiettivo che è ottenere stime consistenti dei coefficienti delle esplicative per ricavare dei residui ortogonali su cui implementare l'analisi fattoriale. Per questo motivo utilizzeremo, senza preoccuparci dell'efficienza, lo stimatore *within group*.

4.1.2 L'analisi fattoriale

Nel contesto della valutazione di politiche e avendo a disposizione *dati panel*, si pone attenzione sulle variabili d'interesse post-intervento. Una volta iniziato il programma, osserviamo esclusivamente la variabile d'interesse da trattato per gli esposti e da non trattato per i non esposti. Come in Aakvik, Heckman e Vytlacil(1998) e Carneiro, Hansen e Heckman (2001 e 2003) utilizziamo l'analisi fattoriale come strumento per ottenere degli errori di misura la cui distribuzione marginale da esposti è indipendente da quella da non esposti.

Nella letteratura classica (Bollen 1989) si distingue tra analisi fattoriale *esplorativa* e analisi fattoriale *confermativa*. La differenza tra le due è che nell'analisi *confermativa*, sulla base della teoria economica o di precedenti studi, possiamo specificare antecedentemente un modello del quale verificheremo, attraverso l'analisi fattoriale, la bontà di adattamento ai dati. Nell'analisi *esplorativa* non specifichiamo a priori alcun modello: con l'analisi fattoriale si ricerca una rappresentazione il più possibile parsimoniosa che abbia un buon adattamento ai dati.

Nel nostro caso l'attenzione è rivolta non tanto all'interpretazione dei “*factor loadings*” o alla ricerca di un modello fattoriale plausibile che descriva bene le variabili post-intervento ma alle distribuzioni marginali degli errori di misura in modo da riuscire a identificare la distribuzione congiunta delle variabili d'interesse. Per questo ci concentreremo sull'analisi fattoriale *esplorativa*.

Dopo aver ottenuto stime consistenti dei coefficienti delle variabili esplicative $\hat{\beta}$ e $\hat{\gamma}$, ricaviamo i residui della regressione semplicemente applicando $\hat{u}_{it} = y_{it} - \mathbf{x}'_i \hat{\beta}$ per i non esposti e $\hat{u}_{it} = y_{it} - \mathbf{x}'_i \hat{\beta} - \hat{\gamma}$ per gli esposti. Se $t=b$ è l'istante temporale in cui inizia il programma, dove $t=1, \dots, T$, avremo $T-b$ vettori di residui $N \times 1$ (a seconda del numero di osservazioni post-intervento) su cui implementeremo l'analisi fattoriale.

I residui delle variabili d'interesse post-intervento, rispettivamente per trattati e non trattati, che riusciamo ad osservare sono

$$u_{it}^T = \lambda_1^{T'} \theta_i + \varepsilon_{it}^T$$

$$u_{it}^{NT} = \lambda_1^{NT'} \theta_i + \varepsilon_{it}^{NT}$$

con $t=b, \dots, T$.

Inoltre sappiamo che in un'analisi fattoriale per l'identificazione del modello sono necessarie restrizioni d'esclusione e normalizzazioni arbitrarie. Per ridurre l'arbitrarietà e facilitare l'identificazione del modello di analisi fattoriale introduciamo un sistema di indicatori $M_1, \dots, M_L$ che misurano i K fattori, descritto dalla seguente espressione:

$$M_{1i} = \mathbf{z}'_{1i} \delta_{1L} + \lambda_1' \theta_i + \varepsilon_{1i}$$

$$M_{2i} = \mathbf{z}'_{2i} \boldsymbol{\delta}_{i2} + \boldsymbol{\lambda}'_2 \boldsymbol{\theta}_i + \varepsilon_{2i}$$

$\vdots$

$$M_{Li} = \mathbf{z}'_{Li} \boldsymbol{\delta}_{iL} + \boldsymbol{\lambda}'_L \boldsymbol{\theta}_i + \varepsilon_{Li}$$

dove $\mathbf{z}_{lit}$ è il vettore di esplicative che spiegano la l-esima misura della i-esima unità statistica al tempo t, $\boldsymbol{\delta}$ è il vettore di coefficienti delle esplicative, $\boldsymbol{\theta}_i$ il vettore di $K \times 1$ fattori, λ_{lit} è il vettore dei “factor loadings” e ε_{lit} è la l’-lesimo errore di misura. Inoltre definiamo $o_{li} = \boldsymbol{\theta}'_i \boldsymbol{\lambda}_l + \varepsilon_{li}$, il termine d’errore della regressione sulle misure.

Come si può notare il vettore di fattori è considerato costante nel tempo, varia solo a seconda dell’unità statistica presa in considerazione. Inoltre ogni misura ed ogni variabile d’interesse sono influenzati da tutti i K fattori.

Imponiamo ora le seguenti assunzioni:

- $E(\boldsymbol{\theta}_i) = \mathbf{0}$, $E(\boldsymbol{\varepsilon}_{it}^{NT}) = \mathbf{0}$, $E(\boldsymbol{\varepsilon}_{it}^T) = \mathbf{0}$ e $E(\varepsilon_{li}) = 0$
- $\boldsymbol{\theta}_i \perp \boldsymbol{\varepsilon}_{it}^T$, $\boldsymbol{\theta}_i \perp \boldsymbol{\varepsilon}_{it}^{NT}$ e $\boldsymbol{\theta}_i \perp \varepsilon_{li}$
- $\boldsymbol{\varepsilon}_{it}^T \perp \varepsilon_{li}$, $\boldsymbol{\varepsilon}_{it}^{NT} \perp \varepsilon_{li}$ e $\varepsilon_{li} \perp \varepsilon_{l'i}$ con $l \neq l'$
- $\mathbf{x}_{it} \perp (\boldsymbol{\varepsilon}_{it}^T, \boldsymbol{\varepsilon}_{it}^{NT}, \boldsymbol{\theta}_i)$ e $\mathbf{z}_{it} \perp (\boldsymbol{\varepsilon}_{it}^T, \boldsymbol{\theta}_i)$

In altre parole ipotizziamo non solo indipendenza tra fattori latenti, gli errori di misura e esplicative ma anche l’ortogonalità tra i K fattori e gli errori di misura delle varie equazioni.

Anche per il sistema di misure stimiamo i coefficienti $\boldsymbol{\delta}_l$ in modo consistente così da ottenere delle stime corrette per il loro termine d’errore $\hat{o}_{lit} = M_{li} - \mathbf{z}'_{lit} \hat{\boldsymbol{\delta}}_l$. Dopo aver implementato le regressioni delle variabili d’interesse e delle misure sulle rispettive esplicative, l’analisi fattoriale *esplorativa* verrà condotta su un sistema di indicatori che per gli esposti sarà così composto:

$$u_{iT}^T = \boldsymbol{\lambda}_T^{T'} \boldsymbol{\theta}_i + \boldsymbol{\varepsilon}_{it}^T$$

$\vdots$

$$u_{iB}^T = \boldsymbol{\lambda}_B^{T'} \boldsymbol{\theta}_i + \boldsymbol{\varepsilon}_{it}^T$$

$$o_{1i} = \boldsymbol{\lambda}'_1 \boldsymbol{\theta}_i + \varepsilon_1$$

$$o_{2i} = \boldsymbol{\lambda}'_2 \boldsymbol{\theta}_i + \varepsilon_2$$

$\vdots$

$$o_{Li} = \boldsymbol{\lambda}'_L \boldsymbol{\theta}_i + \varepsilon_L$$

mentre per i non esposti

$$u_{iT}^{NT} = \boldsymbol{\lambda}_T^{NT'} \boldsymbol{\theta}_i + \boldsymbol{\varepsilon}_{it}^{NT}$$

$\vdots$

$$u_{iB}^{NT} = \boldsymbol{\lambda}_B^{NT'} \boldsymbol{\theta}_i + \boldsymbol{\varepsilon}_{it}^{NT}$$

$$o_{1i} = \boldsymbol{\lambda}'_1 \boldsymbol{\theta}_i + \varepsilon_1$$

$$o_{2i} = \boldsymbol{\lambda}'_2 \boldsymbol{\theta}_i + \varepsilon_2$$

$$\vdots$$

$$o_{Li} = \lambda_L' \theta_i + \varepsilon_L$$

La struttura di covarianza pertanto è

$$\Sigma = \Lambda \Phi \Lambda' + \Theta_\varepsilon$$

dove Σ è la matrice di varianza e covarianza delle variabili osservate $(T - B + L) \times (T - B + L)$, Λ è la matrice piena dei “factor loadings” $(T - B + L) \times K$, Φ è la matrice di varianza e covarianza dei fattori latenti θ simmetrica $K \times K$ e Θ_ε è la matrice di varianza e covarianza degli errori di misura $(T - B + L) \times (T - B + L)$ che per le assunzioni fatte precedentemente è diagonale.

Definiamo μ il vettore di parametri incogniti e $\Sigma(\mu)$ la matrice di covarianza in funzione dei parametri incogniti. Un modello è *esattamente identificato* se si riescono ad individuare univocamente tutti i parametri incogniti, i.e. se ogni parametro può essere espresso in funzione di elementi di Σ . Se invece un parametro incognito è funzione di altri parametri non identificati il modello è *sottoidentificato* mentre se ci sono più modi per esprimere i parametri in funzione di Σ il modello è *sovraidentificato*.

Il numero di parametri da stimare è $(T-B+L)K + (T-B+L) + (1/2)K(K+1)$: $(T-B+L)K$ deriva dalla matrice dei “factor loadings”, $(T-B+L)$ dalla matrice di varianza e covarianza degli errori di misura e $(1/2)K(K+1)$ dalla matrice di varianza e covarianza dei fattori latenti.

Facendo riferimento a Lawley e Maxwell (1971) c'è indeterminatezza nel modello di analisi fattoriale perchè è possibile sostituire θ con $M\theta$ e Λ con $\Lambda M'$, dove M è una matrice $K \times K$ ortogonale, senza che cambino il sistema di equazioni e la struttura di covarianza. E' necessario quindi imporre K^2 restrizioni indipendenti affinché il modello di analisi fattoriale sia identificato³⁰. Inoltre una condizione necessaria affinché ci sia almeno *esatta identificazione* (Lawley e Maxwell (1971)) è che

$$((T - B + L) - K)^2 \geq (T - B + L) - K$$

Come già abbiamo accennato stiamo cercando non tanto un modello fattoriale da interpretare ma piuttosto una rappresentazione plausibile con il minor numero possibile di fattori latenti. Per questo ci serviremo di strumenti come VARMAX o PROMAX i quali, applicando una rotazione dei fattori ci indirizzeranno, a modelli il più possibile parsimoniosi.

Come descritto in Lawley e Maxwell (1971) VARMAX implementa una rotazione degli assi in modo tale che vi siano pochi pesi fattoriali grandi e molti pesi fattoriali piccoli rispettando l'ortogonalità dei fattori latenti. VARMAX³¹ è uno strumento che non conosce a priori la posizione dei “factor loadings” grandi e piccoli all'interno della matrice ruotata dei pesi fattoriali Λ^* .

³⁰Per definire la metrica delle variabili latenti è necessario fissare la loro origine e l'unità di misura. Con le assunzioni fatte precedentemente abbiamo già fissato l'origine imponendo uguale a zero la media. Per fissare l'unità di misura imponiamo uguale a uno la varianza delle variabili latenti. In un modello di analisi fattoriale esplorativa con una struttura semplice i fattori latenti vengono ipotizzati ortogonali (i.e. $\Phi = I$): in totale quindi si sono fissate $(1/2)K(K+1)$ restrizioni, le altre $(1/2)K(K-1)$ è necessario imporle in Λ o in Θ_ε . Se si ipotizza che i fattori possano correlare tra loro, contando che la varianza dei fattori è comunque pari a uno, bisognerà fissare $K^2 - K$ restrizioni.

³¹Viene detto anche rotazione cieca

PROMAX³² invece è un metodo che applica una rotazione dei fattori, permettendo che siano tra di loro obliqui, in modo da ottenere dei “*factor loadings*” piccoli o grandi in posizioni della matrice ruotata Λ^* specificate a priori.

E’ importante inoltre sottolineare che le *communalities* (descritte da $\Lambda\Phi\Lambda'$) e le *unique variance* (descritte da Θ_ε) restano uguali indipendentemente dalle rotazioni effettuate (i.e. $\Lambda\Phi\Lambda' = \Lambda^*\Phi^*\Lambda'^*$).

4.1.3 La distribuzione congiunta

Quando nel valutare una politica si utilizza il *matching* (come in Cochran e Rubin(1973) e Rosenbaum e Rubin (1983)) si ipotizza che

$$Y^T \perp D|X = x \quad Y^{NT} \perp D|X = x$$

Quindi condizionandoci alle variabili osservate X si eliminano le differenze non dovute alla politica tra il gruppo di esposti e non esposti. In pratica soggetti esposti e non esposti con lo stesso valore nelle variabili X avrebbero la stessa distribuzione della variabile d’interesse se entrambi fossero trattati o se entrambi non fossero trattati. Problemi sorgono quando il valore delle variabili d’interesse dipendono da variabili non osservate per cui si attribuiscono alla politica differenze che invece sono dovute alla diversità dei soggetti presi in considerazione.

L’assunto fondamentale su cui si basa invece il nostro studio è

$$Y^T \perp Y^{NT}|X = x, \Theta = \theta$$

In pratica oltre alle variabili osservate X ci si condiziona, attraverso l’analisi fattoriale, all’eterogeneità non osservata. Sia per i soggetti esposti che per quelli non esposti, con gli stessi fattori latenti e le stesse variabili osservate, se fossero entrambi trattati o entrambi non trattati, la variabile d’interesse Y assumerebbe lo stesso valore. Di conseguenza la distribuzione degli errori di misura da trattato per un soggetto non esposto sarebbe uguale a quelle di un esposto con gli stessi fattori latenti e le stesse variabili osservate X .

Ora, una volta che abbiamo implementato la regressione e l’analisi fattoriale, sappiamo che le distribuzioni degli errori di misura osservate ($\varepsilon_{it}^T|D = 1$ e $\varepsilon_{it}^{NT}|D = 0$) sono tra loro indipendenti perchè la covarianza tra le distribuzioni dei risultati potenziali (Y_t^T, Y_t^{NT}) è riassunta dai fattori latenti.

Il nostro modello per l’ i -esimo soggetto al tempo t è

$$Y_{it}^T = \mathbf{x}_{it}'\beta + \gamma + \lambda_t^{T'}\theta_i + \varepsilon_{it}^T$$

se trattato

$$Y_{it}^{NT} = \mathbf{x}_{it}'\beta + \lambda_t^{NT'}\theta_i + \varepsilon_{it}^{NT}$$

se non trattato.

Per cui sapendo che i fattori sono tra loro indipendenti e che abbiamo fissato la loro varianza a uno la covarianza tra i risultati potenziali (Y_t^T, Y_t^{NT}) è

$$\text{Cov}((Y_t^T, Y_t^{NT}|X = x) = \lambda_t^{T'}\lambda_t^{NT}$$

³²Viene detto anche rotazione obiettivo

Se ipotizziamo che le distribuzioni³³ degli errori di misura sono normali anche le distribuzioni delle variabili d'interesse da trattato e non trattato sono normali

$$Y_t^T \sim N(\mathbf{x}_t' \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\lambda}_t^{T'} \boldsymbol{\lambda}_t^T + \sigma_{\varepsilon^T}^2) \quad Y_t^{NT} \sim N(\mathbf{x}_t' \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\lambda}_t^{NT'} \boldsymbol{\lambda}_t^{NT} + \sigma_{\varepsilon^{NT}}^2)$$

Avendo ricavato la covarianza tra le due distribuzioni marginali la distribuzione congiunta dei risultati potenziali sarà quindi

$$(Y_t^T, Y_t^{NT}) \sim N_2 \left(\begin{pmatrix} \mathbf{x}_t' \boldsymbol{\beta} \\ \mathbf{x}_t' \boldsymbol{\beta} \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \boldsymbol{\lambda}_t^{T'} \boldsymbol{\lambda}_t^T + \sigma_{\varepsilon^T}^2 & \boldsymbol{\lambda}_t^{T'} \boldsymbol{\lambda}_t^{NT} \\ \boldsymbol{\lambda}_t^{NT'} \boldsymbol{\lambda}_t^{NT} & \boldsymbol{\lambda}_t^{NT'} \boldsymbol{\lambda}_t^{NT} + \sigma_{\varepsilon^{NT}}^2 \end{pmatrix} \right)$$

A questo punto possiamo ricavare anche la distribuzione d'impatto che non è altro che la distribuzione della differenza tra i risultati potenziali di ogni unità statistica i

$$Y_{it}^T - Y_{it}^{NT} = \mathbf{x}_{it}' \boldsymbol{\beta} + \gamma + \boldsymbol{\theta}_i' \boldsymbol{\lambda}_i^T + \varepsilon_{it}^T - \mathbf{x}_{it}' \boldsymbol{\beta} - \boldsymbol{\theta}_i' \boldsymbol{\lambda}_i^{NT} - \varepsilon_{it}^{NT} = \gamma + \boldsymbol{\theta}_i' (\boldsymbol{\lambda}_i^T - \boldsymbol{\lambda}_i^{NT}) + \varepsilon_{it}^T - \varepsilon_{it}^{NT}$$

esprimibile come

$$Y_t^T - Y_t^{NT} \sim N(\gamma, \boldsymbol{\lambda}_t^{T'} \boldsymbol{\lambda}_t^T + \sigma_{\varepsilon^T}^2 + \boldsymbol{\lambda}_t^{NT'} \boldsymbol{\lambda}_t^{NT} + \sigma_{\varepsilon^{NT}}^2 - 2 \boldsymbol{\lambda}_t^{T'} \boldsymbol{\lambda}_t^{NT})$$

³³Per ricavare la distribuzione congiunta dei risultati potenziali è necessario fare qualche assunzione sulla distribuzione degli errori di misura

5 I dati

Il data set a nostra disposizione raccoglie informazione sui salari e altre caratteristiche dei lavoratori del Veneto entrati in lista di mobilità tra il 1995 e il 1998. I dati sono gli stessi già utilizzati da Paggiaro, Rettore e Trivellato(2008) in cui si è studiato se il fatto di essere in lista di mobilità uno, due o tre anni, distintamente per uomini e donne e per coloro che godono o meno di un'indennità, ha un particolare effetto sui tassi di ri-occupazione dei lavoratori.

Nei primi studi³⁴ sulle liste di mobilità sono stati utilizzati dati con poca informazione sia per il periodo di elegibilità, sia per quanto attiene all'uscita dal programma, che inevitabilmente hanno inficiato la bontà dei risultati ottenuti.

Successivamente altre ricerche³⁵ si sono basate su data set più informativi che contenevano la storia lavorativa e qualche caratteristica demografica del soggetto in mobilità. Essi si caratterizzavano per il fatto di unire *Netlabor*, un archivio informatizzato contenente dati individuali su lavoratori e aziende gestito dai CPI, con alcuni archivi amministrativi riguardanti le liste di mobilità.

I nostri dati invece sono il risultato dell'unione di *Netlabor* con l'archivio dei lavoratori dipendenti *Inps*. La loro particolarità sta nel fatto di fornire i salari prima dell'entrata in mobilità, nel periodo di permanenza e per un certo tempo anche dopo l'uscita³⁶. Accanto a queste informazioni sono presenti alcune caratteristiche dei lavoratori.

5.1 Il data set

5.1.1 L'abbinamento di due archivi

Originariamente nell'archivio *Netlabor* erano presenti informazioni sui lavoratori dal 1991 al 2001. Le ragioni per cui si è deciso di concentrare le nostre analisi sugli iscritti alle liste di mobilità della regione Veneto tra il 1995 e il 1998 sono molteplici:

- dal 1991 al 1994 i dati scontano seri problemi qualitativi ;
- per ogni soggetto sono disponibili informazioni per almeno tre anni dopo l'iscrizione in lista di mobilità, un periodo di tempo abbastanza ampio per fare delle considerazioni sugli effetti del programma a medio termine, in particolare per quanto riguarda il loro salario;
- nel 1994 è entrata in vigore la L.451/1994 per tentare di arginare il fenomeno per il quale le aziende, per ottenere i benefici contributivi, facevano passare per licen-

³⁴Brunello e Miniaci(1997) e Paggiaro e Trivellato(2002)

³⁵Caruso e Pisauro(2005), Paggiaro, Rettore e Trivellato(2005), Martini e Mo Costabella(2005) e Martini, Rettore e Trivellato(2006)

³⁶Nel loro studio Paggiaro, Rettore e Trivellato(2008) riescono a raccogliere informazione sulla storia lavorativa per gli iscritti alle liste di mobilità dal 1975 al 2001

ziamenti definitivi quelli che erano semplicemente delle sospensioni temporanee dal lavoro.³⁷

Restringendosi agli anni dal 1995 al 1998 il campione è formato da 29540 lavoratori.

L'archivio *Inps* fornisce la storia lavorativa e i salari di 27565 lavoratori che partecipano al programma (il 93.3% di quelli presenti in *Netlabor*). Si riducono a 24178 perchè ci concentriamo solo su quelli per i quali l'*Inps* associa l'iscrizione in lista di mobilità all'inizio di un periodo di disoccupazione. Inoltre vengono cancellati altri 534 individui (circa il 2 %) che presentano dati mancanti o incongruenze nella storia lavorativa.

Dall'unione dei due archivi risultano 23644 osservazioni (l'80% della popolazione originale e l'86% di quelli presenti nell'archivio *Inps*).

Trattandosi di iscritti alle liste di mobilità della regione Veneto specifichiamo che non è corretto generalizzare i risultati delle analisi a tutta l'Italia. Si ricorda infatti che nel 1998 il Veneto presentava un reddito pro capite maggiore del 15% rispetto alla media nazionale. Il tasso di occupazione era del 59.6% contro il 52.9% italiano mentre il tasso di disoccupazione era di più di 5 punti percentuali inferiore (6.1% quello del Veneto, 11.4% quello italiano)³⁸. Inoltre, l'ammissibilità all'iscrizione in lista di mobilità è più lunga nelle regioni del Sud: 2 anni per i lavoratori con meno di 39 anni, 3 per quelli con età compresa tra i 40 e i 49 anni e 4 per quelli con più di 50 anni.

Trivellato, Paggiaro, Rettore(2008) fanno notare che nel 1998 il flusso di lavoratori ammessi all'iscrizione alle liste era quantificabile in 8000 unità su uno stock totale di circa 100000 disoccupati: nell'equilibrio generale del mercato del lavoro, perciò, l'effetto delle liste di mobilità è plausibilmente trascurabile.

Qui sotto presentiamo la tabella 1 in cui classifichiamo le osservazioni del nostro data set in base al sesso e al diritto di percepire o meno l'indennità:

Tabella 2: Lavoratori iscritti alle liste di mobilità in Veneto tra il 1995 e il 1998 stratificati per sesso, ammissibilità all'indennità e classi d'età

	Uomini con indennità		Uomini senza indennità		Donne con indennità		Donne senza indennità		Totale	
Età	N	%	N	%	N	%	N	%	N	%
< 40	2127	45.2	2929	60.2	2808	65.1	7921	81.1	15785	66.7
40 – 49	1392	29.6	1185	24.4	1037	24.1	1366	14.0	4980	21.1
> 49	1183	25.2	751	15.4	465	10.8	480	4.9	2879	12.2
Totale	4702	100.0	4865	100.0	4310	100.0	9767	100.0	23644	100.0

Analizzando la tabella notiamo che il gruppo più consistente del data set è costituito dalle donne che non percepiscono l'indennità (41.3 %) mentre la quota di osservazioni

³⁷Questo comportamento avrebbe sicuramente distorto i risultati delle nostre analisi visto che per alcuni soggetti il salario non sarebbe stato condizionato da un licenziamento e dall'iscrizione al programma ma solo dalla strategia aziendale volta a beneficiare degli sgravi contributivi

³⁸I dati derivano dalla Rilevazione Trimestrale sulle Forze di Lavoro (RTFL) effettuata dall'ISTAT.

delle altre categorie è più o meno simile (circa il 20% a testa). Vediamo inoltre che la maggior parte di iscritti appartiene alla fascia d'età più giovane (66.7 %), soprattutto tra le donne senza indennità. Pochi sono i lavoratori iscritti con più di 49 anni anche se nella categoria degli uomini che percepiscono l'indennità raggiungono una quota del 25 % .

5.1.2 Caratteristiche salienti

Per ogni soggetto abbiamo a disposizione la serie storica dei salari mensili che va da sei anni prima dell'entrata in mobilità fino a tre anni dopo. Va sottolineato, però, che si tratta di dati *panel* particolari: ogni lavoratore, infatti, viene seguito per nove anni consecutivi ma il momento effettivo in cui iniziamo ad osservare il primo salario dipende da quando si è iscritto alle liste di mobilità. Così per i lavoratori che entrano in mobilità nel 1995 sono stati rilevati i salari che vanno dal 1989 al 1998, scalando di un anno per gli iscritti nel 1996 fino ad arrivare ai disoccupati entrati nel 1998 per i quali disponiamo del periodo 1992-2001. Negli archivi *Inps*, in realtà, è presente il salario annuale: per ottenere il salario mensile è stato semplicemente diviso il salario annuale per i mesi in cui il soggetto ha effettivamente lavorato.

Oltre alla serie storica dei salari nel data set sono presenti le seguenti variabili riferite al lavoratore entrato in lista di mobilità:

- l'anno di iscrizione alle liste di mobilità;
- il genere;
- l'età al momento dell'iscrizione alle liste;
- un indicatore che ci segnala se i soggetti hanno o meno diritto all'indennità.

5.2 Il campione di riferimento

L'obiettivo delle nostre analisi è capire se avere un anno di mobilità in più ha un effetto sui salari degli iscritti. In altre parole cerchiamo di sviluppare una metodologia per individuare se un determinato lavoratore ha guadagnato o meno in termini di salario dall'avere un anno in più di ammissibilità alle liste.

Escludiamo dallo studio, fin dal principio, la fascia d'età dei soggetti con più di 49 anni: a molti di loro è data la possibilità di pensionamento anticipato che li disincentiva nella ricerca di un nuovo lavoro. Ricordiamo, ad esempio, che se un lavoratore di un'azienda con più di 20 dipendenti ha già maturato 25 anni di contributi al momento del licenziamento i tre anni di mobilità verranno compresi nel conteggio ai fini di ottenere la pensione³⁹. Il salario di riserva degli iscritti con più di 49 anni in questo modo aumenta considerevolmente e rende più difficile il confronto con la fascia d'età tra i 40 e i 49 anni che non gode di tali agevolazioni.

Utilizziamo nel nostro studio solo sei salari mensili a distanza di un anno l'uno dall'altro precedenti l'entrata in mobilità (a 72, 60, 48, 36, 24, 12 mesi dall'ingresso) e due dopo

³⁹Viene definita "mobilità lunga"

l'iscrizione (a 24 e 36 mesi): questo è necessario per ridurre la forte autocorrelazione che si avrebbe prendendo in considerazione i salari di due mesi consecutivi. Evidenziamo anche il fatto che la distanza temporale tra l'ultimo salario pre-ingresso in mobilità e il primo post è di 36 mesi.

Applichiamo successivamente una trasformazione logaritmica alla serie storica dei salari: questo è necessario affinché la distribuzione dei salari non abbia una coda destra pesante.

Decidiamo, inoltre, di restringere il nostro campo di studio alla soglia che discrimina i disoccupati ad essere ammissibili a 1 o 2 anni di mobilità. Si presuppone, infatti, che sulla soglia i soggetti dei due gruppi siano simili a livello salariale e che l'unico motivo di differenziazione stia nella durata del periodo di iscrizione alle liste. Per questo decidiamo di escludere dalle nostre analisi tutti i disoccupati che, al momento dell'iscrizione in lista, hanno meno di 37 anni e più di 43 anni. Nell'Appendice D presentiamo le distribuzioni del logaritmo dei salari dei sei salari presi in considerazione prima dell'ingresso in mobilità discriminando i lavoratori sulla soglia ammissibili ad un anno da quelli a due. Inoltre riportiamo il primo, il secondo e il terzo quantile di tali distribuzioni e i relativi intervalli di confidenza. Non sempre le distribuzioni si sovrappongono. Alcuni intervalli di confidenza relativi allo stesso quantile di una determinata distribuzione segnalano differenze significative soprattutto tra gli uomini. Per ridurre le differenze tra i due gruppi verrà implementata una regressione dei salari su un polinomio quadratico dell'età e sugli effetti particolari dei vari anni presi in considerazione.

Interessante è anche vedere come tra gruppi i livelli di salario siano diversi. Il salario degli uomini è superiore a quello delle donne, così come per entrambi i generi si verifica che i lavoratori che beneficiano dell'indennità abbiano un salario maggiore di quelli che non la percepiscono. Avendo applicato una trasformazione logaritmica possiamo esprimere in percentuale le differenze tra salari. Per cui possiamo notare che la mediana di quasi ogni distribuzione dei salari per gli uomini con indennità è maggiore di più di 10 punti percentuali rispetto alla mediana degli uomini che non beneficiano. Nel gruppo delle donne la differenza tra le mediane è di circa 15 punti percentuali. Se consideriamo invece i gruppi che percepiscono l'indennità la mediana del salario degli uomini è superiore rispetto a quella delle donne di circa 25 punti percentuali in quasi ogni distribuzione mentre tra quelli non elegibili all'indennità il salario degli uomini è maggiore di quasi 30 punti percentuali.

Le nostre analisi si concentrano sull'impatto che ha sui salari l'aver uno o due anni di mobilità: per questo escludiamo tutti coloro che a 24 o a 36 mesi dopo o in entrambi gli istanti temporali sono in cerca di occupazione. Facendo questa operazione perdiamo tra gli uomini il 25% e il 29,4% rispettivamente per il gruppo con e senza indennità mentre tra le donne eliminiamo il 46,8% e il 43,3%. Notiamo che perdiamo molte più osservazioni tra le donne, sintomo probabilmente di una maggiore difficoltà di ri-occupazione nonostante siano in mobilità.

La tabella che abbiamo presentato qui sotto ci indica la quantità di unità statistiche presenti attorno alla soglia differenziate per genere e elegibilità all'indennità dopo aver escluso i soggetti che sono disoccupati a 24 o 36 mesi, o in entrambi i casi, dall'iscrizione alle liste di mobilità. Come era da aspettarsi il gruppo più numeroso è quello delle donne senza indennità visto che rappresentava il gruppo più consistente anche quando si considerava l'intero data set. Se invece analizziamo la numerosità attorno alla soglia notiamo che i due gruppi di uomini sono abbastanza equilibrati se consideriamo il campione di

Tabella 3: Lavoratori sulla soglia che discrimina uno o due anni di mobilità stratificati per genere, ammissibilità all'indennità e classi d'età

	Uomini con indennità		Uomini senza indennità		Donne con indennità		Donne senza indennità		Totale	
Età	N	%	N	%	N	%	N	%	N	%
< 40	411	52.7	358	50.0	213	56.0	535	58.6	1606	54.0
≥ 40	369	47.3	358	50.0	271	44.0	378	41.4	1368	46.0
Totale	780	100.0	716	100.0	484	100.0	913	100.0	2974	100.0

soggetti con meno di 40 anni e quello con più di 40 anni. Nei due gruppi di donne, invece, la fascia d'età più giovane è la più consistente.

Va segnalato il fatto che, per alcuni periodi, sia prima che dopo l'entrata in mobilità, il lavoratore potrebbe essere disoccupato: in tal caso, ovviamente, il salario osservato sarà pari a zero. Seguendo la teoria economica, lo stato di disoccupazione si verifica quando il salario di riserva del lavoratore in quel determinato periodo è maggiore del salario offerto dal mercato del lavoro. Non potendo però rilevare il salario di riserva, equipariamo lo stato di disoccupazione del lavoratore a un dato mancante. Con la tabella qui sotto mettiamo in evidenza la percentuale di dati mancanti a seconda del sesso e dell'eligibilità all'indennità:

Tabella 4: Percentuale di episodi di disoccupazione nelle rilevazioni, prima dell'iscrizione alle liste di mobilità, prese in considerazione nelle nostre analisi stratificate per genere e elegibilità all'indennità

	Uomini con indennità	Uomini senza indennità	Donne con indennità	Donne senza indennità
Percentuale di missing value	6.0%	14.%	8.3%	19.1%

E' da specificare che possiamo incontrare un dato mancante solamente nelle rilevazioni che precedono l'ingresso alle liste di mobilità perchè abbiamo escluso già in partenza coloro che hanno un episodio di disoccupazione a 24 o 36 mesi dall'entrata in mobilità. Si può notare come sia molto più facile trovare uno stato di disoccupazione tra i lavoratori delle aziende con meno di venti dipendenti. Una possibile spiegazione sta' nel fatto che essi sono più protetti a livello sindacale. Inoltre il problema dei *missing value* è più accentuato tra le donne: notoriamente, infatti, il tasso di occupazione femminile è più basso di quello maschile.

6 I risultati empirici

L'obiettivo del nostro lavoro, come già menzionato più volte, è il recupero della distribuzione congiunta dei risultati potenziali delle variabili d'interesse in modo da stabilire che impatto abbia sui salari il fatto di essere eleggibile alle liste di mobilità due anni invece che a uno.

Focalizziamo quindi la nostra attenzione sui salari a 24 e a 36 mesi dall'iscrizione alle liste che sono le nostre variabili d'interesse. Naturalmente per nessuna unità statistica riusciremo ad osservare entrambi i risultati potenziali: per chi ha due anni di mobilità non rileviamo il salario se avesse avuto un anno di eleggibilità mentre per chi ha un anno non rileviamo il salario se avesse avuto la possibilità di permanere nelle liste per due anni.

Per capire se l'impatto dell'iscrizione alle liste è diverso a seconda del genere e della percezione o meno del sussidio previsto dalla mobilità per i lavoratori delle aziende con più di 15 dipendenti⁴⁰, replichiamo il nostro studio per quattro gruppi: uomini con indennità, uomini senza indennità, donne con indennità e donne senza indennità. Inoltre, come specificato nel terzo capitolo, ci limitiamo ad analizzare il gruppo dei lavoratori tra i 37 e i 43 anni d'età.

Descriviamo ora, passo per passo, il metodo parametrico per ricavare la distribuzione congiunta dei risultati potenziali.

Implementiamo innanzitutto la regressione dei log-salari sulle esplicative presenti nel nostro *data set*

$$\text{salario}_{it} = \beta_0 + \beta_1 \text{eta}_{it} + \beta_2 \text{eta}_{it}^2 + \gamma D_{it} + \beta_t + v_{it}$$

dove la variabile indicatrice D_{it} rappresenta

$$D_{it} = \begin{cases} 1 & \text{se hanno 2 anni di mobilità e } t > b \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

In pratica la variabile D_{it} assumerà valore 1 per l' i -esimo soggetto solo se il lavoratore è eleggibile alle liste per 2 anni e se ci si trova negli istanti temporali successivi all'ingresso in mobilità⁴¹.

Nella regressione utilizziamo tutte e otto⁴² le rilevazioni per ogni unità ignorando il fatto che solo due siano posteriori all'ingresso in mobilità: abbiamo assunto infatti che i coefficienti di tutte le variabili esplicative non variano nel tempo nemmeno dopo l'entrata dei lavoratori in mobilità.

Per spiegare i salari abbiamo inserito un termine quadratico sia per l'età che per la variabile che riassume l'eventuale recupero salariale. Inoltre, avendo a disposizione *dati panel* e unità statistiche che, pur avendo lo stesso numero di rilevazioni, entrano in mobilità in anni diversi, abbiamo introdotto delle variabili dummy ad indicare l'eventuale presenza di "effetti-anno" particolari. Per evitare la "trappola delle dummy" abbiamo eliminato

⁴⁰15 dipendenti per il settore industriale e 50 per il commercio

⁴¹Nel capitolo precedente si era fissato b come l'istante di tempo in cui il lavoratore si era iscritto al programma

⁴²Come abbiamo specificato nel capitolo 3 alcune unità statistiche, in alcune rilevazioni precedenti all'ingresso in mobilità, sono in stato di disoccupazione. Nella regressione queste osservazioni saranno trattate come "missing-value": supponendo che le rilevazioni siano "missing at random", cioè non inficia la bontà delle stime, abbiamo solo meno informazione

la dummy relativa al 1989 che corrisponde al salario 6 anni prima dell'entrata in lista di mobilità per coloro che si sono iscritti nel 1995.

Nell'implementazione della regressione abbiamo utilizzato lo stimatore *within group* in modo che l'eterogeneità non osservata non creasse problemi di consistenza delle stime. Le variabili sesso e anno di iscrizione alle liste di mobilità non sono considerate nella nostra regressione in quanto “*time-invariant*”: applicando lo stimatore *within group* tutte le variabili costanti nel tempo vengono eliminate e di conseguenza i loro coefficienti non sono stimati.

Avendo ottenuto delle stime consistenti per i parametri β e γ possiamo ricavare dei residui della regressione ortogonali alle esplicative e applicare su di essi l'analisi fattoriale.

Il nostro principale obiettivo è implementare l'analisi fattoriale sui residui delle variabili d'interesse, i salari a 24 e a 36 mesi dall'ingresso del lavoratore in lista di mobilità. I residui delle osservazioni che precedono l'iscrizione alle liste fungeranno da misure in modo da ridurre l'arbitrarietà delle restrizioni e facilitare l'identificazione del modello.

Per cui il sistema di indicatori diventa per gli iscritti con 2 anni di elegibilità alle liste

$$u_{i36}^T = \lambda_{36}^{T'} \theta_i + \varepsilon_{it}^T$$

$$u_{i24}^T = \lambda_{24}^{T'} \theta_i + \varepsilon_{it}^T$$

$$o_{i12} = \phi_{12}' \theta_i + \varepsilon_{12}$$

$$o_{i24} = \phi_{24}' \theta_i + \varepsilon_{24}$$

$$o_{i36} = \phi_{36}' \theta_i + \varepsilon_{36}$$

$$o_{i48} = \phi_{48}' \theta_i + \varepsilon_{48}$$

$$o_{i60} = \phi_{60}' \theta_i + \varepsilon_{60}$$

$$o_{i72} = \phi_{72}' \theta_i + \varepsilon_{72}$$

mentre per coloro con 1 solo anno

$$u_{i36}^{NT} = \lambda_{36}^{NT'} \theta_i + \varepsilon_{it}^{NT}$$

$$u_{i24}^{NT} = \lambda_{24}^{NT'} \theta_i + \varepsilon_{it}^{NT}$$

$$o_{i12} = \phi_{12}' \theta_i + \varepsilon_{12}$$

$$o_{i24} = \phi_{24}' \theta_i + \varepsilon_{24}$$

$$o_{i36} = \phi_{36}' \theta_i + \varepsilon_{36}$$

$$o_{i48} = \phi_{48}' \theta_i + \varepsilon_{48}$$

$$o_{i60} = \phi_{60}' \theta_i + \varepsilon_{60}$$

$$o_{i72} = \phi_{72}' \theta_i + \varepsilon_{72}$$

Come già segnalato precedentemente alcune unità statistiche⁴³, però, in alcune rilevazioni precedenti all'ingresso in mobilità sono disoccupate. Di conseguenza, equiparando gli episodi in cui soggetti non lavorano a “missing-values” della variabile salario, ci mancherà la stima dei residui corrispondenti allo status di disoccupazione.

⁴³Nel capitolo 5 è presente la tabella in cui si quantifica la percentuale di dati mancanti suddiviso per gruppo

A questo punto rischiamo di lavorare con una matrice di varianza e covarianza empirica degli indicatori $\hat{\Sigma}$ in cui ogni covarianza σ_{ij} è stimata con un numero di unità statistiche differente a seconda del numero di osservazioni comuni con salario strettamente positivo.

Decidiamo allora di imputare dei valori ai residui mancanti attraverso NORM⁴⁴, un programma ideato da Schafer(1998). Assumendo che la distribuzione dei dati completi sia una normale multivariata e che i dati mancanti siano “missing at random” il software imputa i valori applicando la “data augmentation”. In sostanza vengono creati una serie di *data set* attraverso un procedimento suddivisibile in tre step:

- si assegnano autonomamente⁴⁵ dei valori ai parametri ignoti della distribuzione a priori e partendo da questi si imputano casualmente i valori ai dati mancanti ;
- sulla base dei dati osservati e imputati, attraverso metodi di statistica bayesiana, si ottengono nuove stime dei parametri dalla distribuzione a posteriori;
- dalle nuove stime dei parametri ricaviamo altri valori dei dati mancanti e da essi nuove stime di parametri generando una catena di Markov che converge in distribuzione.

Una volta che abbiamo sostituito ad ogni dato mancante il corrispettivo valore imputato possiamo implementare l’analisi fattoriale attraverso il programma LISREL (Jöreskog e Sörbom, edizione 8.8 (2008)). Decidiamo di imporre le K^2 restrizioni per l’identificazione nelle matrice dei “factor loadings” in modo da lasciare libera da vincoli la matrice di varianza e covarianza dei fattori⁴⁶. Inoltre la matrice di varianza e covarianza degli errori di misura del fattore latente Θ_ϵ è diagonale.

Successivamente facciamo calcolare a LISREL⁴⁷ le stime dei punteggi fattoriali e di conseguenza, avendo i “factor loadings”, gli errori di misura stimati. Il passo seguente è verificare la normalità dei residui dell’analisi fattoriale: se questa ipotesi viene confermata e assumendo indipendenza tra gli errori di misura da trattato e da non trattato possiamo ricavare la distribuzione congiunta dei risultati potenziali e conseguentemente la distribuzione d’impatto.

Sapendo infatti che le distribuzioni degli errori di misura sono normali e che sono indipendenti tra trattati e non trattati possiamo stimare la distribuzione congiunta come

$$(Y_t^T, Y_t^{NT}) \sim N_2 \left(\begin{pmatrix} \mathbf{x}_t' \beta \\ \mathbf{x}_t' \beta \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \lambda_t^{T'} \lambda_t^T + \sigma_{\epsilon^T}^2 & \lambda_t^{T'} \lambda_t^{NT} \\ \lambda_t^{NT'} \lambda_t^T & \lambda_t^{NT'} \lambda_t^{NT} + \sigma_{\epsilon^{NT}}^2 \end{pmatrix} \right)$$

visto che la covarianza delle distribuzioni marginali da trattato e non trattato al tempo t è riassunta dal prodotto dei vettori dei “factor loadings” dei trattati e non trattati indicizzati al tempo t ⁴⁸.

Inoltre, la distribuzione d’impatto è

$$Y_t^T - Y_t^{NT} \sim N(\gamma, \lambda_t^{T'} \lambda_t^T + \sigma_{\epsilon^T}^2 + \lambda_t^{NT'} \lambda_t^{NT} + \sigma_{\epsilon^{NT}}^2 - 2\lambda_t^{T'} \lambda_t^{NT})$$

⁴⁴L’Appendice A approfondisce le assunzioni e le procedure utilizzate da NORM per imputare i dati mancanti

⁴⁵In realtà Schafer consiglia di utilizzare i valori dei parametri risultanti dall’implementazione dell’algoritmo EM.

⁴⁶In realtà imponiamo che tale matrice sia simmetrica

⁴⁷L’Appendice B mostra come LISREL calcola i punteggi fattoriali

⁴⁸In questa scrittura presupponiamo che la matrice di varianza e covarianza dei fattori sia una matrice identità

6.1 La stratificazione

6.1.1 Uomini con indennità

Il gruppo degli uomini con indennità è composto da 780 osservazioni di cui 411 hanno diritto ad un anno di mobilità e 369 a due anni.

Applichiamo per prima cosa una regressione dei salari sull'età, l'età al quadrato, la variabile D_{it} , gli effetti particolari degli anni in cui osserviamo le rilevazioni dei salari.

Tabella 5: Regressione within-group dei salari sull'età, il quadrato dell'età, la variabile che misura l'impatto medio di avere due anni invece di uno di mobilità, gli effetti-anno

Fixed-effects (within) regression		Number of obs	=	5957
Group variable (i): cod_pgr		Number of groups	=	780
R-sq: within	= 0.0112	Obs per group: min	=	2
between	= 0.0054	avg	=	7.6
overall	= 0.0074	max	=	8
corr(u_i, Xb)	= 0.0020	F(14,5163)	=	4.18
		Prob > F	=	0.0000

salario	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
D	-.0045584	.0144002	-0.32	0.752	-.0327888	.023672
eta	.0262497	.0166418	1.58	0.115	-.0063753	.0588746
eta2	-.0002477	.0002263	-1.09	0.274	-.0006914	.0001959
1990	.0167583	.0151643	1.11	0.269	-.0129701	.0464867
1991	.0540418	.0135622	3.98	0.000	.0274541	.0806294
1992	.0402717	.0124308	3.24	0.001	.0159021	.0646413
1993	.0252607	.0119904	2.11	0.035	.0017544	.048767
1994	-.005052	.0117057	-0.43	0.666	-.0280002	.0178961
1995	-.0051079	.0121824	-0.42	0.675	-.0289905	.0187747
1996	-.0063374	.0131499	-0.48	0.630	-.0321169	.019442
1997	-.0059322	.0130189	-0.46	0.649	-.0314548	.0195904
1998	-.0215345	.0139568	-1.54	0.123	-.0488957	.0058266
1999	-.0210018	.0142833	-1.47	0.142	-.0490031	.0069994
2000	-.0406339	.0143712	-2.83	0.005	-.0688076	-.0124602
2001 (dropped)						
_cons	6.044481	.3060205	19.75	0.000	5.444551	6.644411
sigma_u	.24336919					
sigma_e	.16402558					
rho	.68764114	(fraction of variance due to u_i)				

F test that all u_i=0:	F(779, 5163) =	16.38	Prob > F = 0.0000
------------------------	----------------	-------	-------------------

Il coefficiente che a noi più interessa è quello associato alla variabile D_{it} : se fosse significativo indurrebbe a dire che in media c'è una differenza tra i salari dei lavoratori eleggibili a un anno di mobilità da quelli eleggibili a due anni di mobilità. Nel caso degli uomini che percepiscono l'indennità il coefficiente non è significativo. Invece il test congiunto del polinomio quadratico dell'età indica che la variabile è significativa per spiegare l'evoluzione dei salari⁴⁹. Inoltre il contributo dell'età nella fascia d'età considerata è crescente⁵⁰. Presi singolarmente solo alcuni dei coefficienti che rappresentano gli effetti dei vari anni sono significativi. Il test conferma la significatività congiunta delle dummy corrispondenti ai vari anni⁵¹.

⁴⁹ $F(2, 5164) = 12.37$ Prob > F = 0.0000

⁵⁰Risulta crescente fino a un valore della variabile età di 49.89

⁵¹ $F(11, 5163) = 5.02$ Prob > F = 0.0000

Dopo aver imputato attraverso NORM i valori ai dati mancanti procediamo con l'implementazione di due analisi fattoriali sui residui della regressione: separiamo infatti il gruppo che ha un solo anno di mobilità dal gruppo che ha due anni di mobilità. Decidiamo di imporre le K^2 restrizioni nella matrice dei “*factor loadings*”: come suggeritoci dall'analisi PROMAX gli otto indicatori sono ben spiegati da tre fattori. Avendo nell'analisi PROMAX il “*factor loading*” molto vicino ad uno, il primo fattore riassume bene gli indicatori che rappresentano i residui dei salari che vanno da 48 a 72 mesi prima dell'entrata in mobilità, il secondo i residui dei salari da 12 a 36 mesi antecedenti l'entrata in mobilità e il terzo quelli successivi all'iscrizione alle liste. Perciò decidiamo di imporre un vincolo a zero per il “*factor loading*” del secondo e terzo fattore nell'equazione dell'indicatore a 60 mesi dall'entrata in mobilità, per il “*factor loading*” del primo e terzo fattore nell'equazione dell'indicatore a 24 mesi dall'entrata in mobilità e per il “*factor loading*” del primo e secondo fattore nell'equazione dell'indicatore dopo 36 mesi dall'entrata in mobilità. Inoltre vincoliamo a uno il “*factor loading*” del primo fattore per l'indicatore a 60 mesi dall'entrata in mobilità, il “*factor loading*” del secondo fattore per l'indicatore a 24 mesi dall'entrata in mobilità e il “*factor loading*” del terzo fattore per l'indicatore a 36 mesi dall'entrata in mobilità.

Tabella 6: Stima dei “*factor loadings*” ruotati PROMAX per il gruppo con un anno di mobilità

	Factor 1	Factor 2	Factor 3	Unique Var
RESIDUO A 72 MESI	0.82	0.13	0.01	0.15
RESIDUO A 60 MESI	0.93	0.05	0.01	0.04
RESIDUO A 48 MESI	0.58	0.37	0.05	0.18
RESIDUO A 36 MESI	0.25	0.76	-0.02	0.10
RESIDUO A 24 MESI	0.11	0.83	0.01	0.16
RESIDUO A 12 MESI	0.04	0.73	0.12	0.29
RESIDUO DOPO 24 MESI	0.03	0.05	0.84	0.21
RESIDUO DOPO 36 MESI	0.00	0.00	0.98	0.05

Come previsto, i primi tre indicatori hanno la stima del primo “*factor loading*” molto alta e significativa, gli indicatori corrispondenti ai residui che vanno da 12 mesi a 36 mesi prima dell'entrata in mobilità hanno il secondo peso fattoriale altamente significativo mentre gli indicatori relativi al periodo dopo l'iscrizione alle liste hanno il terzo “*factor loading*” significativo. C'è da rilevare che non tutti gli indicatori hanno un unico fattore latente predominante: per esempio il residuo 48 mesi prima dell'entrata in mobilità è spiegato non solo dal primo fattore ma anche dal secondo seppur il “*factor loading*” di quest'ultimo sia in valore assoluto minore. Anche se in maniera meno evidente, lo stesso accade per il quarto e sesto indicatore che oltre al “*factor loading*” del secondo fattore hanno significativi rispettivamente il primo e il terzo peso fattoriale. La ragione per cui sia il residuo a 48 mesi sia il residuo a 36 mesi sono spiegati dai primi due fattori è da ricercare probabilmente nell'alta correlazione tra i due indicatori.

I coefficienti di correlazione multipla al quadrato, che misurano l'entità della “*relazione lineare*” tra variabili, sono tutti molto alti indicando che i residui in esame sono delle buone misure per i fattori latenti a cui si riferisce.

Tabella 7: Stime della matrice dei “*factor loadings*” Λ^* , della matrice di varianza e co-varianza dei fattori Φ^* e della matrice di varianza e covarianza degli errori di misura Θ_ε , con i relativi standard error e le statistiche t, e i coefficienti di correlazione multipla per il gruppo con un anno di mobilità.

LAMBDA-X

	Ksi1	Ksi2	Ksi3
	-----	-----	-----
RESIDUO	0.800	0.078	0.000
A	(0.062)	(0.055)	(0.020)
72 MESI	12.965	1.423	0.005
RESIDUO A	1.000	- -	- -
60 MESI			
RESIDUO	0.606	0.366	0.034
A	(0.058)	(0.056)	(0.026)
48 MESI	10.449	6.533	1.320
RESIDUO	0.177	0.842	-0.020
A	(0.062)	(0.069)	(0.029)
36 MESI	2.841	12.200	-0.701
RESIDUO A	- -	1.000	- -
24 MESI			
RESIDUO	-0.069	0.897	0.106
A	(0.078)	(0.083)	(0.043)
12 MESI	-0.878	10.818	2.475
RESIDUO	0.039	0.067	0.888
DOPO	(0.065)	(0.140)	(0.172)
24 MESI	0.603	0.476	5.149
RESIDUO DOPO	- -	- -	1.000
36 MESI			

PHI

	Ksi1	Ksi2	Ksi3
	-----	-----	-----
Ksi1	0.060		
	(0.005)		
	13.234		
Ksi2	0.053	0.073	
	(0.004)	(0.006)	
	11.867	11.838	
Ksi3	0.037	0.051	0.103
	(0.004)	(0.005)	(0.015)
	8.372	9.420	6.956

THETA-EPSILON

RES72	RES60	RES48	RES36	RES24	RES12
-----	-----	-----	-----	-----	-----
0.008	0.003	0.012	0.008	0.014	0.025
(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.002)	(0.002)
8.630	2.215	12.489	7.049	8.415	11.881

THETA-EPSILON					
POST24	POST36				
-----	-----				
0.025	0.005				
(0.010)	(0.013)				
2.421	0.416				
Squared Multiple Correlations for X - Variables					
RES72	RES60	RES48	RES36	RES24	RES12
-----	-----	-----	-----	-----	-----
0.850	0.957	0.824	0.898	0.837	0.710
Squared Multiple Correlations for X - Variables					
POST24	POST36				
-----	-----				
0.786	0.951				

Tabella 8: Indici di bontà di adattamento del modello ai dati per il gruppo con un anno di mobilità

Goodness of Fit Statistics	
Degrees of Freedom = 7	
Minimum Fit Function Chi-Square = 9.781 (P = 0.201)	
Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 9.719 (P = 0.205)	
Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 2.719	
90 Percent Confidence Interval for NCP = (0.0 ; 15.138)	
Minimum Fit Function Value = 0.0239	
Population Discrepancy Function Value (FO) = 0.00663	
90 Percent Confidence Interval for FO = (0.0 ; 0.0369)	
Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.0308	
90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.0 ; 0.0726)	
P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.729	
Root Mean Square Residual (RMR) = 0.000396	
Standardized RMR = 0.00469	
Goodness of Fit Index (GFI) = 0.994	
Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.970	
Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.193	

Tra gli indici di adattamento⁵² prendiamo in considerazione la statistica χ^2 o rapporto di verosimiglianza in cui nell'ipotesi nulla la matrice di varianze e covarianze della popolazione coincide con la matrice di varianze e covarianze teorica contro l'ipotesi che la matrice della popolazione sia simmetrica, definita positiva. Questo test risente della dimensione campionaria tendendo a rifiutare troppo spesso in campioni numerosi. Il test χ^2 accetta l'ipotesi nulla di buon adattamento ai dati. Tra gli indici normalizzati disponiamo del Goodness of Fit Index (GFI) e l'Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI)⁵³ basati sul confronto tra matrice osservata e stimata. Più sono vicini ad uno migliore è il modello: anche questi indici sono favorevoli alla nostra specificazione. L'indice RMR⁵⁴ si basa sulla matrice dei residui stimati: valori piccoli⁵⁵ presuppongono che si sia specificato

⁵²Per maggiori dettagli sugli indici di adattamento fare riferimento a M.B Byrne(1989)

⁵³E' strutturato in modo da prediligere modelli più parsimoniosi

⁵⁴Standardized RMR utilizza i residui standardizzati

⁵⁵Per valori piccoli si intende minori di 0.05

un buon modello. Infine l'indice RMSEA che tiene conto dell'errore di approssimazione della popolazione basandosi sulla *population discrepancy function*: valori minori di 0.05 è considerato un “*close fit*” mentre valori tra 0.05 e 0.08 rappresentano ragionevoli errori di approssimazione nella popolazione. Sia RMR che RMSEA confermano il buon adattamento del modello ai dati.

Tabella 9: Stima dei “*factor loadings*” ruotati PROMAX per il gruppo con due anni di mobilità

	Factor 1	Factor 2	Factor 3	Unique Var
RESIDUO A 72 MESI	0.84	0.10	0.02	0.14
RESIDUO A 60 MESI	0.89	0.10	0.04	0.02
RESIDUO A 48 MESI	0.50	0.48	0.05	0.11
RESIDUO A 36 MESI	0.26	0.77	-0.03	0.08
RESIDUO A 24 MESI	0.16	0.79	0.06	0.09
RESIDUO A 12 MESI	0.17	0.52	0.27	0.26
RESIDUO DOPO 24 MESI	-0.02	0.04	0.92	0.13
RESIDUO DOPO 36 MESI	0.06	-0.01	0.92	0.10

Tabella 10: Stime della matrice dei “*factor loadings*” Λ^* , della matrice di varianza e covarianza dei fattori Φ^* e della matrice di varianza e covarianza degli errori di misura Θ_ε , con i relativi standard error e le statistiche t, e i coefficienti di correlazione multipla per il gruppo con due anni di mobilità

LAMBDA-X				
	Ksi1	Ksi2	Ksi3	
	-----	-----	-----	
RESIDUO	0.957	0.012	-0.022	
A	(0.085)	(0.080)	(0.029)	
72 MESI	11.210	0.148	-0.747	
RESIDUO A	1.000	- -	- -	
60 MESI				
RESIDUO	0.485	0.521	-0.007	
A	(0.057)	(0.058)	(0.028)	
48 MESI	8.550	8.978	-0.240	
RESIDUO	0.139	0.943	-0.103	
A	(0.064)	(0.075)	(0.035)	
36 MESI	2.171	12.554	-2.926	
RESIDUO A	- -	1.000	- -	
24 MESI				
RESIDUO	0.072	0.685	0.242	
A	(0.076)	(0.082)	(0.048)	
12 MESI	0.945	8.321	5.050	
RESIDUO	-0.132	0.079	1.060	
DOPO	(0.070)	(0.095)	(0.106)	
24 MESI	-1.884	0.829	10.006	
RESIDUO DOPO	- -	- -	1.000	
36 MESI				

PHI						
	Ksi1	Ksi2	Ksi3			
	-----	-----	-----			
Ksi1	0.066 (0.005) 13.012					
Ksi2	0.060 (0.005) 12.177	0.074 (0.006) 12.292				
Ksi3	0.045 (0.005) 9.708	0.054 (0.005) 10.302	0.080 (0.008) 10.547			

THETA-EPSILON						
	RES72	RES60	RES48	RES36	RES24	RES12
	-----	-----	-----	-----	-----	-----
	0.010 (0.001) 7.731	0.001 (0.001) 0.976	0.008 (0.001) 11.385	0.007 (0.001) 6.795	0.007 (0.001) 6.546	0.023 (0.002) 12.550

THETA-EPSILON	
POST24	POST36
-----	-----
0.013 (0.004) 2.960	0.009 (0.004) 2.392

Squared Multiple Correlations for X - Variables						
RES72	RES60	RES48	RES36	RES24	RES12	
-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----
0.862	0.984	0.895	0.916	0.914	0.737	

Squared Multiple Correlations for X - Variables	
POST24	POST36
-----	-----
0.869	0.896

Anche nel gruppo con due anni di mobilità il primo fattore riassume i primi tre indicatori, il secondo i residui che vanno da 36 a 12 mesi dall'entrata in mobilità, il terzo gli indicatori successivi all'iscrizione delle liste. In questo caso è ancora più evidente però come il residuo 48 mesi prima della mobilità non riesca ad avere un fattore dominante visto che le stime dei “*factor loadings*” del primo e del secondo fattore si equivalgono. Se costruiamo gli intervalli di confidenza di tutti i “*factor loadings*” dei lavoratori con solo un anno di mobilità vedremmo che si “intercherebbero” con quelli dei lavoratori con due anni di mobilità inducendoci a dire che non ci sono significative differenze dei pesi fattoriali dei due gruppi sia prima che dopo l'iscrizione alle liste. Evidenziamo il fatto che l'ordine⁵⁶ dei fattori è rispettato: osserviamo infatti che le stime dei pesi fattoriali corrispondenti nelle due matrici Λ^* prima dell'entrata in mobilità⁵⁷ non sono significativamente diverse tra le

⁵⁶Per ordine dei fattori intendiamo che a livello di significato il primo fattore del gruppo dei trattati corrisponde al primo fattore dei non trattati, il secondo al secondo e così via. Non è scontato che sia così: LISREL per esempio poteva far sì che i primi tre indicatori fossero ben riassunti dal primo fattore per un gruppo e dal secondo per l'altro

⁵⁷Abbiamo detto che lavorando sulla soglia e implementando una regressione le distribuzioni dei residui dei log-salari prima dell'entrata in mobilità non dovrebbero essere significativamente differenti. Perciò le stime dei pesi fattoriali corrispondenti nelle due matrici Λ^* , prima dell'entrata in mobilità, se l'ordine è

due analisi.

Tabella 11: Indici di bontà di adattamento del modello ai dati per il gruppo con due anni di mobilità

```
Goodness of Fit Statistics

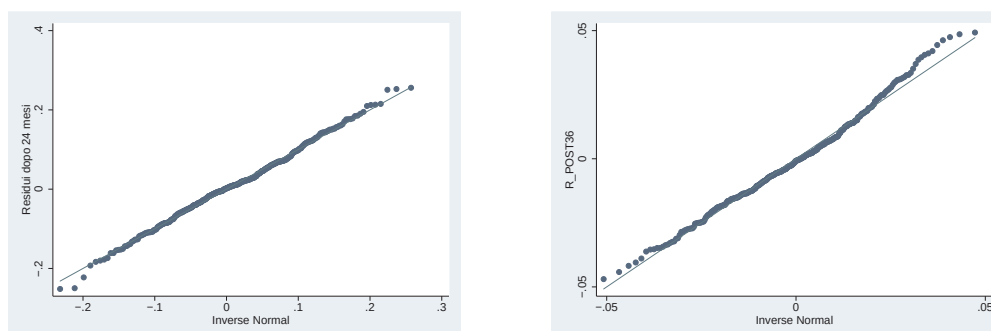
Degrees of Freedom = 7
Minimum Fit Function Chi-Square = 8.805 (P = 0.267)
Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 8.603 (P = 0.282)
Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 1.603
90 Percent Confidence Interval for NCP = (0.0 ; 13.313)

Minimum Fit Function Value = 0.0239
Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.00436
90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.0 ; 0.0362)
Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.0249
90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.0 ; 0.0719)
P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.764

Root Mean Square Residual (RMR) = 0.000265
Standardized RMR = 0.00322
Goodness of Fit Index (GFI) = 0.994
Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.970
Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.193
```

Tutti gli indici presi in considerazione confermano un buon adattamento del modello ai dati anche per il modello con 2 anni di mobilità. La statistica χ^2 ha un p-value maggiore di 0.05, gli indici RMR e RMSEA sono inferiori a 0.05 e l'indice GFI molto vicino a 1.

Figura 1: Grafici q-q norm che confrontano i quantili di una normale con i quantili dei residui rispettivamente 24 e 36 mesi dopo l'entrata in mobilità per i soggetti elegibili ad un anno di mobilità



rispettato, non devono essere significativamente differenti.

Figura 2: Grafici q-q norm che confrontano i quantili di una normale con i quantili dei residui rispettivamente 24 e 36 mesi dopo l'entrata in mobilità per i soggetti eleggibili a due anni di mobilità

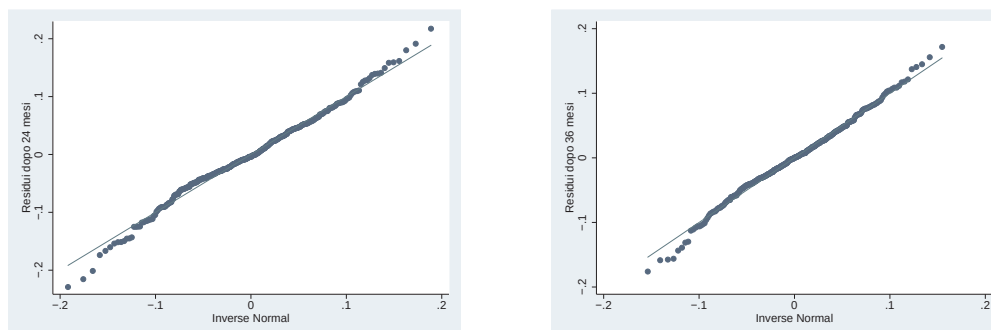


Tabella 12: Test di Shapiro-Wilk per verificare la normalità dei dati per il gruppo con un anno di mobilità

Variable		Obs	W	V	z	Prob>z
RESIDUO DOPO 24 MESI		384	0.99644	0.945	-0.134	0.55331
RESIDUO DOPO 36 MESI		384	0.99372	1.666	1.212	0.11270

Tabella 13: Test di Shapiro-Wilk per verificare la normalità dei dati per il gruppo con due anni di mobilità

Variable		Obs	W	V	z	Prob>z
RESIDUO DOPO 24 MESI		360	0.99203	1.998	1.638	0.05067
RESIDUO DOPO 36 MESI		360	0.99383	1.545	1.030	0.15160

Sia i grafici q-q norm che i test di Shapiro-Wilk segnalano la normalità dei residui. Per ottenere ciò abbiamo eliminato alcune osservazioni sulle code di tutte e quattro le distribuzioni. Per il gruppo dei lavoratori che al momento dell'iscrizione avevano meno di 40 anni abbiamo eliminato 27 osservazioni (il 6.6% del totale), per il gruppo sopra i 40 anni 9 (il 2.4% del totale).

Per semplificare il lavoro ruotiamo la matrice di varianza e covarianza dei fattori in modo da avere le tre variabili latenti ortogonali tra di loro. A questo punto possiamo calcolare il valore della covarianza tra distribuzione dei trattati e dei non trattati sapendo che è uguale a $Cov(Y_t^T, Y_t^{NT}) = \lambda_t^{T'} \lambda_t^{NT}$

Tabella 14: Stima puntuale della matrice dei “*factor loadings*” Λ se la matrice di varianza e covarianza dei fattori fosse una matrice identità rispettivamente per i soggetti con un anno e con due anni di mobilità

	Ksi1	Ksi2	Ksi3
RESIDUO A 36 MESI	.179	.056	.101
RESIDUO A 36 MESI	.201	.078	.117
RESIDUO A 36 MESI	.22	.019	.098
RESIDUO A 36 MESI	.234	-.053	.1
RESIDUO A 36 MESI	.242	-.079	.09
RESIDUO A 36 MESI	.233	-.075	.05
RESIDUO DOPO 24 MESI	.269	.009	-.135
RESIDUO DOPO 36 MESI	.275	.012	-.164

	Ksi1	Ksi2	Ksi3
RESIDUO A 72 MESI	.216	.059	.0
RESIDUO A 60 MESI	.229	.063	.098
RESIDUO A 48 MESI	.243	-.006	.079
RESIDUO A 36 MESI	.247	-.059	.084
RESIDUO A 24 MESI	.256	-.07	.059
RESIDUO A 12 MESI	.253	-.04	.011
RESIDUO DOPO 24 MESI	.258	.001	-.166
RESIDUO DOPO 36 MESI	.252	.01	-.149

Di conseguenza supponendo l’indipendenza degli errori di misura tra trattati e non trattati possiamo ricavare la distribuzione congiunta e la distribuzione d’impatto sia a 24 sia a 36 mesi dall’entrata in mobilità. Qui sotto presentiamo prima la distribuzione congiunta tra trattati e non trattati rispettivamente a 24 mesi e a 36 mesi dall’ingresso in mobilità, poi la distribuzione d’impatto sempre a due e tre anni dall’iscrizione alle liste

$$(Y_{24}^T, Y_{24}^{NT}) \sim N_2 \left(\begin{pmatrix} \mathbf{x}_t' \beta \\ \mathbf{x}_t' \beta \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0.107 & 0.092 \\ 0.092 & 0.116 \end{pmatrix} \right)$$

$$(Y_{36}^T, Y_{36}^{NT}) \sim N_2 \left(\begin{pmatrix} \mathbf{x}_t' \beta \\ \mathbf{x}_t' \beta \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0.095 & 0.094 \\ 0.094 & 0.108 \end{pmatrix} \right)$$

$$Y_{24}^T - Y_{24}^{NT} \sim N(0, 0.039)$$

$$Y_{36}^T - Y_{36}^{NT} \sim N(0, 0.015)$$

La correlazione tra le variabili casuali Y^T e Y^{NT} è 0.81 a 24 mesi e 0.93 a 36 mesi. In entrambi gli istanti temporali le correlazioni sono alte e positive: ciò significa che i lavoratori con un anno di elegibilità alle liste di mobilità che hanno salari alti manterrebbero un alto livello salariale anche se avessero due anni di mobilità e viceversa. Allo stesso modo bassi livelli salariali dei lavoratori con un anno di mobilità corrisponderebbero a bassi salari nell’ipotesi in cui avessero due anni di mobilità. Inoltre possiamo dire che questa associazione diventa più forte passando da due a tre anni dopo la mobilità.

Poichè lavoriamo con distribuzioni normali e il coefficiente nella regressione che misura l’effetto di avere un anno in più rispetto a due non è significativo possiamo concludere che l’impatto medio sui salari è nullo sia a 24 che a 36 mesi. Inoltre il 50% degli uomini con indennità beneficerebbe dall’aver un anno in più di mobilità mentre l’altra metà verrebbe danneggiata.

L'intervallo di confidenza al 5% dell'impatto medio è $[-.387, .387]$ dopo 24 mesi mentre dopo 36 mesi è $[-.24, .24]$. Questo significa che dopo 24 mesi per il 2.5% dei lavoratori il salario diminuirebbe di almeno 38 punti percentuali dopo 24 mesi e di almeno 24 punti percentuali dopo 36 mesi se avessero un anno in più di mobilità. Allo stesso modo il 2.5% il salario dei soggetti analizzati aumenterebbe di 38 punti percentuali dopo 24 mesi e 24 punti percentuali dopo 36 mesi.

Possiamo quindi dire che la variabilità dell'impatto non è trascurabile. Per gli uomini con indennità diminuisce nel tempo ma è comunque rilevante.

6.1.2 Uomini senza indennità

Gli uomini senza indennità in totale sono 715 osservazioni di cui 357 appartenenti al gruppo con un anno di mobilità e 358 a quello con due anni di mobilità⁵⁸.

Tabella 15: Regressione within-group dei salari sull'età, il quadrato dell'età, la variabile che misura l'impatto di avere due anni invece di uno di mobilità, gli effetti-anno

Fixed-effects (within) regression				Number of obs	=	5118
Group variable (i): cod_pgr				Number of groups	=	715
R-sq: within = 0.0168				Obs per group: min	=	2
between = 0.0052				avg	=	7.2
overall = 0.0100				max	=	8
corr(u_i, Xb) = 0.0140				F(14,4389)	=	5.34
				Prob > F	=	0.0000

salario		Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]

D		-.0358976	.0166615	-2.15	0.031	-.0685626 -.0032327
eta		.0368895	.0192088	1.92	0.055	-.0007695 .0745485
eta2		-.0003776	.0002613	-1.45	0.148	-.0008898 .0001346
1990		.0055272	.0221507	0.25	0.803	-.0378995 .0489538
1991		.0232637	.0195629	1.19	0.234	-.0150895 .0616168
1992		.0202556	.0177035	1.14	0.253	-.0144522 .0549634
1993		-.000797	.0165872	-0.05	0.962	-.0333163 .0317222
1994		-.0309887	.0155737	-1.99	0.047	-.061521 -.0004565
1995		-.0454691	.0153959	-2.95	0.003	-.0756528 -.0152853
1996		-.0468961	.0155166	-3.02	0.003	-.0773165 -.0164757
1997		-.0220294	.0152879	-1.44	0.150	-.0520014 .0079426
1998		-.0170825	.0164535	-1.04	0.299	-.0493396 .0151746
1999		-.0077123	.0157733	-0.49	0.625	-.0386359 .0232114
2000		-.0257507	.0152201	-1.69	0.091	-.0555898 .0040884
cons		5.747481	.3551873	16.18	0.000	5.051135 6.443827

sigma_u		.2664799				
sigma_e		.17911862				
rho		.68879699	(fraction of variance due to u_i)			

F test that all u_i=0:			F(714, 4389) =	15.56	Prob > F = 0.0000	

Il coefficiente legato alla variabile D_{it} per i maschi senza indennità è significativo a livello del 5%. Mediamente quindi, tra gli uomini senza indennità, c'è differenza tra i salari dei lavoratori eleggibili a due anni di mobilità e quelli eleggibili a un anno a parità di età e di particolari effetti anno, quantificabile in tre punti e mezzo percentuali. Anche il test congiunto del polinomio quadratico dell'età indica che la variabile è significativa per spiegare l'evoluzione dei salari⁵⁹ e il suo contributo nella fascia d'età considerata è crescente⁶⁰. Presi singolarmente solo alcuni dei coefficienti che rappresentano gli effetti dei vari anni sono significativi. Il test conferma comunque la significatività congiunta delle dummy corrispondenti ai vari anni⁶¹.

⁵⁸Originariamente era presente un'osservazione in più che abbiamo deciso di eliminare in quanto il logaritmo del salario a 36 mesi dall'ingresso in mobilità è negativo. Considerando l'implausibilità di un salario minore a un euro e la volontà di prendere in considerazione solo lavoratori che dopo due e tre anni dall'iscrizione alle liste sono effettivamente occupati non possiamo equiparare questa anomalia a dato mancante. Scegliamo perciò di eliminare completamente l'unità statistica

⁵⁹ $F(2, 4389) = 9.93$ Prob > F = 0.0000

⁶⁰Risulta crescente fino a un valore della variabile età di 48.85

⁶¹ $F(11, 4389) = 5.22$ Prob > F = 0.0000

Imputiamo ora con NORM i valori ai dati mancanti dei residui della regressione. Successivamente implementiamo l'analisi fattoriale separatamente per i residui del gruppo con un anno di mobilità e per quelli con due anni. Anche in questo caso è opportuno inserire nella nostra analisi tre fattori. Un'analisi con tutti e otto gli indicatori crea problemi computazionali a LISREL. Decidiamo perciò di eliminare un indicatore per entrambi i gruppi, il residuo a 36 mesi dall'iscrizione alle liste.

Imponiamo le 9 restrizioni nella matrice dei “*factor loadings*”: decidiamo di vincolare a zero il “*factor loading*” del secondo e terzo fattore per l'indicatore a 60 mesi dall'entrata in mobilità, il “*factor loading*” del primo e terzo fattore per l'indicatore a 24 mesi dall'entrata in mobilità il “*factor loading*” del primo e secondo fattore per l'indicatore dopo 24 mesi dall'entrata in mobilità. Inoltre vincoliamo a uno il “*factor loading*” del primo fattore per l'indicatore a 60 mesi dall'entrata in mobilità, il “*factor loading*” del secondo fattore per l'indicatore a 24 mesi dall'entrata in mobilità e il “*factor loading*” del terzo fattore per l'indicatore 24 mesi dopo l'entrata in mobilità. Le stime dei “*factor loadings*” non sono significativamente diverse nelle due analisi sia prima che dopo l'entrata in mobilità. Inoltre l'ordine dei fattori nelle due analisi è lo stesso visto che in entrambe le analisi il primo fattore spiega le prime tre misure, il secondo le misure da 24 a 12 mesi dall'iscrizione alle liste e il terzo le misure successive all'ingresso in mobilità. Per non appesantire la scrittura presentiamo l'analisi della rotazione PROMAX, le matrici Λ^* , Φ^* e Θ_ϵ nell'Appendice C.

Tabella 16: Indici di bontà di adattamento del modello ai dati per il gruppo con un anno di mobilità

```

Goodness of Fit Statistics

Degrees of Freedom = 3
Minimum Fit Function Chi-Square = 3.375 (P = 0.337)
Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 3.356 (P = 0.340)
Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 0.356
90 Percent Confidence Interval for NCP = (0.0 ; 9.257)

Minimum Fit Function Value = 0.00948
Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.000999
90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.0 ; 0.0260)
Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.0182
90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.0 ; 0.0931)
P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.661

Root Mean Square Residual (RMR) = 0.000277
Standardized RMR = 0.00265
Goodness of Fit Index (GFI) = 0.997
Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.975
Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.107

```

Tabella 17: Indici di bontà di adattamento del modello ai dati per il gruppo con due anni di mobilità

```

Goodness of Fit Statistics

Degrees of Freedom = 3
Minimum Fit Function Chi-Square = 9.988 (P = 0.0187)
Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 10.082 (P = 0.0179)
Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 7.082
90 Percent Confidence Interval for NCP = (0.946 ; 20.750)

Minimum Fit Function Value = 0.0280
Population Discrepancy Function Value (FO) = 0.0198
90 Percent Confidence Interval for FO = (0.00265 ; 0.0581)
Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.0813
90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.0297 ; 0.139)
P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.137

Root Mean Square Residual (RMR) = 0.000488
Standardized RMR = 0.00509
Goodness of Fit Index (GFI) = 0.992
Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.925
Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.106

```

Gli indici confermano un buon adattamento per il gruppo con un anno di mobilità. Per i lavoratori con due anni di mobilità rilevano qualche criticità in più: la statistica χ^2 accetta l'ipotesi nulla di buon adattamento al livello dell'1 %, l'indice RMSEA vicino a 0.08. Gli indici GFI e AGFI sono comunque vicini ad 1 e quello RMR è minore di 0.05.

I residui dell'analisi fattoriale si distribuiscono normalmente per entrambi i gruppi sia a distanza di 24 e 36 mesi dall'ingresso in mobilità. Lo confermano sia i grafici q-q norm dove i residui si dispongono lungo la bisettrice e i test Shapiro-Wilk che accettano l'ipotesi nulla di normalità⁶². Anche per i maschi con indennità abbiamo eliminato delle osservazioni per determinare la normalità delle stime degli errori di misura: nel gruppo con un anno abbiamo cancellato 28 unità (circa il 7.8% del totale), nel gruppo con due anni 25 unità (circa il 7% del totale)

Tabella 18: Test di Shapiro-Wilk per verificare la normalità dei dati per il gruppo con un anno di mobilità

Variable	Obs	W	V	z	Prob>z
-----+-----					
RESIDUO DOPO 24 MESI	329	0.99225	1.792	1.376	0.08449
RESIDUO DOPO 36 MESI	329	0.99148	1.970	1.598	0.05498

⁶²Per la verità il test di Shapiro-Wilk accetta l'ipotesi di normalità solo a livello dell'1% per il gruppo con un anno di mobilità

Figura 3: Grafici q-q norm che confrontano i quantili di una normale con i quantili dei residui rispettivamente 24 e 36 mesi dopo l'entrata in mobilità per i soggetti elegibili ad anno di mobilità

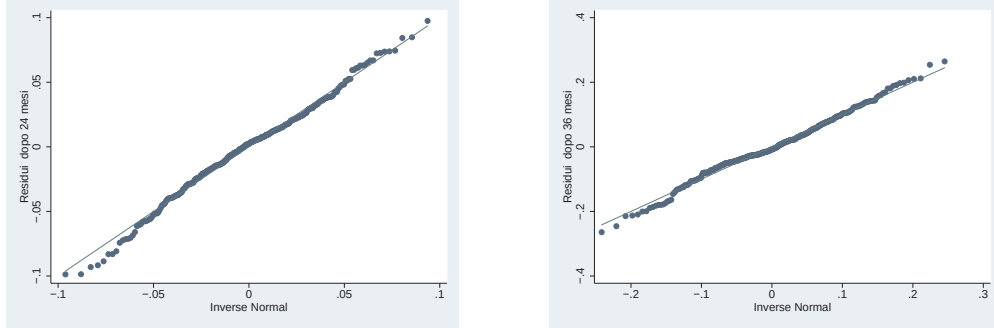
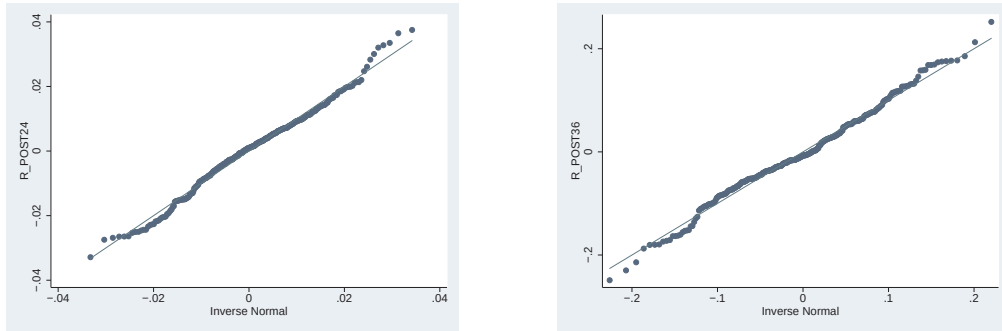


Figura 4: Grafici q-q norm che confrontano i quantili di una normale con i quantili dei residui rispettivamente 24 e 36 mesi dopo l'entrata in mobilità per i soggetti elegibili a due anni di mobilità



(a) Log-salari a 60 mesi

Tabella 19: Test di Shapiro-Wilk per verificare la normalità dei dati per il gruppo con due anni di mobilità

Variable	Obs	W	V	z	Prob>z
RESIDUO DOPO 24 MESI	333	0.98987	2.368	2.033	0.02101
RESIDUO DOPO 36 MESI	333	0.99109	2.082	1.730	0.04185

Presentiamo ora la distribuzione congiunta e la distribuzione d'impatto rispettivamente dopo 24 e 36 mesi dall'iscrizione alle liste

$$(Y_{24}^T, Y_{24}^{NT}) \sim N_2 \left(\begin{pmatrix} \mathbf{x}_t' \boldsymbol{\beta} \\ \mathbf{x}_t' \boldsymbol{\beta} \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0.108 & 0.102 \\ 0.102 & 0.118 \end{pmatrix} \right)$$

$$(Y_{36}^T, Y_{36}^{NT}) \sim N_2 \left(\begin{pmatrix} \mathbf{x}_t' \boldsymbol{\beta} \\ \mathbf{x}_t' \boldsymbol{\beta} \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0.104 & 0.079 \\ 0.079 & 0.112 \end{pmatrix} \right)$$

$$Y_{24}^T - Y_{24}^{NT} \sim N(-0.035, 0.022)$$

$$Y_{36}^T - Y_{36}^{NT} \sim N(-0.035, 0.058)$$

La correlazione tra le variabili casuali Y^T e Y^{NT} è 0.90 a 24 mesi e 0.79 a 36 mesi. Le correlazioni tra le marginali sono alte: alti salari tra i trattati sono associabili a alti salari se l'unità statistica non avesse ricevuto il trattamento e viceversa. In questo caso però questa corrispondenza seppur mantenendosi elevata si affievolisce nel tempo.

In questo caso il coefficiente nella regressione che misura l'effetto di avere un anno in più rispetto a due è significativo: di conseguenza possiamo dire che l'impatto medio sui salari è negativo di tre punti e mezzo percentuali sia a 24 che a 36 mesi. Inoltre possiamo affermare che il 59.3% degli uomini senza indennità verrebbe danneggiato dall'avere un anno in più di mobilità dopo due anni e il 55.8% dopo tre anni.

L'intervallo di confidenza al 5% dell'impatto medio è $[-.326, .256]$ dopo 2 anni mentre dopo 36 mesi è $[-.507, .437]$. Questo significa che dopo 24 mesi per il 2.5% dei lavoratori il salario diminuirebbe di almeno 32 punti percentuali dopo 2 anni e di almeno 50 punti percentuali dopo 36 mesi se avessero un anno in più di mobilità. Allo stesso modo per il 2.5% il salario dei soggetti analizzati aumenterebbe di 25 punti percentuali dopo 2 anni e 43 punti percentuali dopo 36 mesi.

Possiamo quindi dire che la variabilità dell'impatto non è trascurabile. Per gli uomini senza indennità la variabilità aumenta nel tempo ed è rilevante.

6.1.3 Donne senza indennità

Le donne senza indennità è il gruppo più numeroso formato da 912 unità statistiche suddivisibili in 377 lavoratrici con un anno di mobilità e 535 con due anni di mobilità.⁶³

Tabella 20: Regressione within-group dei salari sull'età, il quadrato dell'età, la variabile che misura l'impatto di avere due anni invece di uno di mobilità, gli effetti-anno

Fixed-effects (within) regression				Number of obs	=	6252	
Group variable (i): cod_pgr				Number of groups	=	912	
R-sq:	within	=	0.0084	Obs per group:	min	=	2
	between	=	0.0014		avg	=	6.9
	overall	=	0.0047		max	=	8
				F(14,5326)	=	3.24	
corr(u_i, Xb) = 0.0090				Prob > F	=	0.0000	

salario		Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	

D		-.063983	.020875	-3.07	0.002	-.1049064 -.0230595	
eta		-.0435708	.0245904	-1.77	0.076	-.0917779 .0046364	
eta2		.0006599	.0003364	1.96	0.050	5.00e-07 .0013193	
1990		.0068525	.027954	0.25	0.806	-.0479488 .0616538	
1991		.0377468	.0248857	1.52	0.129	-.0110393 .086533	
1992		.0254989	.0223515	1.14	0.254	-.0183192 .0693169	
1993		.0056801	.0208641	0.27	0.785	-.0352221 .0465823	
1994		-.0158925	.0194183	-0.82	0.413	-.0539604 .0221754	
1995		-.0264847	.0188214	-1.41	0.159	-.0633824 .0104129	
1996		-.0406337	.0190949	-2.13	0.033	-.0780675 -.0031998	
1997		-.0014948	.0183008	-0.08	0.935	-.0373719 .0343823	
1998		.0010454	.0193826	0.05	0.957	-.0369525 .0390432	
1999		.0057523	.0187983	0.31	0.760	-.0311001 .0426047	
2000		-.0357001	.017876	-2.00	0.046	-.0707443 -.0006559	
cons		6.902102	.4512044	15.30	0.000	6.017557 7.786647	

sigma_u		.31991934					
sigma_e		.24341284					
rho		.63335104	(fraction of variance due to u_i)				

F test that all u i=0:			F(911, 5326)	=	11.36	Prob > F = 0.0000	

Il coefficiente legato alla variabile D_{it} per le donne senza indennità è significativo: in media, il gruppo degli elegibili a due anni di mobilità ha dei salari inferiori di 6.4 punti percentuali rispetto al gruppo degli elegibili a un anno di mobilità. Il test congiunto del polinomio quadratico dell'età⁶⁴ è significativo a livello del 5% anche se il contributo nella fascia d'età considerata non è crescente⁶⁵. C'è comunque da dire che stiamo parlando di una categoria particolare composta da donne che notoriamente hanno più difficoltà degli uomini a reinserirsi nel mondo occupazionale una volta perso il lavoro e che sono dipendenti di piccole aziende e quindi meno tutelate a livello sindacale.

Presi singolarmente solo alcuni dei coefficienti che rappresentano gli effetti dei vari anni sono significativi. Il test conferma comunque la significatività congiunta delle dummy corrispondenti ai vari anni⁶⁶.

⁶³ Anche in questo campione era presente un'osservazione in più che abbiamo deciso di eliminare in quanto il logaritmo del salario a 24 mesi dall'ingresso in mobilità è negativo

⁶⁴ $F(2, 5326) = 3.26$ Prob > F = 0.0386

⁶⁵ Risulta crescente fino a un valore della variabile età di 33.01

⁶⁶ $F(11, 5326) = 3.16$ Prob > F = 0.0003

Dopo aver imputato con NORM i dati mancanti applichiamo l'analisi fattoriale separatamente per i due gruppi. L'analisi viene condotta con tre variabili latenti. Anche in questo caso LISREL ha problemi computazionali in un modello con otto indicatori. Per questo eliminiamo l'indicatore relativo al residuo a 36 mesi dall'ingresso in mobilità.

Imponiamo 9 restrizioni nella matrice dei “*factor loadings*”: vincoliamo a zero il “*factor loading*” del secondo e terzo fattore per l'indicatore a 60 mesi dall'entrata in mobilità, il “*factor loading*” del primo e terzo fattore per l'indicatore a 24 mesi dall'entrata in mobilità, il “*factor loading*” del primo e secondo fattore per l'indicatore dopo 24 mesi dall'entrata in mobilità. Inoltre vincoliamo a uno il “*factor loading*” del primo fattore per l'indicatore a 60 mesi dall'entrata in mobilità, il “*factor loading*” del secondo fattore per l'indicatore a 24 mesi dall'entrata in mobilità e il “*factor loading*” del terzo fattore per l'indicatore 24 mesi dopo l'entrata in mobilità. Le stime dei “*factor loadings*” non sono significativamente diverse nelle due analisi sia prima che dopo l'entrata in mobilità. Inoltre l'ordine dei fattori nelle due analisi è lo stesso visto che in entrambe le analisi il primo fattore spiega le prime tre misure, il secondo le misure da 24 a 12 mesi dall'iscrizione alle liste e il terzo le misure successive all'ingresso in mobilità. L'analisi della rotazione PROMAX, le matrici Λ^* , Φ^* e Θ_E si trovano nell'Appendice C.

Tabella 21: Indici di bontà di adattamento del modello ai dati per il gruppo con un anno di mobilità

```

Goodness of Fit Statistics

Degrees of Freedom = 3
Minimum Fit Function Chi-Square = 3.447 (P = 0.328)
Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 3.429 (P = 0.330)
Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 0.429
90 Percent Confidence Interval for NCP = (0.0 ; 9.405)

Minimum Fit Function Value = 0.00646
Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.000803
90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.0 ; 0.0176)
Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.0164
90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.0 ; 0.0766)
P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.756

Root Mean Square Residual (RMR) = 0.000513
Standardized RMR = 0.00322

Goodness of Fit Index (GFI) = 0.998
Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.983
Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.107

```

Tabella 22: Indici di bontà di adattamento del modello ai dati per il gruppo con due anni di mobilità

```

Goodness of Fit Statistics

Degrees of Freedom = 3
Minimum Fit Function Chi-Square = 7.562 (P = 0.0560)
Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 7.460 (P = 0.0586)
Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 4.460
90 Percent Confidence Interval for NCP = (0.0 ; 16.591)

```


Minimum Fit Function Value = 0.0201
 Population Discrepancy Function Value (FO) = 0.0119
 90 Percent Confidence Interval for FO = (0.0 ; 0.0441)
 Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.0629
 90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.0 ; 0.121)
 P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.283

Root Mean Square Residual (RMR) = 0.000625
 Standardized RMR = 0.00449
 Goodness of Fit Index (GFI) = 0.994
 Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.947
 Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.107

I test indicano un buon adattamento del modello ai dati. Il modello di analisi fattoriale per il gruppo con due anni di mobilità ha una statistica χ^2 solo leggermente superiore a livello 5 % e l'indice RMSEA è di 0.06 ma complessivamente è accettabile.

Figura 5: Grafici q-q norm che confrontano i quantili di una normale con i quantili dei residui rispettivamente 24 e 36 mesi dopo l'entrata in mobilità per i soggetti eleggibili ad un anno di mobilità

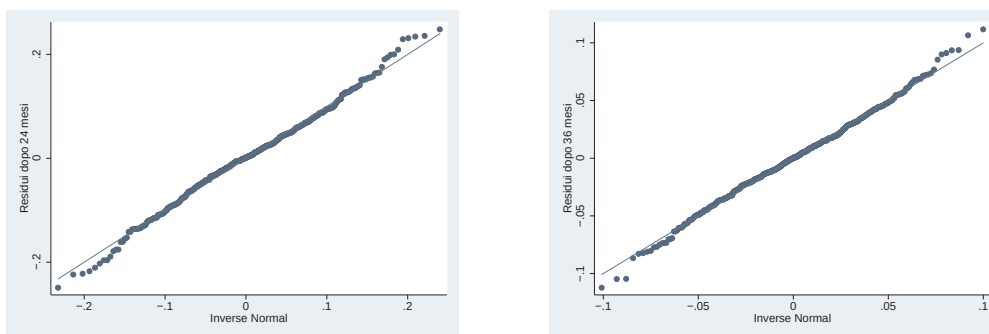
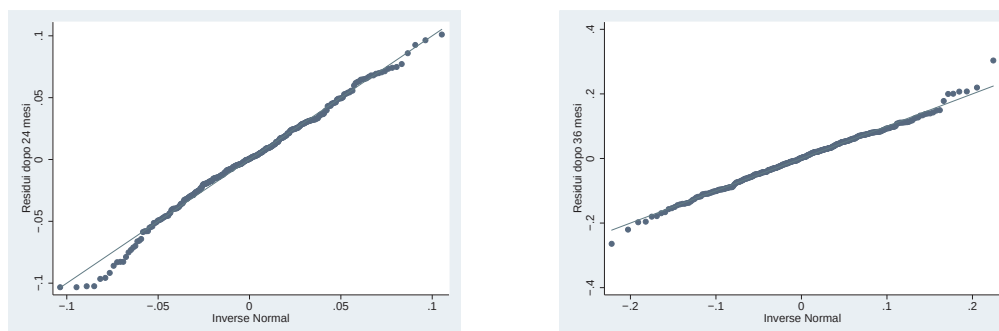


Figura 6: Grafici q-q norm che confrontano i quantili di una normale con i quantili dei residui rispettivamente 24 e 36 mesi dopo l'entrata in mobilità per i soggetti eleggibili a due anni di mobilità



(a) Log-salari a 60 mesi

Tabella 23: Test di Shapiro-Wilk per verificare la normalità dei dati per il gruppo con un anno di mobilità

Variable	Obs	W	V	z	Prob>z
RESIDUO DOPO 24 MESI	477	0.99463	1.731	1.316	0.09404
RESIDUO DOPO 36 MESI	477	0.99660	1.095	0.217	0.41408

Tabella 24: Test di Shapiro-Wilk per verificare la normalità dei dati per il gruppo con due anni di mobilità

Variable	Obs	W	V	z	Prob>z
RESIDUO DOPO 24 MESI	333	0.99162	1.958	1.585	0.05651
RESIDUO DOPO 36 MESI	333	0.99567	1.013	0.030	0.48800

I residui dell'analisi fattoriale si distribuiscono normalmente per entrambi i gruppi sia a distanza di 24 e 36 mesi dall'ingresso in mobilità. Lo confermano sia i grafici q-q norm sia i test Shapiro-Wilk. Anche per le donne senza indennità abbiamo eliminato delle osservazioni sulle code: 58 unità (circa l'11.7 % del totale) tra i lavoratrici con un anno di mobilità, 44 tra quelle con due anni (circa il 10.8 % del totale).

Di seguito presentiamo le distribuzioni congiunte e le distribuzioni d'impatto dopo 24 e 36 mesi dall'iscrizione alle liste:

$$(Y_{24}^T, Y_{24}^{NT}) \sim N_2 \left(\begin{pmatrix} \mathbf{x}'_t \beta \\ \mathbf{x}'_t \beta \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0.166 & 0.141 \\ 0.141 & 0.188 \end{pmatrix} \right)$$

$$(Y_{36}^T, Y_{36}^{NT}) \sim N_2 \left(\begin{pmatrix} \mathbf{x}'_t \beta \\ \mathbf{x}'_t \beta \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0.142 & 0.126 \\ 0.126 & 0.163 \end{pmatrix} \right)$$

$$Y_{24}^T - Y_{24}^{NT} \sim N(-0.064, 0.072)$$

$$Y_{36}^T - Y_{36}^{NT} \sim N(-0.064, 0.053)$$

La correlazione tra le variabili casuali Y^T e Y^{NT} è 0.8 a 24 mesi e 0.83 a 36 mesi. Anche tra le donne senza indennità la correlazione tra le distribuzioni marginali dei trattati e dei non trattati è alta e positiva. Rispetto ai due casi precedenti però rimane pressochè costante nel tempo.

Poichè il coefficiente nella regressione che misura l'effetto di avere un anno in più rispetto a due è significativo possiamo concludere l'impatto medio sui salari è negativo di 6.4 punti percentuali sia a 24 che a 36 mesi. Inoltre il 59.4% delle donne senza indennità verrebbe danneggiata dall'avere un anno in più di mobilità dopo 24 mesi mentre la proporzione di danneggiati sarebbe pari a 60.4% dopo 36 mesi.

L'intervallo di confidenza al 5% dell'impatto medio è [-.59,.462] dopo 24 mesi mentre dopo 36 mesi è [-.54,.412]. Questo significa che dopo 24 mesi per il 2.5% dei lavoratori il salario diminuirebbe di almeno 59 punti percentuali dopo 2 anni e di almeno 54 punti percentuali dopo 36 mesi se avessero un anno in più di mobilità. Allo stesso modo per il

2.5% il salario dei soggetti analizzati aumenterebbe di 46 punti percentuali dopo 2 anni e 41 punti percentuali dopo 36 mesi.

Possiamo quindi dire che la variabilità dell'impatto non è trascurabile. Per le donne senza indennità la variabilità diminuisce leggermente nel tempo ma rimane comunque rilevante.

6.1.4 Donne con indennità

Le donne con indennità è il gruppo meno numeroso con 478 unità statistiche suddivisibili in 266 lavoratrici con un anno di mobilità e 212 con due anni di mobilità. Abbiamo eliminato alcuni dati anomali sulle code: un'unità statistica che aveva un salario 36 mesi dopo l'entrata in mobilità molto superiore al resto del campione e 5 unità statistiche con salario inferiore ai 150 euro nelle rilevazioni successive all'entrata in mobilità prese in considerazione.

Tabella 25: Regressione within-group dei salari sull'età, il quadrato dell'età, la variabile che misura l'impatto di avere due anni invece di uno di mobilità, gli effetti-anno

Fixed-effects (within) regression		Number of obs	=	3594
Group variable (i): cod_pgr		Number of groups	=	478
R-sq: within	= 0.0284	Obs per group: min	=	2
between	= 0.0037	avg	=	7.5
overall	= 0.0029	max	=	8
corr(u_i, Xb)	= -0.0856	F(14,3102)	=	6.49
		Prob > F	=	0.0000

salario	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
D	-.0174946	.0222583	-0.79	0.432	-.0611371	.0261478
eta	-.0621479	.0253577	-2.45	0.014	-.1118674	-.0124284
eta2	.0007273	.0003461	2.10	0.036	.0000487	.001406
1990	.0103538	.0294177	0.35	0.725	-.0473262	.0680339
1991	.0407066	.0261115	1.56	0.119	-.0104909	.0919041
1992	.0502869	.0234162	2.15	0.032	.004374	.0961997
1993	.0410847	.021862	1.88	0.060	-.0017808	.0839502
1994	.0437379	.0203981	2.14	0.032	.0037427	.0837331
1995	.0463278	.0198307	2.34	0.020	.0074451	.0852105
1996	.0423959	.0201717	2.10	0.036	.0028446	.0819472
1997	.0310597	.0199594	1.56	0.120	-.0080753	.0701947
1998	.0338563	.0214457	1.58	0.115	-.0081928	.0759055
1999	.0409303	.0203901	2.01	0.045	.0009508	.0809098
2000	.0200464	.0195985	1.02	0.306	-.0183809	.0584736
cons	7.625246	.4667453	16.34	0.000	6.710085	8.540407
sigma_u	.24934222					
sigma_e	.19722135					
rho	.61514685	(fraction of variance due to u_i)				

F test that all u_i=0:	F(477, 3102) =	11.08	Prob > F =	0.0000
------------------------	----------------	-------	------------	--------

Il coefficiente relativo all'impatto di aver un anno in più di eleggibilità alle liste di mobilità, per le donne con l' indennità, non è significativo. Non c'è quindi differenza, in media, tra i salari di coloro che hanno un anno di mobilità e quelli che ne hanno due a parità d'età e di particolari effetti anno. Il test congiunto del polinomio quadratico dell'età⁶⁷ a livello del 5% e il suo contributo, nella fascia d'età considerata, è crescente⁶⁸. In questo caso molti coefficienti che rappresentano gli effetti dei vari anni sono significativi.

Dopo aver imputato con NORM i dati mancanti applichiamo l'analisi fattoriale separatamente per i due gruppi. L'analisi viene condotta con due variabili latenti e con soli cinque indicatori. La ragione è da ricercare in una matrice di correlazione dei residui anomala per il gruppo con un anno di mobilità.

⁶⁷ $F(2, 3103) = 7.26$ Prob > F = 0.0007

⁶⁸Risulta crescente fino a un valore della variabile età di 45.46

Tabella 26: Matrice di correlazione dei residui della regressione per il gruppo con un anno di mobilità dopo l'imputazione dei dati mancanti

	A 72	A 60	A 48	A 36	A 24	A 12	DOPO 24	DOPO 36
RESIDUO A 72 MESI	1.0000							
RESIDUO A 60 MESI	0.8052	1.0000						
RESIDUO A 48 MESI	0.5909	0.7576	1.0000					
RESIDUO A 36 MESI	0.6923	0.7724	0.7505	1.0000				
RESIDUO A 24 MESI	0.6186	0.6784	0.6417	0.8423	1.0000			
RESIDUO A 12 MESI	0.5573	0.6273	0.6144	0.7707	0.8335	1.0000		
RESIDUO DOPO 24 MESI	0.2982	0.3685	0.3605	0.4822	0.4585	0.4814	1.0000	
RESIDUO DOPO 36 MESI	0.3603	0.4079	0.3788	0.5175	0.5081	0.5369	0.8924	1.0000

Notiamo infatti che tra il residuo a 48 mesi dall'entrata in mobilità e quello a 72 c'è una correlazione inferiore rispetto alla correlazione tra il residuo a 36 mesi e il residuo a 72. E lo stesso comportamento si ripete nella correlazione con il residuo a 60 mesi. Altri problemi computazionali con LISREL ci inducono a limitare l'analisi fattoriale a due variabili latenti e cinque indicatori: i residui che vanno da 12 a 36 mesi dall'entrata in mobilità e i due residui successivi all'iscrizione alle liste.

Imponiamo 4 restrizioni nella matrice dei “*factor loadings*”: vincoliamo a zero il “*factor loading*” del secondo fattore per l'indicatore a 36 mesi dall'entrata in mobilità e il “*factor loading*” del primo fattore per l'indicatore 24 mesi dopo l'entrata in mobilità. Inoltre vincoliamo a uno il “*factor loading*” del primo fattore per l'indicatore a 36 mesi dall'entrata in mobilità e il “*factor loading*” del secondo fattore per l'indicatore 24 mesi dopo dall'entrata in mobilità. Le stime dei “*factor loadings*” non sono significativamente diverse sia prima che dopo l'entrata in mobilità e l'ordine dei fattori è lo stesso nelle due analisi. L'analisi della rotazione PROMAX, le matrici Λ^* , Φ^* e Θ_ϵ si trovano nell'Appendice.

Tabella 27: Indici di bontà di adattamento del modello ai dati per il gruppo con un anno di mobilità

Goodness of Fit Statistics	
Degrees of Freedom = 1	
Minimum Fit Function Chi-Square = 1.130 (P = 0.288)	
Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 1.126 (P = 0.289)	
Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 0.126	
90 Percent Confidence Interval for NCP = (0.0 ; 7.318)	
Minimum Fit Function Value = 0.00426	
Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.000476	
90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.0 ; 0.0276)	
Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.0218	
90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.0 ; 0.166)	
P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.433	
Root Mean Square Residual (RMR) = 0.000330	
Standardized RMR = 0.00287	
Goodness of Fit Index (GFI) = 0.998	
Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.975	
Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.0666	

Tabella 28: Indici di bontà di adattamento del modello ai dati per il gruppo con due anni di mobilità

```

Goodness of Fit Statistics

Degrees of Freedom = 1
Minimum Fit Function Chi-Square = 0.179 (P = 0.673)
Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 0.179 (P = 0.672)
Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 0.0
90 Percent Confidence Interval for NCP = (0.0 ; 3.989)

Minimum Fit Function Value = 0.000846
Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.0
90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.0 ; 0.0189)
Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.0
90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.0 ; 0.138)
P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.744

Root Mean Square Residual (RMR) = 0.000145
Standardized RMR = 0.00187
Goodness of Fit Index (GFI) = 1.00
Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.995
Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.0666

```

Tutti gli indici presi in considerazione confermano un buon adattamento del modello ai dati per entrambe le analisi fattoriali. Infatti, le statistiche χ^2 hanno un p-value maggiore di 0.05, gli indici RMR e RMSEA sono inferiori a 0.05 e gli indici GFI sono molto vicini a 1.

Tabella 29: Test di Shapiro-Wilk per verificare la normalità dei dati per il gruppo con un anno di mobilità

Variable	Obs	W	V	z	Prob>z
RESIDUO DOPO 24 MESI	243	0.99084	1.620	1.121	0.13107
RESIDUO DOPO 36 MESI	243	0.98917	1.915	1.510	0.06554

Tabella 30: Test di Shapiro-Wilk per verificare la normalità dei dati per il gruppo con due anni di mobilità

Variable	Obs	W	V	z	Prob>z
RESIDUO DOPO 24 MESI	197	0.98674	1.952	1.538	0.06203
RESIDUO DOPO 36 MESI	197	0.99083	1.351	0.691	0.24481

Come vediamo dai grafici e dai test di Shapiro-Wilk i residui dell'analisi fattoriale si distribuiscono normalmente per entrambi i gruppi sia a distanza di 24 e 36 mesi dall'ingresso in mobilità. Per ottenere questi risultati abbiamo eliminato 23 unità statistiche nel gruppo con un anno di mobilità (circa il 8.6% del totale) e 15 unità nel gruppo con due anni (circa il 7% del totale).

Presentiamo ora le distribuzioni congiunte tra trattati e non trattati e la distribuzione d'impatto di avere un anno in più di elegibilità alle liste:

Figura 7: Grafici q-q norm che confrontano i quantili di una normale con i quantili dei residui rispettivamente 24 e 36 mesi dopo l'entrata in mobilità per i soggetti eleggibili ad un anno di mobilità

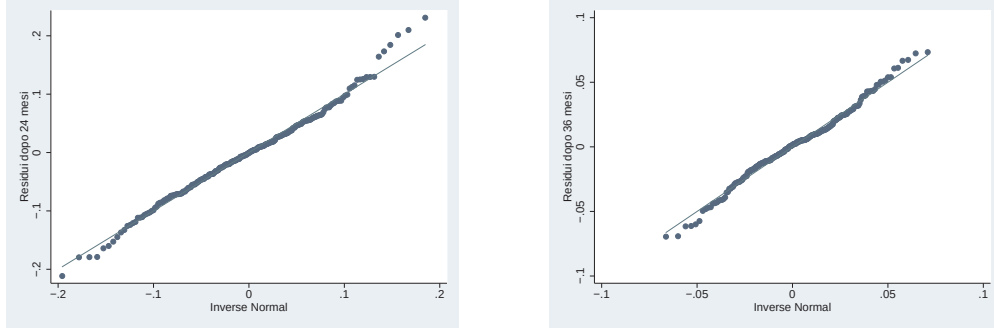
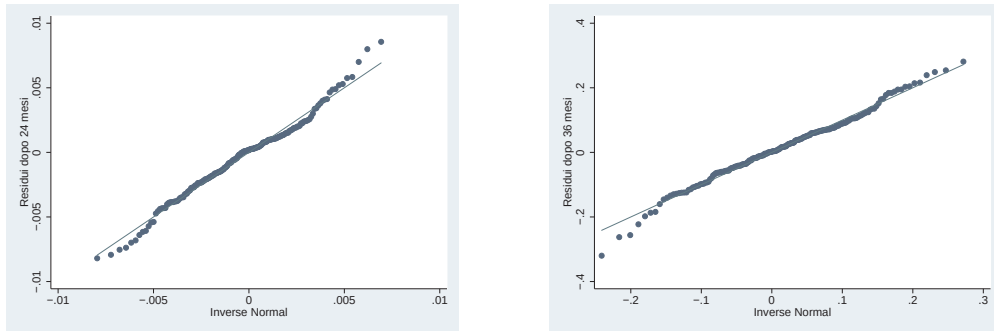


Figura 8: Grafici q-q norm che confrontano i quantili di una normale con i quantili dei residui rispettivamente 24 e 36 mesi dopo l'entrata in mobilità per i soggetti eleggibili a due anni di mobilità



$$(Y_{24}^T, Y_{24}^{NT}) \sim N_2 \left(\begin{pmatrix} \mathbf{x}_t' \boldsymbol{\beta} \\ \mathbf{x}_t' \boldsymbol{\beta} \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0.077 & 0.092 \\ 0.092 & 0.118 \end{pmatrix} \right)$$

$$(Y_{36}^T, Y_{36}^{NT}) \sim N_2 \left(\begin{pmatrix} \mathbf{x}_t' \boldsymbol{\beta} \\ \mathbf{x}_t' \boldsymbol{\beta} \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0.083 & 0.079 \\ 0.079 & 0.134 \end{pmatrix} \right)$$

$$Y_{24}^T - Y_{24}^{NT} \sim N(0, 0.011)$$

$$Y_{36}^T - Y_{36}^{NT} \sim N(0, 0.059)$$

La correlazione tra le variabili casuali Y^T e Y^{NT} dei trattati e dei non trattati è 0.97 dopo 24 mesi e 0.75 dopo 36 mesi. Le correlazioni tra le marginali sono elevate e positive soprattutto dopo 24 mesi dall'entrata in mobilità. Dopo tre anni seppur rimanendo alta la correlazione diminuisce vistosamente: a livello teorico ciò significa che rispetto a due anni dopo l'iscrizione alle liste nel terzo anno è più probabile il verificarsi di episodi di mobilità salariale. Per mobilità salariale vogliamo intendere che se un lavoratore appartiene ad un quantile della distribuzione da trattato si troverebbe su un altro quantile nella distribuzione da non trattato.

Poichè lavoriamo con distribuzioni normali e il coefficiente nella regressione che misura l'effetto di avere un anno in più rispetto a due non è significativo possiamo concludere l'impatto medio sui salari è nullo sia a 24 che a 36 mesi. Inoltre il 50% delle donne senza indennità beneficerebbe dall'avere un anno in più di mobilità mentre l'altra metà verrebbe danneggiata.

L'intervallo di confidenza al 5% dell'impatto medio è $[-.205, .205]$ dopo 24 mesi mentre dopo 36 mesi è $[-.476, .476]$. Questo significa che dopo 24 mesi per il 2.5% dei lavoratori il salario diminuirebbe di almeno 59 punti percentuali dopo 2 anni e di almeno 54 punti percentuali dopo 36 mesi se avessero un anno in più di mobilità. Allo stesso modo per il 2.5% il salario dei soggetti analizzati aumenterebbe di 46 punti percentuali dopo 2 anni e 41 punti percentuali dopo 36 mesi.

Possiamo quindi dire che la variabilità dell'impatto non è trascurabile. Per le donne con indennità la variabilità aumenta nel tempo ma ed è rilevante.

7 Conclusioni

L'obiettivo del nostro lavoro è stato, seguendo Aakvik, Heckman e Vytlačil(1998) e Carneiro, Hansen e Heckman (2001 e 2003), applicare un metodo parametrico che ci permettesse di identificare la distribuzione congiunta e, di conseguenza, ricavare la distribuzione dell'impatto che ha sui salari il fatto di avere diritto a due anni di mobilità invece che a uno. Abbiamo quindi definito trattati i soggetti con due anni di mobilità.

L'analisi è stata condotta su un *data set*, già utilizzato in Paggiaro, Rettore e Trivellato(2008), che contiene la serie storica dei salari da 6 anni prima a 3 anni dopo l'ingresso in mobilità e altre caratteristiche dei lavoratori del Veneto iscritti alle liste dal 1995 al 1998. Ci concentriamo sulla soglia che discrimina i lavoratori dall'essere eleggibili a uno o due anni di mobilità studiando esclusivamente i soggetti che al momento dell'iscrizione hanno tra i 37 e i 43 anni. Facciamo questo perchè ipotizziamo che sulla soglia i lavoratori dei due gruppi abbiano una storia lavorativa molto simile a livello salariale e che, successivamente all'entrata in mobilità, l'unico motivo di differenziazione sia il tempo di permanenza in lista. Essendo interessati all'impatto che ha sui salari l'aver due anni invece che uno di mobilità escludiamo tutti i lavoratori che dopo 24 o 36 mesi dall'iscrizione alle liste o in entrambi gli istanti temporali sono in cerca di occupazione. Inoltre per rendere più completo il nostro studio stratifichiamo il nostro campione in quattro gruppi in base al genere e al fatto di percepire o meno l'indennità.

A questo punto applichiamo una regressione *within group* dei 6 log-salari precedenti l'ingresso in mobilità e dei log-salari a 24 e a 36 mesi dopo l'iscrizione alle liste su un polinomio quadratico dell'età, su una variabile che misura l'impatto medio dell'aver due anni di mobilità invece di uno e su delle dummies che catturano gli effetti particolari degli anni. Escludiamo i salari ad un anno dall'iscrizione alle liste perchè troppo ravvicinati all'entrata in mobilità.

I residui della regressione hanno dei dati mancanti in quanto prima dell'entrata in mobilità i lavoratori potrebbero aver avuto degli episodi di disoccupazione. Con il supporto di NORM imputiamo i dati mancanti producendo dei *data set* completi sui quali implementeremo un'analisi fattoriale separatamente per il gruppo con un anno o con due anni di mobilità.

L'analisi fattoriale è stata implementata su due indicatori rappresentativi dei residui successivi all'ingresso in mobilità e fondamentali per ricavare la distribuzione dell'impatto e altre sei misure, i residui dei salari precedenti all'iscrizione alle liste, inserite per ridurre l'arbitrarietà e facilitare l'identificazione del modello di analisi fattoriale. Il modello con tre fattori ha un buon adattamento ai dati per gli uomini con indennità: il primo fattore spiega i residui che vanno da 72 a 48 mesi dall'ingresso in mobilità, il secondo fattore gli indicatori da 36 mesi a 12 mesi e il terzo fattore quelli successivi all'iscrizione alle liste. Per le donne e gli uomini senza indennità togliamo il residuo a 36 mesi perchè il modello con otto indicatori crea problemi computazionali a LISREL. Per il gruppo delle donne con indennità invece, per alcune anomalie nella matrice di correlazione dei residui, scegliamo di prendere in considerazione solo tre indicatori precedenti all'entrata in mobilità riducendo l'analisi a due fattori.

Ora, per le assunzioni dell'analisi fattoriale, le distribuzioni degli errori di misura per il gruppo con un anno di mobilità sono indipendenti da quelle con due anni di mobilità e la

covarianza tra le variabili d'interesse da trattati e da non trattati è riassunta dalla struttura fattoriale. A questo punto verifichiamo la normalità dei residui: se i test ci confermassero questa ipotesi anche la distribuzione congiunta sarebbe normale. Inoltre la distribuzione dell'impatto sarebbe semplicemente

$$Y_t^T - Y_t^{NT} \sim N(\gamma, \lambda_t^{T'} \lambda_t^T + \sigma_{\varepsilon^T}^2 + \lambda_t^{NT'} \lambda_t^{NT} + \sigma_{\varepsilon^{NT}}^2 - 2\lambda_t^{T'} \lambda_t^{NT})$$

In tutti e quattro i gruppi l'ipotesi di normalità è accettata anche se abbiamo dovuto eliminare alcune osservazioni sulle code delle distribuzioni dopo 24 e 36 mesi dall'ingresso in mobilità.

Dalle nostre analisi possiamo inoltre fare delle altre considerazioni che emergono dai dati:

- la correlazione tra le variabili casuali Y_t^T e Y_t^{NT} sono elevate e positive: d'altra parte è realistico che ad alti salari con un anno di mobilità corrispondano alti salari con due anni di mobilità e viceversa;
- l'impatto medio è non significativo per i gruppi che ricevono l'indennità;
- per la simmetria della distribuzione normale se l'impatto medio è nullo la proporzione dei soggetti beneficiari del trattamento non può che essere del 50% per entrambi i gruppi con l'indennità;
- l'impatto medio risulta significativo e negativo per i gruppi che non percepiscono l'indennità: gli uomini con due anni di mobilità hanno mediamente un salario di 3.5 punti percentuali minore rispetto agli uomini con un anno mentre le donne con due anni di mobilità mediamente hanno un salario minore di 6.4 punti percentuali rispetto alle donne con un anno;
- coloro che vengono danneggiati dall'avere un anno in più di mobilità sono il 55% dopo 24 mesi e 59 % dopo 36 mesi per gli uomini senza indennità e attorno il 60% in entrambi i periodi per le donne senza indennità.
- costruendo un intervallo di confidenza per l'impatto medio vediamo che la variabilità dell'impatto è molto elevata in tutti i gruppi in particolar modo le donne senza indennità. Spesso gli estremi dell'intervallo di confidenza superano o sfiorano i 40 punti percentuali

Se valutassimo il trattamento esclusivamente con l'impatto medio potremmo dire che esso è per lo più non significativo (nei due gruppi con l'indennità) o comunque non eccessivamente elevato (nei gruppi senza indennità). Nel momento in cui supportiamo l'analisi con la distribuzione d'impatto ci rendiamo in realtà conto che una parte rilevante dei lavoratori viene danneggiata dall'avere un anno in più di mobilità mentre una parte altrettanto consistente risulta beneficiarne.

A Appendice A

In questa sezione descriveremo brevemente il procedimento che il programma NORM utilizza per imputare i dati mancanti.

NORM è un programma ideato da Schafer (1998) per generare imputazioni multiple di *data set* incompleti multivariati. Il suo nome si riferisce alla distribuzione normale multivariata che è il modello usato per generare le imputazioni. Per imputazioni multiple intendiamo la costruzione di m *data set* completi sui quali successivamente svolgere altre analisi. Il programma inoltre fornisce le procedure per accorpare le stime e i relativi standard error ricavate nelle varie analisi in modo da ottenere un'unica stima per parametro.

A.1 Assunzioni

Le assunzioni che generalmente si fanno quando si applicano le imputazioni multiple riguardano:

- il modello generatore dei dati;
- la distribuzione a priori dei parametri del modello;
- il meccanismo che genera i dati mancanti;

Per produrre imputazioni dei valori mancanti bisogna imporre il modello probabilistico sottostante al *data set* completo. NORM ipotizza che i dati si distribuiscano come una normale multivariata. Alcuni studi basati su simulazioni comunque confermano un buon comportamento delle imputazioni effettuate da NORM anche in presenza di deviazioni dall'assunzione di multinormalità (Schafer 1997).

E' banale però dire che la scelta del modello di imputazione non sia importante: esso deve essere il più possibile compatibile con le analisi che verranno effettuate sul *data set* completo. Importante è soprattutto inserire nel modello di imputazione tutte quelle variabili che successivamente saranno oggetto delle nostre analisi anche se non hanno problemi di dati mancanti in modo da preservare l'associazione che c'è tra variabili con dati mancanti e variabili complete. Se per esempio volessimo studiare la relazione tra una variabile dipendente Y (unica ad avere dati mancanti) e due variabili esplicative X_1 e X_2 , e nel modello di imputazione escludessimo X_2 , il coefficiente di quest'ultima variabile sarebbe distorto verso zero (Schafer 1998).

Per quanto riguarda il nostro lavoro noi dobbiamo imputare i valori mancanti dei residui della regressione. Come ben sappiamo i residui sono ortogonali alle variabili inserite nella regressione per cui nel modello di imputazione saranno presenti esclusivamente le stime dei residui che fungeranno poi da indicatori della nostra analisi fattoriale.

Per quanto riguarda il secondo punto NORM utilizza metodi bayesiani per imputare i valori mancanti. E' necessario quindi specificare che tipo di distribuzione a priori assegniamo ai parametri. Di default NORM applica la distribuzione a priori non informativa. C'è comunque la possibilità di inserire una distribuzione a priori informativa. Noi non conoscendo la distribuzione dei parametri preferiamo lasciare la priori non informativa.

E' necessario inoltre fare assunzioni sul meccanismo sottostante ai dati mancanti. NORM ipotizza che il meccanismo sia "*missing at random*" che abbrevieremo con MAR. E' bene

puntualizzare che MAR non significa che i dati mancanti debbano essere necessariamente un sotto-campione casuale dell'intero *data set*. Sotto MAR la probabilità che un'osservazione sia mancante può dipendere dai dati osservati ma non da quelli mancanti (Little & Rubin, 1987).

Definiamo Y la variabile con valori mancanti, X una variabile che è sempre osservata e R l'indicatore che assume valore 1 quando Y è osservata e 0 altrimenti. MAR implica che R e Y possano essere correlati ma solo attraverso l'associazione con X . MAR permette a Y di assumere valori più alti o più bassi tra le unità che non osserviamo ma la relazione tra X e Y non deve essere diversa tra i due gruppi discriminati dal valore dell'indicatore R . In pratica se uno regredisce Y su X distintamente per i due gruppi il coefficiente di X non deve essere significativamente diverso. Ne consegue che si possa stimare il valore mancante di Y utilizzando semplicemente la regressione che lega X e Y .

Un'ovvia conseguenza è che se si escludesse dal modello di imputazione una variabile correlata sia al meccanismo sottostante ai dati mancanti sia alla variabile incompleta l'assunzione MAR sarebbe violata.

A.2 Strumenti per creare le imputazioni multiple

Le tecniche computazionali utilizzate nel nostro lavoro e presenti in NORM sono:

- l'algoritmo EM;
- la *data augmentation*;

L'algoritmo EM è un metodo che produce stime di massima verosimiglianza per dati incompleti. La procedura si articola in due step che continuano ad iterare finchè non si raggiunge la convergenza.

I due step seguiti dall'algoritmo EM sono:

- l'E step in cui si ottengono le statistiche sufficienti mancanti dai loro valori attesi dato i valori osservati e le stime dei parametri del modello attuale ;
- l'M step che produce le stime di massima verosimiglianza dei parametri dato le statistiche sufficienti ottenute nell'E-step;

Più basso è il tasso di valori mancanti più velocemente l'algoritmo convergerà. Inoltre è sempre bene verificare che ad ogni iterazione aumenti la massima verosimiglianza. I valori ottenuti con l'algoritmo EM sono ottimi valori di partenza da utilizzare nella *data augmentation*.

Data augmentation, come l'algoritmo EM, è un processo iterativo che imputa valori mancanti e costruisce procedure inferenziali per i parametri ignoti. *Data augmentation* prima produce valori mancanti assumendo determinati valori dei parametri, poi, attraverso metodi di statistica bayesiana, ottiene nuovi valori dei parametri dalla distribuzione a posteriori basata sui valori osservati e i valori imputati. Si iterano nuovi valori dei dati mancanti e nuovi parametri creando così una catena di Markov .

Anche in questo caso minore è la percentuale di dati mancanti più rapida è la convergenza. Poichè è una procedura stocastica *data augmentation* convergerà in distribuzione. Quando EM converge i valori dei parametri non cambiano da un'iterazione all'altra. Al

contrario nella *data augmentation*, raggiunta la convergenza, la distribuzione dei parametri non si modifica ma i valori dei parametri necessari all'imputazione cambiano di volta in volta.

E' importante che le m imputazioni siano disegni indipendenti dei dati mancanti dalla loro distribuzione predittiva. NORM calcola la funzione di autocorrelazione dei parametri in modo che sia chiaro al ricercatore dopo quanti cicli l'imputazione ottenuta sia indipendente dalla precedente.

NORM fornisce anche dei semplici modi per ottenere, dopo aver ripetuto le analisi sugli m *data set* completi, un'unica stima parametri $Q_{1j} \dots Q_{mj}$ e dei relativi standard error $U_{1j} \dots U_{mj}$.

Basandosi sulle regole di Rubin una semplice procedura per ricavare la stima puntuale è

$$\hat{Q}_j = \frac{1}{m} \sum_{i=0}^m \hat{Q}_{ij}$$

Per ricavare gli standard error si distingue tra varianza “*within imputation*”

$$\hat{U}_j = \frac{1}{m} \sum_{i=0}^m \hat{U}_{ij}$$

e varianza “*between imputation*”

$$\hat{B}_j = \frac{1}{m-1} \sum_{i=0}^m (\hat{Q}_{ij} - \hat{Q}_j)^2$$

Nel nostro lavoro, dopo aver ottenuto i residui della regressione, per imputare i dati inanzitutto implementiamo l'algoritmo EM per ricavare i valori di partenza per la *data augmentation*. Successivamente applichiamo la *data augmentation* scegliendo come distribuzione a priori la non informativa e che la distanza tra le imputazioni necessarie per fare le analisi sia di 50 iterazioni. Decidiamo però di utilizzare un solo *data set* completo per ogni gruppo: la percentuale di dati mancanti è bassa e come mostreremo di seguito le analisi non differiscono di molto se si prendono in considerazione *data set* diversi.

Prendiamo in considerazione un altro *data set* completo per i maschi con indennità. Ovviamente non riportiamo le stime dei coefficienti della regressione che è stata implementata con i dati mancanti e perciò è la stessa per ogni *data set* considerato.

Tabella 31: Stime della matrice dei “*factor loadings*” Λ^* , della matrice di varianza e covarianza dei fattori Φ^* e della matrice di varianza e covarianza degli errori di misura Θ_ε , con i relativi standard error e le statistiche t, i coefficienti di correlazione multipla e gli indici di bontà di adattamento al modello rispettivamente per il gruppo con uno e due anni di mobilità

LAMBDA-X

	Ksi1	Ksi2	Ksi3
	-----	-----	-----
RES72	0.808 (0.067) 12.020	0.072 (0.059) 1.225	-0.005 (0.020) -0.248
RES60	1.000	- -	- -
RES48	0.585 (0.060) 9.727	0.400 (0.057) 7.020	0.019 (0.025) 0.775
RES36	0.115 (0.065) 1.755	0.905 (0.072) 12.574	-0.039 (0.030) -1.314
RES24	- -	1.000	- -
RES12	-0.048 (0.078) -0.613	0.879 (0.080) 10.979	0.108 (0.041) 2.631
POST24	0.060 (0.067) 0.903	0.052 (0.122) 0.427	0.887 (0.150) 5.931
POST36	- -	- -	1.000

PHI

	Ksi1	Ksi2	Ksi3
	-----	-----	-----
Ksi1	0.060 (0.005) 13.234		
Ksi2	0.054 (0.005) 12.001	0.073 (0.006) 11.879	
Ksi3	0.038 (0.004) 8.502	0.051 (0.005) 9.454	0.103 (0.013) 7.698

THETA-DELTA

RES72	RES60	RES48	RES36	RES24	RES12
-----	-----	-----	-----	-----	-----
0.009 (0.001) 8.589	0.002 (0.001) 1.936	0.012 (0.001) 12.403	0.007 (0.001) 6.182	0.014 (0.002) 8.980	0.024 (0.002) 12.117

THETA-DELTA

POST24	POST36
-----	-----
0.024	0.005
(0.009)	(0.011)
2.766	0.487

Goodness of Fit Statistics

Degrees of Freedom = 7
 Minimum Fit Function Chi-Square = 9.586 (P = 0.213)
 Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 9.539 (P = 0.216)
 Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 2.539
 90 Percent Confidence Interval for NCP = (0.0 ; 14.848)

Minimum Fit Function Value = 0.0234
 Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.00619
 90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.0 ; 0.0362)
 Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.0297
 90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.0 ; 0.0719)
 P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.741

Root Mean Square Residual (RMR) = 0.000394
 Standardized RMR = 0.00455
 Goodness of Fit Index (GFI) = 0.994
 Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.970
 Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.193

LAMBDA-X

	Ksi1	Ksi2	Ksi3
	-----	-----	-----
RES72	0.926 (0.077) 12.048	0.032 (0.076) 0.423	-0.009 (0.029) -0.310
RES60	1.000	- -	- -
RES48	0.498 (0.054) 9.283	0.518 (0.057) 9.015	-0.015 (0.028) -0.543
RES36	0.127 (0.062) 2.050	0.961 (0.076) 12.595	-0.090 (0.037) -2.431
RES24	- -	1.000	- -
RES12	0.036 (0.072) 0.502	0.717 (0.083) 8.605	0.232 (0.049) 4.720
POST24	-0.153 (0.065) -2.341	0.103 (0.106) 0.977	1.055 (0.115) 9.147
POST36	- -	- -	1.000

PHI

	Ksi1	Ksi2	Ksi3
	-----	-----	-----
Ksi1	0.066 (0.005) 13.164		
Ksi2	0.060 (0.005) 12.138	0.073 (0.006) 12.289	

Ksi3	0.044 (0.005) 9.463	0.054 (0.005) 10.326	0.080 (0.008) 10.276
------	---------------------------	----------------------------	----------------------------

THETA-DELTA

RES72	RES60	RES48	RES36	RES24	RES12
0.010 (0.001) 8.549	0.000 (0.001) 0.400	0.007 (0.001) 11.239	0.007 (0.001) 7.244	0.007 (0.001) 6.516	0.024 (0.002) 12.493

THETA-DELTA

POST24	POST36
0.013 (0.005) 2.678	0.009 (0.004) 2.235

Goodness of Fit Statistics

Degrees of Freedom = 7
Minimum Fit Function Chi-Square = 8.003 (P = 0.332)
Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 7.944 (P = 0.338)
Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 0.944
90 Percent Confidence Interval for NCP = (0.0 ; 12.205)

Minimum Fit Function Value = 0.0217
Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.00256
90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.0 ; 0.0332)
Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.0191
90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.0 ; 0.0688)
P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.804

Root Mean Square Residual (RMR) = 0.000277
Standardized RMR = 0.00341
Goodness of Fit Index (GFI) = 0.995
Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.972
Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.193

Le stime sono molto simili con quelle ricavate dal *data set* presente nel capitolo 5. Gli indici di adattamento più o meno si equivalgono e confermano un buon adattamento del modello ai dati.

Figura 9: Grafici q-q norm che confrontano i quantili di una normale con i quantili dei residui rispettivamente 24 e 36 mesi dopo l'entrata in mobilità per i soggetti elegibili ad un anno di mobilità

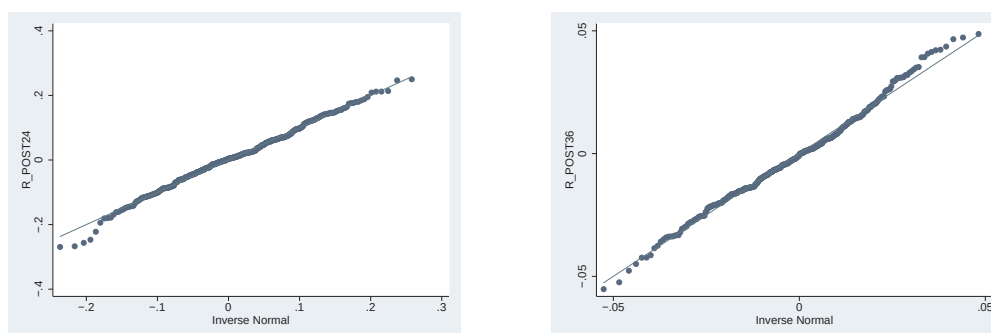
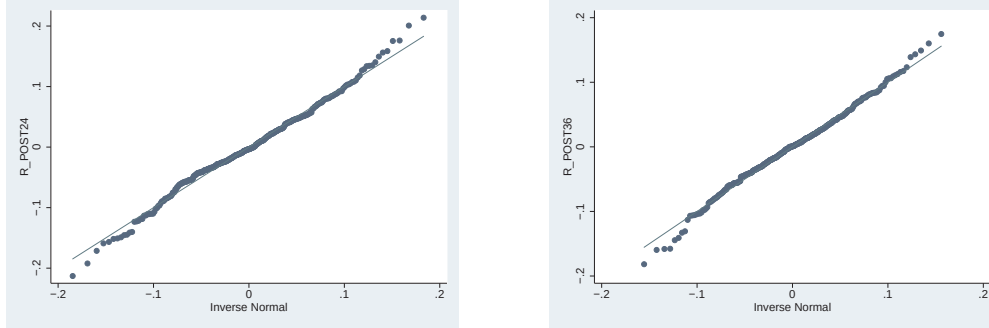


Figura 10: Grafici q-q norm che confrontano i quantili di una normale con i quantili dei residui rispettivamente 24 e 36 mesi dopo l'entrata in mobilità per i soggetti eleggibili a due anni di mobilità



Variable	Obs	W	V	z	Prob>z
RESIDUO DOPO 24 MESI	385	0.99411	1.568	1.068	0.14272
RESIDUO DOPO 36 MESI	385	0.99277	1.923	1.553	0.06026

Variable	Obs	W	V	z	Prob>z
RESIDUO DOPO 24 MESI	359	0.99275	1.812	1.408	0.07959
RESIDUO DOPO 36 MESI	359	0.99412	1.470	0.913	0.18069

Sia i grafici che il test di Shapiro Wilk confermano la normalità dei residui. Per ottenere ciò abbiamo eliminato un'osservazione in meno nel gruppo con un anno di mobilità e una in più in quello con due anni di mobilità

$$(Y_{24}^T, Y_{24}^{NT}) \sim N_2 \left(\begin{pmatrix} \mathbf{x}_t' \boldsymbol{\beta} \\ \mathbf{x}_t' \boldsymbol{\beta} \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0.1 & 0.088 \\ 0.088 & 0.115 \end{pmatrix} \right)$$

$$(Y_{36}^T, Y_{36}^{NT}) \sim N_2 \left(\begin{pmatrix} \mathbf{x}_t' \boldsymbol{\beta} \\ \mathbf{x}_t' \boldsymbol{\beta} \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0.089 & 0.091 \\ 0.091 & 0.108 \end{pmatrix} \right)$$

$$Y_{24}^T - Y_{24}^{NT} \sim N(0, 0.039)$$

$$Y_{36}^T - Y_{36}^{NT} \sim N(0, 0.015)$$

La distribuzione congiunta e quella d'impatto ha differenze davvero minime con quelle ottenute nel capitolo 5 sia in termini di varianza che in termini di covarianza. Anche la correlazione tra le distribuzioni marginali dei trattati e dei non trattati sono simili: è di 0.82 a 24 mesi e di 0.93 a 36 mesi.

Ora mostriamo che anche analizzando un altro *data set* delle donne senza indennità, il gruppo con la percentuale più alta di dati mancanti, si arriva alle stesse conclusioni del capitolo 5.

Tabella 32: Stime della matrice dei “*factor loadings*” Λ^* , della matrice di varianza e covarianza dei fattori Φ^* e della matrice di varianza e covarianza degli errori di misura Θ_ε , con i relativi standard error e le statistiche t, i coefficienti di correlazione multipla e gli indici di bontà di adattamento al modello rispettivamente per il gruppo con uno e due anni di mobilità

LAMBDA-X						
	Ksi1	Ksi2	Ksi3			
	-----	-----	-----			
RES72	0.932 (0.060) 15.447	-0.047 (0.054) -0.870	0.000 (0.030) 0.010			
RES60	1.000	- -	- -			
RES48	0.793 (0.055) 14.538	0.195 (0.053) 3.653	0.018 (0.026) 0.713			
RES24	- -	1.000	- -			
RES12	0.074 (0.122) 0.607	0.816 (0.153) 5.336	0.135 (0.037) 3.700			
POST24	- -	- -	1.000			
POST36	-0.077 (0.066) -1.171	0.048 (0.080) 0.596	1.002 (0.157) 6.399			
PHI						
	Ksi1	Ksi2	Ksi3			
	-----	-----	-----			
Ksi1	0.129 (0.009) 14.619					
Ksi2	0.108 (0.008) 13.751	0.141 (0.013) 11.208				
Ksi3	0.063 (0.008) 8.366	0.068 (0.008) 8.702	0.143 (0.020) 7.250			
THETA-DELTA						
	RES72	RES60	RES48	RES24	RES12	POST24
	-----	-----	-----	-----	-----	-----
	0.035 (0.003) 12.309	0.012 (0.002) 5.185	0.023 (0.002) 11.866	0.010 (0.009) 1.109	0.031 (0.006) 5.256	0.044 (0.017) 2.688
THETA-DELTA						
	POST36					

	0.023 (0.016) 1.381					

Squared Multiple Correlations for X - Variables

RES72	RES60	RES48	RES24	RES12	POST24
-----	-----	-----	-----	-----	-----
0.749	0.918	0.839	0.937	0.802	0.763

Squared Multiple Correlations for X - Variables

POST36

0.862

Goodness of Fit Statistics

Degrees of Freedom = 3
 Minimum Fit Function Chi-Square = 3.344 (P = 0.342)
 Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 3.347 (P = 0.341)
 Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 0.347
 90 Percent Confidence Interval for NCP = (0.0 ; 9.239)

Minimum Fit Function Value = 0.00626
 Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.000650
 90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.0 ; 0.0173)
 Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.0147
 90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.0 ; 0.0759)
 P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.765

Root Mean Square Residual (RMR) = 0.000416
 Standardized RMR = 0.00280
 Goodness of Fit Index (GFI) = 0.998
 Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.983
 Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.107

LAMBDA-X

	Ksi1	Ksi2	Ksi3
-----	-----	-----	-----
RES72	0.843 (0.072) 11.769	-0.028 (0.068) -0.411	0.026 (0.034) 0.778
RES60	1.000	- -	- -
RES48	0.820 (0.063) 13.110	0.159 (0.059) 2.706	-0.030 (0.026) -1.180
RES24	- -	1.000	- -
RES12	0.000 (0.177) -0.001	0.865 (0.210) 4.123	0.101 (0.045) 2.225
POST24	- -	- -	1.000
POST36	-0.084 (0.069) -1.219	0.086 (0.111) 0.775	0.906 (0.183) 4.962

PHI

	Ksi1	Ksi2	Ksi3
-----	-----	-----	-----
Ksi1	0.136 (0.011) 12.747		
Ksi2	0.121 (0.010) 11.923	0.150 (0.015) 9.810	

Ksi3	0.058	0.067	0.137
	(0.008)	(0.009)	(0.024)
	6.847	7.216	5.704

THETA-DELTA

RES72	RES60	RES48	RES24	RES12	POST24
-----	-----	-----	-----	-----	-----
0.034	0.008	0.016	0.017	0.020	0.029
(0.003)	(0.002)	(0.002)	(0.009)	(0.007)	(0.021)
11.653	3.393	8.696	1.825	2.768	1.368

THETA-DELTA

POST36

0.027
(0.017)
1.607

Squared Multiple Correlations for X - Variables

RES72	RES60	RES48	RES24	RES12	POST24
-----	-----	-----	-----	-----	-----
0.733	0.948	0.882	0.897	0.865	0.827

Squared Multiple Correlations for X - Variables

POST36

0.806

Goodness of Fit Statistics

Degrees of Freedom = 3
Minimum Fit Function Chi-Square = 0.0667 (P = 0.996)
Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 0.0666 (P = 0.996)
Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 0.0
90 Percent Confidence Interval for NCP = (0.0 ; 0.0)

Minimum Fit Function Value = 0.000177
Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.0
90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.0 ; 0.0)
Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.0
90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.0 ; 0.0)
P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.999

Root Mean Square Residual (RMR) = 0.000
Standardized RMR = 0.000370
Goodness of Fit Index (GFI) = 1.00
Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 1.00
Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.107

Le stime e gli indici di adattamento di questo *data set* sono molto simili per il gruppo con un anno di mobilità. Per il gruppo con due anni di mobilità le stime si scostano leggermente anche se non sono mai significativamente differenti. Gli indici di adattamento sono migliori in questo *data set* soprattutto la statistica χ^2 .

Variable	Obs	W	V	z	Prob>z
-----+-----					
RESIDUO DOPO 24 MESI	474	0.99431	1.824	1.441	0.07475
RESIDUO DOPO 36 MESI	474	0.99583	1.337	0.697	0.24305

Figura 11: Grafici q-q norm che confrontano i quantili di una normale con i quantili dei residui rispettivamente 24 e 36 mesi dopo l'entrata in mobilità per i soggetti eleggibili ad un anno di mobilità

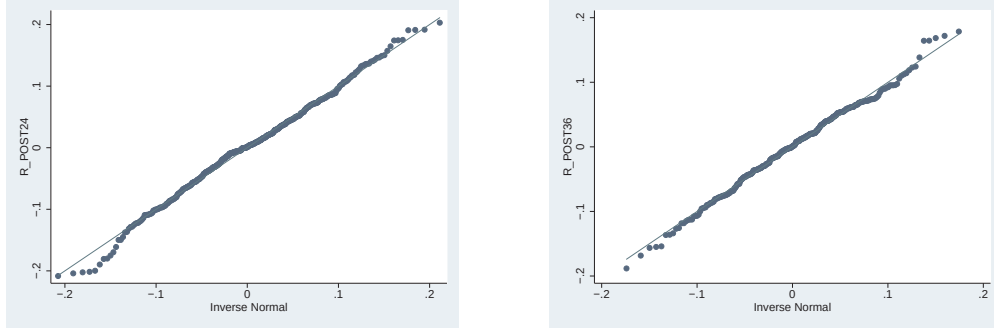
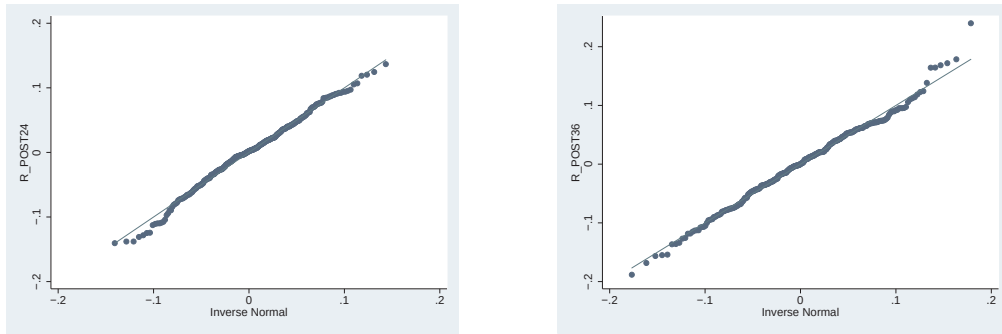


Figura 12: Grafici q-q norm che confrontano i quantili di una normale con i quantili dei residui rispettivamente 24 e 36 mesi dopo l'entrata in mobilità per i soggetti eleggibili a due anni di mobilità



(a) Log-salari a 60 mesi

Variable	Obs	W	V	z	Prob>z
RESIDUO DOPO 24 MESI	332	0.99226	1.805	1.392	0.08190
RESIDUO DOPO 36 MESI	332	0.99503	1.157	0.345	0.36505

Sia il test di Shapiro Wilk che i grafici confermano la normalità dei residui. Sono state eliminate 3 osservazioni in più nel gruppo con un anno di mobilità e un'osservazione in più nel gruppo con due anni di mobilità.

$$(Y_{24}^T, Y_{24}^{NT}) \sim N_2 \left(\begin{pmatrix} \mathbf{x}_t' \boldsymbol{\beta} \\ \mathbf{x}_t' \boldsymbol{\beta} \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0.166 & 0.14 \\ 0.14 & 0.187 \end{pmatrix} \right)$$

$$(Y_{36}^T, Y_{36}^{NT}) \sim N_2 \left(\begin{pmatrix} \mathbf{x}_t' \boldsymbol{\beta} \\ \mathbf{x}_t' \boldsymbol{\beta} \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0.141 & 0.127 \\ 0.127 & 0.164 \end{pmatrix} \right)$$

$$Y_{24}^T - Y_{24}^{NT} \sim N(0, 0.073)$$

$$Y_{36}^T - Y_{36}^{NT} \sim N(0, 0.051)$$

I risultati sia per la distribuzione congiunta che per la distribuzione d'impatto sono simili al capitolo 5. La correlazione tra le distribuzioni marginali dei trattati e non trattati è a 0.79 a 24 mesi e a 0.84 a 36 mesi molto vicina al *data set* precedentemente analizzato.

B Appendice B

Riserviamo questa sezione per chiarire come LISREL faccia a stimare i punteggi fattoriali e le stime degli errori di misura a noi necessarie per ottenere la distribuzione congiunta dei risultati potenziali e la distribuzione d'impatto.

Siano $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N$ N vettori composti da $L \times 1$ indicatori di K fattori ξ :

$$\mathbf{x} = \Lambda \xi + \epsilon$$

dove Λ è la matrice $L \times K$ dei “factor loadings” e ϵ è il vettore degli errori di misura Seguendo Jöreskog(2000) e Anderson & Rubin (1956) LISREL minimizza

$$\sum_{i=1}^N (\mathbf{x} - \Lambda \xi)' \Theta_\epsilon^{-1} (\mathbf{x} - \Lambda \xi)$$

vincolato a

$$\frac{1}{m} \sum_{i=1}^N \xi \xi' = \Phi$$

dove Θ_ϵ è la matrice di varianza e covarianza degli errori di misura e Φ è la matrice di varianza e covarianza dei fattori.

Poichè Θ_ϵ e Φ sono matrici positive definite e Λ è una matrice di rango pieno quanto mostrato precedentemente equivale a minimizzare

$$F = \sum_{i=1}^N (\mathbf{x} - \Lambda \xi)' \Theta_\epsilon^{-1} (\mathbf{x} - \Lambda \xi) + tr \left[X \left(\sum_{i=1}^N \xi \xi' - N\Phi \right) \right]$$

dove X è la matrice simmetrica dei moltiplicatori di Lagrange.

La soluzione è

$$\hat{\xi} = (\Lambda' \Theta_\epsilon^{-1} \Lambda + X)^{-1} \Lambda' \Theta_\epsilon^{-1} \mathbf{x}$$

$$(\Lambda' \Theta_\epsilon^{-1} \Lambda + X) \Phi (\Lambda' \Theta_\epsilon^{-1} \Lambda + X) = \Lambda' \Theta_\epsilon^{-1} A \Theta_\epsilon^{-1} \Lambda$$

dove

$$A = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{x} \mathbf{x}'$$

C Appendice C

C.1 Uomini senza indennità

Tabella 33: Stima dei “*factor loadings*” ruotati PROMAX rispettivamente per il gruppo con un anno e con due anni di mobilità

	Factor 1	Factor 2	Factor 3	Unique Var
RESIDUO A 72 MESI	0.78	0.16	0.05	0.12
RESIDUO A 60 MESI	0.96	0.02	0.02	0.02
RESIDUO A 48 MESI	0.56	0.34	0.10	0.16
RESIDUO A 24 MESI	0.22	0.80	-0.01	0.05
RESIDUO A 12 MESI	0.14	0.76	0.09	0.14
RESIDUO DOPO 24 MESI	0.01	-0.04	0.95	0.14
RESIDUO DOPO 36 MESI	0.02	0.10	0.77	0.29

	Factor 1	Factor 2	Factor 3	Unique Var
RESIDUO A 72 MESI	0.92	-0.04	-0.02	0.14
RESIDUO A 60 MESI	1.02	0.11	0.02	0.04
RESIDUO A 48 MESI	0.86	-0.10	0.05	0.12
RESIDUO A 24 MESI	0.64	-0.42	-0.04	0.17
RESIDUO A 12 MESI	0.58	-0.38	0.10	0.20
RESIDUO DOPO 72 MESI	-0.01	0.02	1.00	0.04
RESIDUO DOPO 72 MESI	0.05	-0.02	0.84	0.23

Tabella 34: Stime della matrice dei “*factor loadings*” Λ^* , della matrice di varianza e covarianza dei fattori Φ^* e della matrice di varianza e covarianza degli errori di misura Θ_ε , con i relativi standard error e le statistiche t, e i coefficienti di correlazione multipla per il gruppo con un anno di mobilità

LAMBDA-X	Ksi1	Ksi2	Ksi3
RESIDUO A 72 MESI	0.761 (0.073) 10.403	0.169 (0.063) 2.667	0.030 (0.027) 1.104
RESIDUO A 60 MESI	1.000	- -	- -
RESIDUO A 48 MESI	0.494 (0.064) 7.779	0.403 (0.064) 6.279	0.091 (0.035) 2.601
RESIDUO A 24 MESI	- -	1.000	- -
RESIDUO A 12 MESI	-0.084 (0.093) -0.913	1.005 (0.112) 8.960	0.107 (0.044) 2.428
RESIDUO DOPO 24 MESI	- -	- -	1.000
RESIDUO DOPO 36 MESI	-0.029 (0.085) -0.343	0.177 (0.116) 1.521	0.790 (0.188) 4.199

PHI			
	Ksi1	Ksi2	Ksi3
	-----	-----	-----
Ksi1	0.091 (0.007) 12.559		
Ksi2	0.080 (0.007) 11.967	0.097 (0.008) 12.108	
Ksi3	0.055 (0.006) 8.734	0.058 (0.007) 8.862	0.102 (0.017) 5.899

THETA-EPSILON

RES72	RES60	RES48	RES24	RES12	POST24
-----	-----	-----	-----	-----	-----
0.011 (0.001) 7.914	0.002 (0.002) 1.164	0.015 (0.001) 11.766	0.005 (0.002) 2.238	0.017 (0.003) 6.266	0.016 (0.015) 1.094

THETA-EPSILON

POST36

0.032 (0.009) 3.414

Squared Multiple Correlations for X - Variables

RES72	RES60	RES48	RES24	RES12	POST24
-----	-----	-----	-----	-----	-----
0.880	0.976	0.843	0.948	0.855	0.862

Squared Multiple Correlations for X - Variables

POST36

0.712

Tabella 35: Stime della matrice dei “*factor loadings*” Λ^* , della matrice di varianza e covarianza dei fattori Φ^* e della matrice di varianza e covarianza degli errori di misura Θ_ε , con i relativi standard error e le statistiche t, e i coefficienti di correlazione multipla per il gruppo con due anni di mobilità

LAMBDA-X

	Ksi1	Ksi2	Ksi3
	-----	-----	-----
RESIDUO A 72 MESI	0.710 (0.098) 7.270	0.265 (0.097) 2.734	-0.025 (0.024) -1.024
RESIDUO A 60 MESI	1.000	- -	- -
RESIDUO A 48 MESI	0.574 (0.087) 6.614	0.357 (0.089) 4.007	0.047 (0.024) 1.963
RESIDUO A 24 MESI	- -	1.000	- -
RESIDUO A 12 MESI	-0.005 (0.144) -0.033	0.863 (0.165) 5.244	0.131 (0.042) 3.156
RESIDUO DOPO 24 MESI	- -	- -	1.000
RESIDUO DOPO 36 MESI	-0.004 (0.082) -0.049	0.101 (0.124) 0.817	0.832 (0.133) 6.248

PHI

	Ksi1	Ksi2	Ksi3
	-----	-----	-----
Ksi1	0.089 (0.007) 12.447		
Ksi2	0.079 (0.007) 11.733	0.088 (0.008) 10.501	
Ksi3	0.041 (0.006) 7.163	0.044 (0.006) 7.218	0.104 (0.015) 7.021

THETA-EPSILON

RES72	RES60	RES48	RES24	RES12	POST24
-----	-----	-----	-----	-----	-----
0.013 (0.001) 9.941	0.003 (0.002) 1.860	0.010 (0.001) 10.249	0.018 (0.003) 5.244	0.019 (0.003) 7.058	0.004 (0.012) 0.338

THETA-EPSILON

POST36

0.024 (0.009) 2.751

Squared Multiple Correlations for X - Variables

RES72	RES60	RES48	RES24	RES12	POST24
-----	-----	-----	-----	-----	-----
0.860	0.963	0.882	0.833	0.802	0.961

Squared Multiple Correlations for X - Variables

POST36

0.771

Tabella 36: Stima puntuale della matrice dei “*factor loadings*” Λ se la matrice di varianza e covarianza dei fattori fosse una matrice identità rispettivamente per i soggetti con un anno e con due anni di mobilità

	Ksi1	Ksi2	Ksi3
RESIDUO A 72 MESI	.267	.05	-.075
RESIDUO A 60 MESI	.276	.084	-.087
RESIDUO A 48 MESI	.276	.009	-.06
RESIDUO A 24 MESI	.288	-.082	-.085
RESIDUO A 12 MESI	.294	-.09	-.058
RESIDUO DOPO 24 MESI	.258	.002	.188
RESIDUO DOPO 36 MESI	.247	-.016	.136

	Ksi1	Ksi2	Ksi3
RESIDUO A 72 MESI	.26	.029	-.101
RESIDUO A 60 MESI	.272	.068	-.102
RESIDUO A 48 MESI	.265	.014	-.079
RESIDUO A 24 MESI	.274	-.07	-.088
RESIDUO A 12 MESI	.266	-.06	-.047
RESIDUO DOPO 24 MESI	.233	.003	.223
RESIDUO DOPO 36 MESI	.22	-.005	.177

C.2 Donne senza indennità

Tabella 37: Stima dei “*factor loadings*” ruotati PROMAX rispettivamente per il gruppo con un anno e con due anni di mobilità

	Factor 1	Factor 2	Factor 3	Unique Var
RESIDUO A 72 MESI	0.89	-0.03	0.00	0.25
RESIDUO A 60 MESI	0.91	0.05	0.02	0.09
RESIDUO A 48 MESI	0.71	0.25	0.00	0.18
RESIDUO A 24 MESI	0.13	0.90	-0.04	0.03
RESIDUO A 12 MESI	0.18	0.67	0.12	0.23
RESIDUO DOPO 24 MESI	0.02	0.00	0.85	0.26
RESIDUO DOPO 36 MESI	-0.01	0.00	0.95	0.11

	Factor 1	Factor 2	Factor 3	Unique Var
RESIDUO A 72 MESI	0.82	0.05	0.04	0.24
RESIDUO A 60 MESI	0.98	-0.02	0.02	0.06
RESIDUO A 48 MESI	0.82	0.16	-0.02	0.13
RESIDUO A 24 MESI	0.33	0.69	-0.02	0.13
RESIDUO A 12 MESI	0.25	0.71	0.07	0.11
RESIDUO DOPO 24 MESI	0.03	-0.04	0.94	0.13
RESIDUO DOPO 36 MESI	-0.02	0.07	0.85	0.23

Tabella 38: Stime della matrice dei “*factor loadings*” Λ^* , della matrice di varianza e covarianza dei fattori Φ^* e della matrice di varianza e covarianza degli errori di misura Θ_ε , con i relativi standard error e le statistiche t, e i coefficienti di correlazione multipla per il gruppo con un anno di mobilità

LAMBDA-X				
	Ksi1	Ksi2	Ksi3	
RESIDUO	0.997	-0.088	-0.019	
A	(0.064)	(0.054)	(0.031)	
72 MESI	15.513	-1.616	-0.604	
RESIDUO A	1.000	- -	- -	
60 MESI				
RESIDUO	0.783	0.232	0.001	
A	(0.056)	(0.053)	(0.027)	
48 MESI	14.081	4.400	0.048	
RESIDUO A	- -	1.000	- -	
24 MESI				
RESIDUO	0.086	0.760	0.163	
A	(0.103)	(0.122)	(0.034)	
12 MESI	0.833	6.212	4.823	
RESIDUO DOPO	- -	- -	1.000	
24 MESI				
RESIDUO	-0.044	0.009	1.037	
DOPO	(0.067)	(0.070)	(0.140)	
36 MESI	-0.660	0.126	7.426	

PHI			
	Ksi1	Ksi2	Ksi3
	-----	-----	-----
Ksi1	0.121 (0.008) 14.442		
Ksi2	0.104 (0.008) 13.724	0.144 (0.012) 12.008	
Ksi3	0.060 (0.007) 8.276	0.068 (0.008) 8.698	0.139 (0.017) 7.936

THETA-EPSILON					
RES72	RES60	RES48	RES24	RES12	POST24
-----	-----	-----	-----	-----	-----
0.034 (0.003) 11.501	0.012 (0.002) 5.361	0.026 (0.002) 12.330	0.005 (0.008) 0.658	0.037 (0.005) 7.340	0.049 (0.014) 3.523

THETA-EPSILON	
POST36	-----
0.018 (0.015) 1.257	

Squared Multiple Correlations for X - Variables					
RES72	RES60	RES48	RES24	RES12	POST24
-----	-----	-----	-----	-----	-----
0.746	0.910	0.823	0.966	0.765	0.740

Squared Multiple Correlations for X - Variables	
POST36	-----
0.888	

Tabella 39: Stime della matrice dei “*factor loadings*” Λ^* , della matrice di varianza e co-varianza dei fattori Φ^* e della matrice di varianza e covarianza degli errori di misura Θ_ε , con i relativi standard error e le statistiche t, e i coefficienti di correlazione multipla per il gruppo con due anni di mobilità

LAMBDA-X

	Ksi1	Ksi2	Ksi3
	-----	-----	-----
RESIDUO	0.733	0.085	0.024
A	(0.070)	(0.065)	(0.031)
72 MESI	10.446	1.297	0.787
RESIDUO A	1.000	- -	- -
60 MESI			
RESIDUO	0.757	0.230	-0.033
A	(0.066)	(0.060)	(0.026)
48 MESI	11.516	3.823	-1.245
RESIDUO A	- -	1.000	- -
24 MESI			
RESIDUO	-0.095	0.947	0.092
A	(0.154)	(0.177)	(0.044)
12 MESI	-0.617	5.342	2.121
RESIDUO DOPO	- -	- -	1.000
24 MESI			
RESIDUO	-0.105	0.131	0.848
DOPO	(0.070)	(0.122)	(0.187)
36 MESI	-1.485	1.073	4.530

PHI

	Ksi1	Ksi2	Ksi3
	-----	-----	-----
Ksi1	0.135		
	(0.011)		
	12.533		
Ksi2	0.122	0.152	
	(0.010)	(0.014)	
	11.835	10.679	
Ksi3	0.058	0.068	0.144
	(0.008)	(0.009)	(0.027)
	6.809	7.252	5.341

THETA-EPSILON

RES72	RES60	RES48	RES24	RES12	POST24
-----	-----	-----	-----	-----	-----
0.029	0.009	0.018	0.022	0.016	0.022
(0.003)	(0.003)	(0.002)	(0.007)	(0.006)	(0.024)
11.533	3.366	8.974	3.171	2.688	0.894

THETA-EPSILON

POST36

0.033
(0.017)
1.896

Squared Multiple Correlations for X - Variables

RES72	RES60	RES48	RES24	RES12	POST24
-----	-----	-----	-----	-----	-----
0.757	0.939	0.873	0.875	0.886	0.869

Squared Multiple Correlations for X - Variables

POST36

0.770

Tabella 40: Stima puntuale della matrice dei “*factor loadings*” Λ se la matrice di varianza e covarianza dei fattori fosse una matrice identità rispettivamente per i soggetti con un anno e con due anni di mobilità

	Ksi1	Ksi2	Ksi3
RESIDUO A 72 MESI	.272	.133	-.097
RESIDUO A 60 MESI	.309	.124	-.102
RESIDUO A 48 MESI	.322	.071	-.105
RESIDUO A 24 MESI	.346	-.112	-.109
RESIDUO A 12 MESI	.334	-.074	-.051
RESIDUO DOPO 24 MESI	.276	.002	.250
RESIDUO DOPO 36 MESI	.276	-.005	.263

	Ksi1	Ksi2	Ksi3
RESIDUO A 72 MESI	.283	.068	-.082
RESIDUO A 60 MESI	.335	.104	-.11
RESIDUO A 48 MESI	.329	.056	-.114
RESIDUO A 24 MESI	.364	-.101	-.097
RESIDUO A 12 MESI	.337	-.105	-.056
RESIDUO DOPO 24 MESI	.261	.006	.275
RESIDUO DOPO 36 MESI	.234	-.019	.232

C.3 Donne con indennità

Tabella 41: Stima dei “*factor loadings*” ruotati PROMAX rispettivamente per il gruppo con un anno

	Factor 1	Factor 2	Unique Var
RESIDUO A 36 MESI	0.85	0.05	0.22
RESIDUO A 24 MESI	0.98	-0.03	0.08
RESIDUO A 12 MESI	0.83	0.08	0.24
RESIDUO DOPO 24 MESI	0.01	0.91	0.15
RESIDUO DOPO 36 MESI	0.04	0.95	0.06

L’analisi PROMAX non converge per il gruppo con due anni di mobilità. Questo non ha implicazioni nell’analisi fattoriale visto che l’analisi PROMAX fornisce solo indicazioni su dove si posizioneranno i pesi fattoriali grandi e piccoli.

Tabella 42: Stime della matrice dei “*factor loadings*” Λ^* , della matrice di varianza e covarianza dei fattori Φ^* e della matrice di varianza e covarianza degli errori di misura Θ_ϵ , con i relativi standard error e le statistiche t, e i coefficienti di correlazione multipla per il gruppo con due anni di mobilità

LAMBDA-X

	Ksi1	Ksi2
RESIDUO A 36 MESI	1.000	- -
RESIDUO A 24 MESI	1.137 (0.065) 17.552	-0.084 (0.049) -1.728
RESIDUO A 12 MESI	1.009 (0.064) 15.848	0.028 (0.052) 0.548
RESIDUO DOPO 24 MESI	- -	1.000
RESIDUO DOPO 36 MESI	0.045 (0.141) 0.317	0.999 (0.204) 4.897

PHI

	Ksi1	Ksi2
Ksi1	0.076 (0.009) 8.975	
Ksi2	0.054 (0.008) 7.018	0.111 (0.019) 5.888

THETA-EPSILON

RES36	RES24	RES12	POST24	POST36
-----	-----	-----	-----	-----
0.022	0.008	0.025	0.020	0.007
(0.003)	(0.002)	(0.003)	(0.015)	(0.015)
8.458	3.317	8.860	1.329	0.467

Squared Multiple Correlations for X - Variables

RES36	RES24	RES12	POST24	POST36
-----	-----	-----	-----	-----
0.777	0.918	0.765	0.846	0.942

Tabella 43: Stime della matrice dei “*factor loadings*” Λ^* , della matrice di varianza e covarianza dei fattori Φ^* e della matrice di varianza e covarianza degli errori di misura Θ_ϵ , con i relativi standard error e le statistiche t, e i coefficienti di correlazione multipla per il gruppo con due anni di mobilità

LAMBDA-X

	Ksi1	Ksi2
-----	-----	-----
RES36	1.000	- -
RES24	1.262 (0.094) 13.426	-0.081 (0.088) -0.920
RES12	1.051 (0.084) 12.444	-0.091 (0.088) -1.031
POST24	- -	1.000
POST36	0.175 (0.314) 0.556	0.754 (0.505) 1.492

PHI

	Ksi1	Ksi2
-----	-----	-----
Ksi1	0.056 (0.008) 7.097	
Ksi2	0.037 (0.006) 6.126	0.076 (0.036) 2.106

THETA-DELTA

RES36	RES24	RES12	POST24	POST36
-----	-----	-----	-----	-----
0.029	0.002	0.011	0.001	0.028
(0.003)	(0.002)	(0.002)	(0.035)	(0.021)
9.331	1.083	6.384	0.031	1.361

Squared Multiple Correlations for X - Variables

RES36	RES24	RES12	POST24	POST36
-----	-----	-----	-----	-----
0.658	0.974	0.827	0.986	0.659

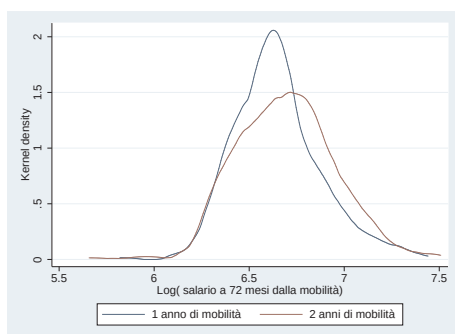
Tabella 44: Stima puntuale della matrice dei “*factor loadings*” Λ se la matrice di varianza e covarianza dei fattori fosse una matrice identità rispettivamente per i soggetti con un anno e con due anni di mobilità

	Ksi1	Ksi2
RESIDUO A 72 MESI	.155	.228
RESIDUO A 60 MESI	.186	.233
RESIDUO A 48 MESI	.153	.239
RESIDUO DOPO 24 MESI	-.113	.314
RESIDUO DOPO 36 MESI	-.106	.323

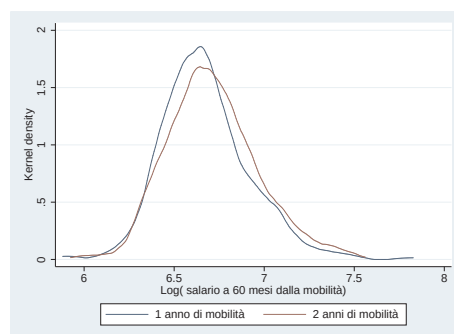
	Ksi1	Ksi2
RESIDUO A 72 MESI	.132	.196
RESIDUO A 60 MESI	.175	.227
RESIDUO A 48 MESI	.148	.183
RESIDUO DOPO 24 MESI	-.101	.256
RESIDUO DOPO 36 MESI	-.053	.228

D Appendice D

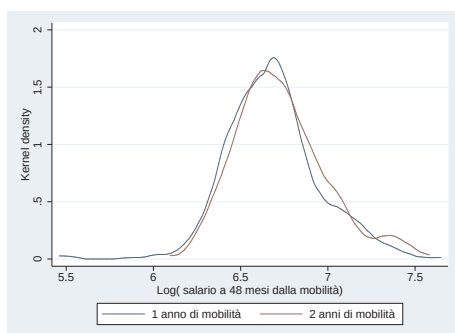
Figura 13: Distribuzioni dei salari precedenti all'ingresso in mobilità per gli uomini con indennità distintamente per il numero di anni di eleggibilità alle liste



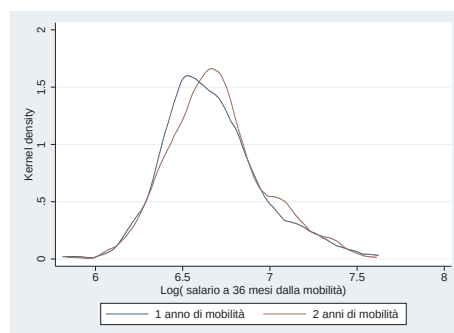
(a) Log-salari a 72 mesi



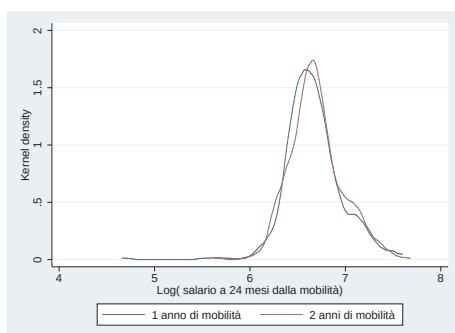
(b) Log-salari a 60 mesi



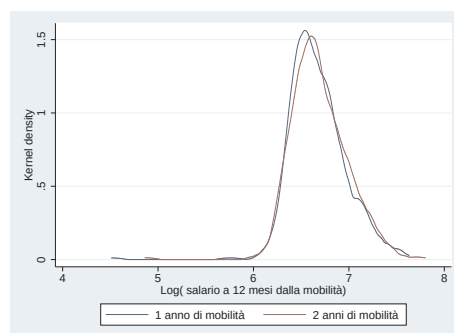
(c) Log-salari a 48 mesi



(d) Log-salari a 36 mesi

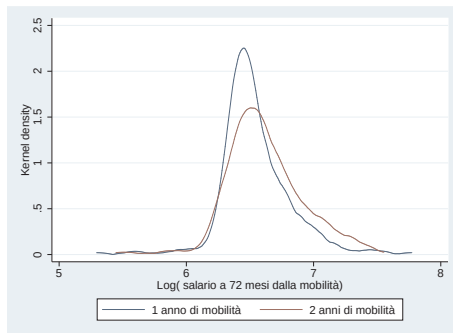


(e) Log-salari a 24 mesi

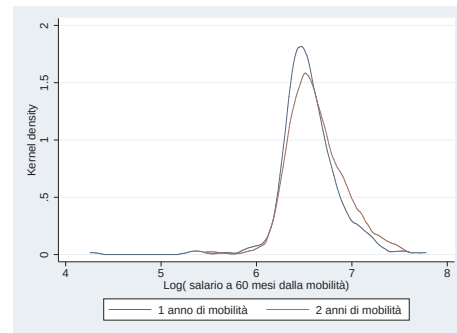


(f) Log-salari a 12 mesi

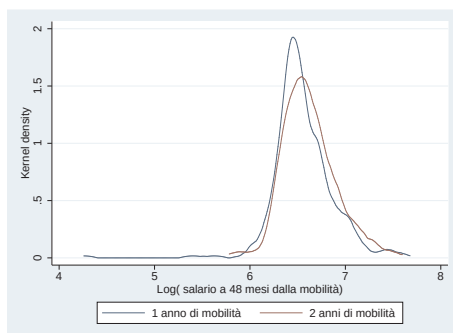
Figura 14: Distribuzioni dei salari precedenti all'ingresso in mobilità per gli uomini senza indennità distintamente per il numero di anni di eleggibilità alle liste



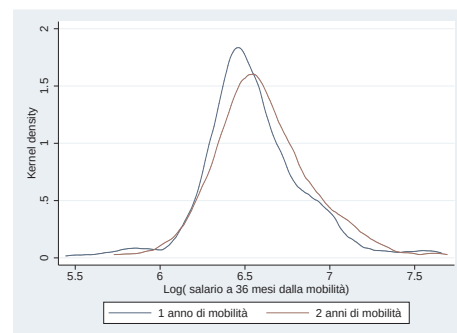
(a) Log-salari a 72 mesi



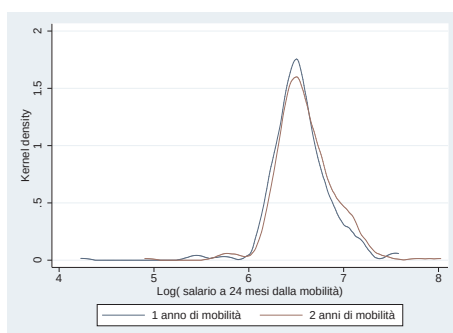
(b) Log-salari a 60 mesi



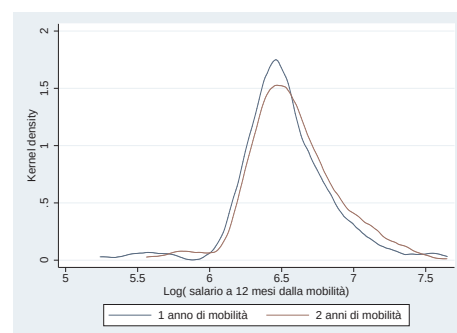
(c) Log-salari a 48 mesi



(d) Log-salari a 36 mesi



(e) Log-salari a 24 mesi



(f) Log-salari a 12 mesi

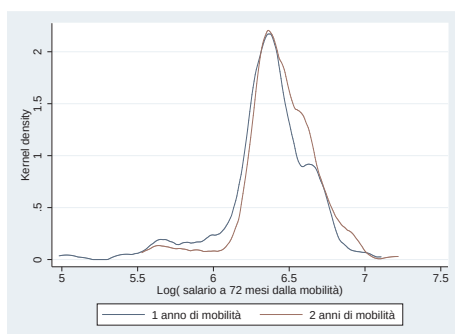
Tabella 45: Primo, secondo, terzo quartile e rispettivi intervalli di confidenza della distribuzione dei log(salari) a 72,60,48,36,24,12 mesi dall'ingresso in mobilità per gli uomini con indennità

		Percentile	Valore	Intervallo di confidenza	
Log(Salario a 72 mesi)	2 anni di mobilità	25	6.517	6.474	6.553
		50	6.694	6.656	6.732
		75	6.849	6.820	6.896
	1 anno di mobilità	25	6.492	6.459	6.528
		50	6.630	6.616	6.644
		75	6.769	6.731	6.813
	2 anni di mobilità	25	6.547	6.514	6.581
		50	6.697	6.660	6.721
		75	6.860	6.825	6.902
Log(Salario a 60 mesi)	1 anno di mobilità	25	6.503	6.476	6.540
		50	6.650	6.623	6.672
		75	6.810	6.761	6.849
Log(Salario a 48 mesi)	2 anni di mobilità	25	6.548	6.519	6.577
		50	6.697	6.670	6.728
		75	6.864	6.834	6.923
	1 anno di mobilità	25	6.498	6.483	6.528
		50	6.671	6.639	6.699
		75	6.816	6.779	6.859
Log(Salario a 36 mesi)	2 anni di mobilità	25	6.511	6.471	6.548
		50	6.667	6.646	6.694
		75	6.837	6.794	6.884
	1 anno di mobilità	25	6.478	6.455	6.502
		50	6.630	6.606	6.683
		75	6.815	6.785	6.852
Log(Salario a 24 mesi)	2 anni di mobilità	25	6.511	6.482	6.558
		50	6.665	6.639	6.692
		75	6.846	6.789	6.891
	1 anno di mobilità	25	6.487	6.464	6.508
		50	6.642	6.611	6.668
		75	6.819	6.771	6.856
Log(Salario a 12 mesi)	2 anni di mobilità	25	6.503	6.462	6.536
		50	6.656	6.617	6.689
		75	6.879	6.821	6.926
	1 anno di mobilità	25	6.475	6.455	6.504
		50	6.638	6.603	6.676
		75	6.849	6.803	6.875

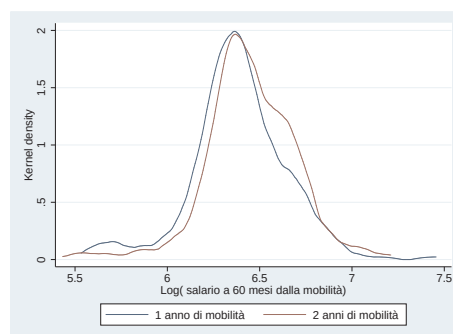
Tabella 46: Primo, secondo, terzo quartile e rispettivi intervalli di confidenza della distribuzione dei log(salari) a 72,60,48,36,24,12 mesi dall'ingresso in mobilità per gli uomini senza indennità

		Percentile	Valore	Intervallo di confidenza	
Log(Salario a 72 mesi)	2 anni di mobilità	25	6.429	6.394	6.468
		50	6.570	6.536	6.610
		75	6.782	6.732	6.831
	1 anno di mobilità	25	6.398	6.372	6.416
		50	6.492	6.473	6.528
		75	6.669	6.609	6.726
	2 anni di mobilità	25	6.430	6.392	6.458
		50	6.585	6.559	6.619
		75	6.805	6.752	6.865
Log(Salario a 60 mesi)	1 anno di mobilità	25	6.390	6.369	6.423
		50	6.525	6.490	6.557
		75	6.700	6.650	6.746
Log(Salario a 48 mesi)	2 anni di mobilità	25	6.427	6.392	6.468
		50	6.589	6.557	6.622
		75	6.788	6.726	6.833
	1 anno di mobilità	25	6.398	6.364	6.423
		50	6.505	6.482	6.536
		75	6.703	6.673	6.759
Log(Salario a 36 mesi)	2 anni di mobilità	25	6.431	6.389	6.460
		50	6.571	6.542	6.605
		75	6.767	6.722	6.827
	1 anno di mobilità	25	6.380	6.360	6.403
		50	6.509	6.483	6.539
		75	6.694	6.654	6.752
Log(Salario a 24 mesi)	2 anni di mobilità	25	6.406	6.377	6.437
		50	6.552	6.512	6.588
		75	6.756	6.717	6.813
	1 anno di mobilità	25	6.374	6.341	6.413
		50	6.517	6.489	6.548
		75	6.695	6.641	6.744
Log(Salario a 12 mesi)	2 anni di mobilità	25	6.376	6.354	6.411
		50	6.536	6.508	6.581
		75	6.757	6.693	6.800
	1 anno di mobilità	25	6.352	6.331	6.380
		50	6.492	6.466	6.513
		75	6.680	6.636	6.742

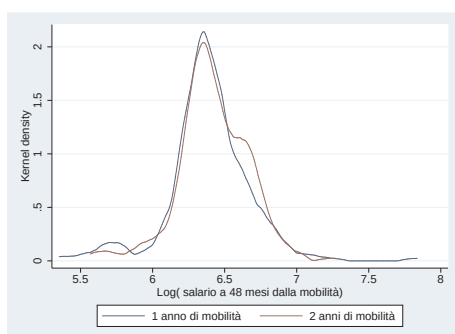
Figura 15: Distribuzioni dei salari precedenti all'ingresso in mobilità per le donne con indennità distintamente per il numero di anni di eleggibilità alle liste



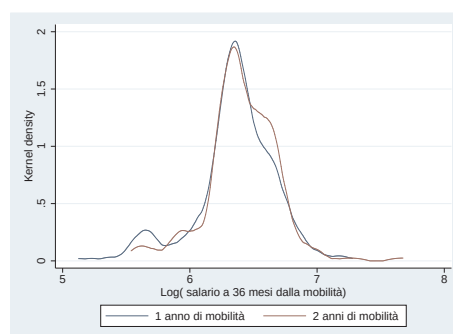
(a) Log-salari a 72 mesi



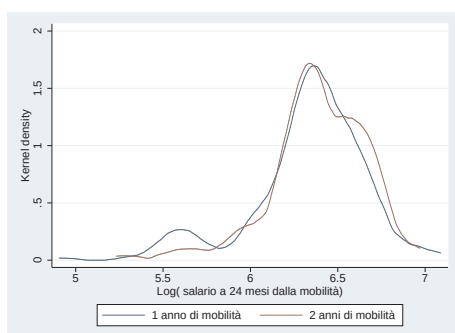
(b) Log-salari a 60 mesi



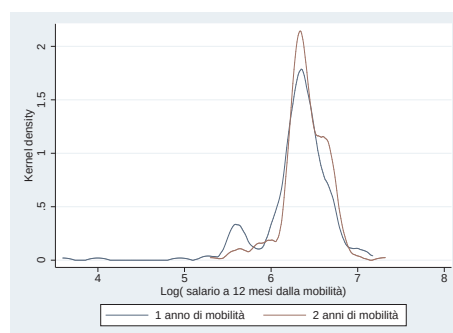
(c) Log-salari a 48 mesi



(d) Log-salari a 36 mesi



(e) Log-salari a 24 mesi

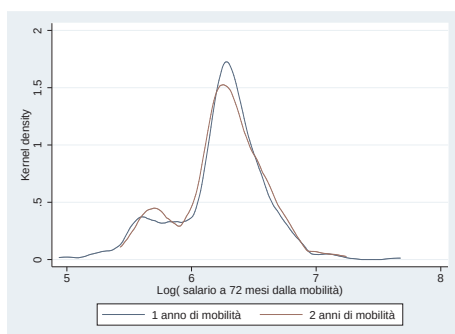


(f) Log-salari a 12 mesi

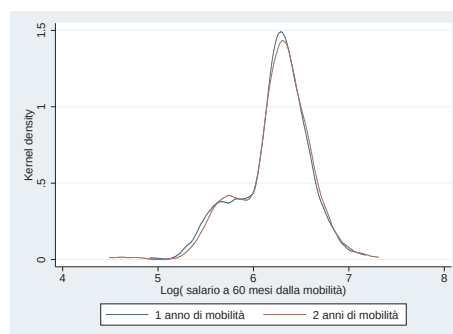
Tabella 47: Primo, secondo, terzo quartile e rispettivi intervalli di confidenza della distribuzione dei log(salari) a 72,60,48,36,24,12 mesi dall'ingresso in mobilità per le donne con indennità

		Percentile	Valore	Intervallo di confidenza	
Log(Salario a 72 mesi)	2 anni di mobilità	25	6.314	6.301	6.354
		50	6.411	6.394	6.412
		75	6.513	6.465	6.580
	1 anno di mobilità	25	6.265	6.222	6.289
		50	6.370	6.348	6.409
		75	6.529	6.482	6.593
	2 anni di mobilità	25	6.314	6.284	6.346
		50	6.428	6.399	6.465
		75	6.604	6.566	6.664
Log(Salario a 60 mesi)	1 anno di mobilità	25	6.253	6.225	6.293
		50	6.379	6.346	6.409
		75	6.529	6.482	6.593
Log(Salario a 48 mesi)	2 anni di mobilità	25	6.293	6.262	6.323
		50	6.404	6.370	6.429
		75	6.588	6.548	6.641
	1 anno di mobilità	25	6.269	6.248	6.290
		50	6.3903	6.364	6.407
		75	6.538	6.478	6.584
Log(Salario a 36 mesi)	2 anni di mobilità	25	6.280	6.256	6.306
		50	6.400	6.357	6.438
		75	6.580	6.553	6.630
	1 anno di mobilità	25	6.253	6.191	6.292
		50	6.372	6.344	6.401
		75	6.564	6.495	6.596
Log(Salario a 24 mesi)	2 anni di mobilità	25	6.266	6.237	6.282
		50	6.391	6.345	6.434
		75	6.606	6.537	6.650
	1 anno di mobilità	25	6.214	6.154	6.262
		50	6.376	6.336	6.397
		75	6.536	6.488	6.581
Log(Salario a 12 mesi)	2 anni di mobilità	25	6.277	6.266	6.300
		50	6.379	6.353	6.416
		75	6.576	6.522	6.627
	1 anno di mobilità	25	6.198	6.117	6.243
		50	6.346	6.304	6.388
		75	6.487	6.459	6.553

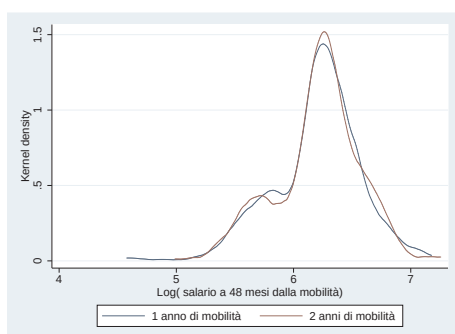
Figura 16: Distribuzioni dei salari precedenti all'ingresso in mobilità per le donne senza indennità distintamente per il numero di anni di eleggibilità alle liste



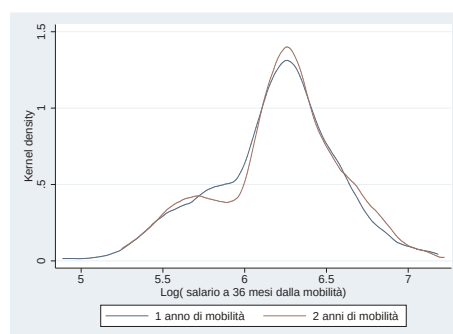
(a) Log-salari a 72 mesi



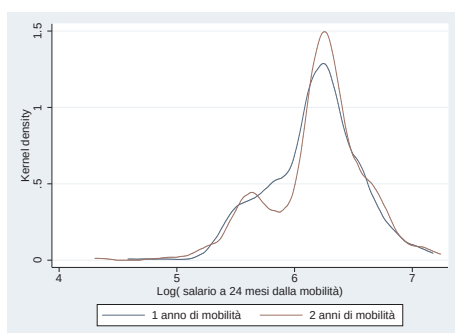
(b) Log-salari a 60 mesi



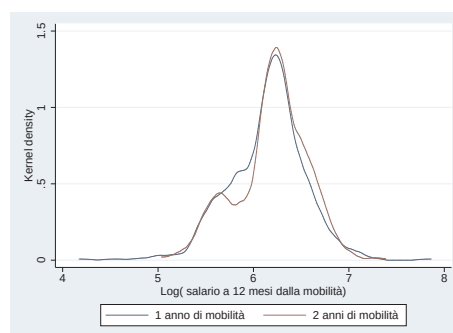
(c) Log-salari a 48 mesi



(d) Log-salari a 36 mesi



(e) Log-salari a 24 mesi



(f) Log-salari a 12 mesi

Tabella 48: Primo, secondo, terzo quartile e rispettivi intervalli di confidenza della distribuzione dei log(salari) a 72,60,48,36,24,12 mesi dall'ingresso in mobilità per le donne senza indennità

		Percentile	Valore	Intervallo di confidenza	
Log(Salario a 72 mesi)	2 anni di mobilità	25	6.095	6.008	6.161
		50	6.264	6.239	6.296
		75	6.467	6.422	6.510
	1 anno di mobilità	25	6.105	6.007	6.165
		50	6.279	6.250	6.301
		75	6.444	6.405	6.475
Log(Salario a 60 mesi)	2 anni di mobilità	25	6.059	5.928	6.161
		50	6.271	6.244	6.305
		75	6.4706	6.432	6.510
	1 anno di mobilità	25	6.052	5.930	6.136
		50	6.270	6.241	6.301
		75	6.457	6.412	6.487
Log(Salario a 48 mesi)	2 anni di mobilità	25	6.018	5.913	6.131
		50	6.243	6.216	6.272
		75	6.425	6.358	6.491
	1 anno di mobilità	25	6.012	5.897	6.104
		50	6.242	6.209	6.271
		75	6.432	6.396	6.465
Log(Salario a 36 mesi)	2 anni di mobilità	25	6.000	5.880	6.108
		50	6.231	6.210	6.260
		75	6.442	6.384	6.508
	1 anno di mobilità	25	5.936	5.880	6.048
		50	6.223	6.197	6.245
		75	6.431	6.386	6.476
Log(Salario a 24 mesi)	2 anni di mobilità	25	6.014	5.875	6.104
		50	6.239	6.212	6.269
		75	6.419	6.375	6.490
	1 anno di mobilità	25	5.924	5.854	5.980
		50	6.201	6.180	6.227
		75	6.418	6.375	6.500
Log(Salario a 12 mesi)	2 anni di mobilità	25	6.005	5.905	6.085
		50	6.221	6.192	6.246
		75	6.432	6.378	6.480
	1 anno di mobilità	25	5.907	5.840	5.967
		50	6.200	6.172	6.217
		75	6.379	6.327	6.428

Riferimenti bibliografici

- [1] Aakvik, A., J. Heckman and E. Vytlačil(1998), *Training Effects on Employment when the Training Effects are Heterogeneous: An Application to Norwegian Vocational Rehabilitation Programs*, manuscript, University of Chicago.
- [2] Anastasia, B. et al. (2004), *Interazione fra sussidi passivi e incentivi al reimpiego: provenienze ed esiti di lavoratori iscritti nelle Liste di Mobilità. Rapporto finale*, Venezia, Agenzia Veneto Lavoro.
- [3] Anderson, T.W., & Rubin, H. (1956), *Statistical inference in factor analysis*, Proceedings of the Third Berkeley Symposium, Volume V. Berkeley, University of California Press.
- [4] Bollen, K.A. (1989), *Structural Equations with Latent Variables*, Structural Equations with Latent Variables, Wiley
- [5] Brucchi Luchino, B. (2001), *Manuale di economia del lavoro*, Bologna, Il Mulino.
- [6] Brunello, G. e Miniaci, R. (1997), *Benefit Transfers in Italy: an Empirical Study of Mobility Lists in the Milan Area*, Oxford Bulletin of Economics and Statistics, vol. 59, pp. 329-347.
- [7] Byrne B. M. (1989), *A Primer of LISREL: Basic Applications and Program- ming for Confirmatory Factors Analytic Model*, Springer-Verlag, New York.
- [8] Carneiro, P., Hansen, K. and Heckman, J.(2003), *Educational attainment and labor market outcomes: estimating distributions of the returns to educational interventions*, International Economic Review.
- [9] Carneiro, P., Hansen, K. and Heckman, J. (2003), *Estimating distributions of treatment effects with an application to the returns to schooling and measurement of the effects of uncertainty on college choice*, International Economic Review, vol. 44, 361-422.
- [10] Caruso, E. (2001), *Durata della disoccupazione e probabilità di reimpiego in presenza di incentivi all'assunzione: l'evidenza empirica della lista di mobilità della regione Umbria* , Politica Economica, vol. 17 (1), pp. 73-95.
- [11] Caruso, E. e Pisauo, G. (2005), *Licenziamenti definitivi o temporanei? Durata della disoccupazione nelle liste di mobilità tra nuovi e vecchi datori di lavoro* , Politica Economica, vol. 21 (3), pp. 361-399.
- [12] CNEL (2003), *La situazione degli ammortizzatori sociali in Italia e in Europa* .
- [13] Heckman, J., Smith, J., and Clements, N. (1997), *Making the most out of programme evaluations and social experiments: accounting for heterogeneity in programme impacts*, Review of Economic Studies, vol. 64, pp. 487-535.
- [14] Heckman, J., Lalonde, R. e Smith, J. (1999), *The economics and econometrics of active labor market programs* , O. Ashenfelter e D. Card (eds.), Handbook of Labor Economics, vol. 3A, Amsterdam, North-Holland.

- [15] Holland, P. (1986), *Statistics and causal inference* , Journal of the American Statistical Association, vol. 81, pp. 945-960.
- [16] Jöreskog, K. G (2000), *Latent variable scores* , disponibile a <http://www.ssicentral.com/lisrel/advancedtopics.html>.
- [17] Jöreskog, K. G, Sörbom, D. & Yang, F. (2006), *Latent variable scores and observational residuals* , disponibile a www.ssicentral.com/lisrel/techdocs/obsres.pdf.
- [18] Lawley, D.N., & Maxwell, A.E. (1971), *Factor Analysis as a Statistical Method* , (2nd edition). London: Butterworths.
- [19] Martini, A. , Mo Costabella, L. (2007), *Una valutazione degli effetti indesiderati dell'istituto della mobilità su imprese e lavoratori* , Politica Economica, vol. 23(3), pp. 259-288.
- [20] Paggiaro, A. , Trivellato, U. (2002), *Assessing the effects of the "Mobility Lists" programme by flexible duration models* , Labour, vol. 16 (2),pp. 235-266
- [21] Paggiaro, A. Rettore, E. Trivellato, U. (2008), *The effect of extending the duration of eligibility labour market programme for dismissed workers* , CESIFO Working Paper No.2340
- [22] Rettore, E. Trivellato, U. e Martini A.(2003), *La valutazione delle politiche del lavoro in presenza di selezione: migliorare la teoria, i metodi o i dati?*. Politica Economica, vol. 198 (3), pp. 301-342.
- [23] Schafer, J.L. (1997), *Analysis of Incomplete Multivariate Data* , Chapman & Hall, London.
- [24] Schafer, J. L., and M. K. Olsen. (1998), *Multiple imputation for multivariate missing-data problems: a data analyst's perspective* , Multivariate Behavioral Research, vol. 33(4), pp. 545-571.
- [25] Snower D. (1994), *Converting unemployment benefits into employment subsidies*, American Economic Review, vol. 84 (2), pp. 65-70.
- [26] Wooldridge, J. M. (2002), *Econometric analysis of cross section and panel data*.