



RAPPORTO SUL MODELLO DI PREVISIONE T-DYMM 3.0



L'Istituto nazionale per l'analisi delle politiche pubbliche (INAPP) è un ente pubblico di ricerca che si occupa di analisi, monitoraggio e valutazione delle politiche del lavoro, delle politiche dell'istruzione e della formazione, delle politiche sociali e, in generale, di tutte le politiche economiche che hanno effetti sul mercato del lavoro. Nato il 1° dicembre 2016 a seguito della trasformazione dell'Isfol e vigilato dal Ministero del Lavoro e delle politiche sociali, l'Ente ha un ruolo strategico – stabilito dal decreto legislativo 14 settembre 2015, n. 150 – nel nuovo sistema di governance delle politiche sociali e del lavoro del Paese. L'Inapp fa parte del Sistema statistico nazionale (SISTAN) e collabora con le istituzioni europee. Da gennaio 2018 è Organismo intermedio del PON Sistemi di Politiche Attive per l'Occupazione (SPA0) del Fondo sociale europeo, delegato dall'Autorità di Gestione all'attuazione di specifiche azioni ed è Agenzia nazionale del programma comunitario Erasmus+ per l'ambito istruzione e formazione professionale. È l'Ente nazionale all'interno del consorzio europeo ERIC-ESS che conduce l'indagine European Social Survey.

Presidente: *Sebastiano Fadda*

Direttore generale: *Santo Darko Grillo*

Riferimenti

Corso d'Italia, 33

00198 Roma

Tel. +39 06854471

www.inapp.org



Dipartimento
del Tesoro



INAPP
PUBLIC POLICY INNOVATION



Fondazione
Giacomo Brodolini

MOSPI – MODERNIZING SOCIAL PROTECTION SYSTEMS IN ITALY
VS/2018/0414

RAPPORTO SUL MODELLO DI PREVISIONE T-DYMM 3.0





Il presente rapporto è stato elaborato per il progetto MOSPI, che ha ricevuto finanziamenti nell'ambito del bando VP/2018/003 della Direzione generale Occupazione, Affari Sociali e Inclusione della Commissione Europea. Le opinioni espresse in questo rapporto riflettono esclusivamente il punto di vista degli autori. La Commissione Europea non è responsabile per qualsiasi uso che possa essere fatto delle informazioni in esso contenute.

Ringraziamenti

Questo progetto di ricerca è in debito con l'Istituto Nazionale della Previdenza Sociale (INPS), l'Istituto Nazionale di Statistica (ISTAT) e il Dipartimento delle Finanze del Ministero dell'Economia e delle Finanze (MEF-DF) per la condivisione delle loro banche dati nel quadro del Sistema statistico nazionale (SISTAN) e per la disponibilità a fornire preziose informazioni sui metadati ai fini della nostra ricerca. A questo proposito, siamo particolarmente grati a Leda Accosta (INPS), Francesca Lariccia (ISTAT), Paolo Acciari (MEF-DF) e alle loro rispettive unità.

Siamo grati per il costante supporto di SOGEI S.p.A. nell'elaborazione del presente rapporto e nello sviluppo e mantenimento del Treasury Dynamic Microsimulation Model (T-DYMM) nel corso degli anni. Siamo particolarmente grati a Francesca Di Brisco e alla sua unità Modelli di Previsione e Analisi Statistiche.

Siamo molto grati al professor Marco Alfò, che ha fornito preziosi consigli e indicazioni su aspetti metodologici e statistici dell'analisi.

Il presente rapporto è il risultato di un lavoro congiunto tra MEF e FGB. Gli autori di ciascun capitolo sono elencati di seguito.

Autori

Capitoli 1 e 7: *Stefano Boscolo, Riccardo Conti, Alessandra De Castro, Elena Fabrizi, Elena Giachin Ricca, Ottavio Ricchi, Massimo Tangucci, Serena Teobaldo, Federico Tullio*

Capitolo 2: *Feliciano Indicone*

Capitolo 3: *Elena Fabrizi*

Capitolo 4 e 5: *Michele Raitano*

Capitolo 6: *Michele Bavaro, Paolo Liberati, Simone Tedeschi*

Rapporto concluso nel mese di marzo 2020

La versione originale del rapporto è stata redatta in lingua inglese. Per la traduzione in italiano, si ringrazia AES s.r.l.

Alcuni diritti riservati [2020] [INAPP].

Quest'opera è rilasciata sotto i termini della licenza Creative Commons Attribuzione – Non Commerciale – Condividi allo stesso modo 4.0 Italia License.

(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>)



Finito di stampare nel mese di agosto 2020

da Rubbettino print

per conto di Rubbettino Editore Srl

88049 Soveria Mannelli (Catanzaro)

www.rubbettinoprint.it

Indice

Introduzione	7
1. Il dataset AD-SILC	11
Introduzione	11
1.1 Le versioni precedenti di AD-SILC	11
1.2 AD-SILC 3.0	13
1.3 Fonti di dati aggiuntive	21
1.4 Trattamento dei dati e analisi preliminari	25
Riferimenti bibliografici	35
2. Le tipologie contrattuali coperte da AD-SILC	37
Introduzione	37
2.1 Contratto a tempo indeterminato	37
2.2 Contratto part-time	39
2.3 Contratto a tempo determinato	40
2.4 Lavoro somministrato	41
2.5 Lavoro para-subordinato	41
2.6 Lavoratori autonomi	43
2.7 Lavoratori autonomi standard	44
Conclusioni	45
3. La durata dei contratti di lavoro	47
Introduzione	47
3.1 Aspetti metodologici	47
3.2 Durata dei contratti stabili	49
3.3 Durata dei contratti a tempo determinato	52
3.4 La durata dei contratti para-subordinati	54
Conclusioni	56
3.5 Riferimenti bibliografici	56

4. La distribuzione delle retribuzioni nel settore privato: tendenze nel periodo 2004-2018	57
Introduzione	57
4.1 Dati	60
4.2 Andamento della composizione della forza lavoro	61
4.3 Andamento delle settimane lavorate annuali	65
4.4 Andamento dei redditi medi	67
4.5 Andamento della distribuzione dei percentili di reddito	69
4.6 Andamento del rischio di povertà lavorativa	72
4.7 Andamento dell'indice Gini delle disparità di reddito	76
4.8 Scomposizioni dell'andamento della disuguaglianza dei redditi	78
Conclusioni	83
Riferimenti bibliografici	84
5. Dinamiche di carriera e accumulazione nozionale dei contributi pensionistici nel regime contributivo	87
Introduzione	87
5.1 Dinamiche di carriera lungo un periodo di 20 anni	92
5.2 Dinamiche di carriera lungo un periodo di 5 anni	100
Conclusioni	106
Riferimenti bibliografici	108
6. Analisi dei dati sulla ricchezza (SHIW)	109
Introduzione	109
6.1 Analisi descrittiva	110
6.2 Determinanti delle scelte finanziarie	116
Conclusioni	125
Riferimenti bibliografici	125
7. T-DYMM 3.0	127
Introduzione	127
7.1 Tassonomia dei modelli di microsimulazione	128
7.2 Le nuove funzionalità di T-DYMM	138
Riferimenti bibliografici	163
Osservazioni conclusive	169

Introduzione

Il Progetto *Modernizing Social Protection Systems in Italy* (MOSPI) intende “supportare la modernizzazione del sistema di protezione sociale in Italia affinché esso possa rispondere alle sfide della digitalizzazione, dei cambiamenti in atto nel mondo del lavoro e dell’invecchiamento della popolazione”. Questo argomento di ricerca richiede lo sviluppo di strumenti analitici per l’analisi dell’efficacia delle politiche pubbliche nell’affrontare le conseguenze a lungo termine dei risultati del mercato del lavoro. Mantenendo l’attenzione primaria sull’adeguatezza del sistema pensionistico, ci sarà anche spazio per considerare questioni più generali relative ai programmi di sicurezza sociale. L’attuale flusso di lavoro si basa su due progetti precedenti, rispettivamente intitolati *Innovative Datasets and Models for Improving Welfare Policies* (INDIW) e *Improving Effectiveness in Social Security* (IESS), che sono stati attuati nei periodi 2009-2012 e 2014-2016. L’obiettivo è migliorare ulteriormente ciò che è già stato ottenuto rafforzando:

1. il dataset unico e innovativo denominato ‘Administrative SILC’(di seguito AD-SILC), sviluppato abbinando le informazioni longitudinali ricavate da diversi archivi amministrativi dell’Istituto Nazionale della Previdenza Sociale (INPS), con i dati della *survey* IT-SILC (cioè la componente italiana dell’EU-SILC) raccolti dall’Istituto Nazionale di Statistica (ISTAT);
2. il modello di microsimulazione dinamica denominato T-DYMM (Treasury Dynamic Microsimulation Model), progettato per simulare l’evoluzione in termini di risultati demografici e del mercato del lavoro di un campione rappresentativo della popolazione italiana.

Il presente documento fa seguito alla prima consegna del progetto MOSPI, intitolata “Rapporto sul Futuro del Lavoro: Le Dinamiche del Lavoro Non-Standard in Italia”. Innanzitutto, tale rapporto ha esaminato le principali caratteristiche giuridiche dei contratti non standard e ha mostrato le recenti tendenze nel loro utilizzo da parte delle aziende italiane, basandosi sui dati amministrativi forniti dall’INPS. Le informazioni disponibili sono state inoltre utilizzate per fornire indicazioni sui lavoratori non standard (NSW), identificati come i soggetti potenzialmente più vulnerabili nel mercato del lavoro. Il rapporto ha affrontato il tema della differenziazione salariale di lavoratori soggetti a diversi inquadramenti contrattuali e ha analizzato le transizioni del mercato del lavoro, come la

frequenza delle assunzioni e le trasformazioni contrattuali, individuando gli schemi che contraddistinguono i NSW. Infine, ha fornito un contributo originale esaminando l'impatto della digitalizzazione sul mercato del lavoro approfondendo la questione dei lavoratori delle piattaforme. È stato possibile condurre tale analisi grazie alla disponibilità dell'innovativo dataset dell'indagine PLUS 2018, gestito dall'Istituto nazionale per l'analisi delle politiche pubbliche (INAPP), che fornisce informazioni in merito.

Per quanto riguarda gli obiettivi specifici del progetto MOSPI, nella nostra proposta ci siamo impegnati a esaminare diverse questioni relative alle mutevoli condizioni del mercato del lavoro identificando e valutando, attraverso scenari differenti, i possibili risultati a medio e lungo termine. I nostri sforzi di modellizzazione analitica e di micro-simulazione permetteranno di concentrarsi sui rischi associati agli individui caratterizzati da una partecipazione discontinua al mercato del lavoro e che soffrono di diverse carenze o svantaggi specifici all'interno del sistema di protezione sociale. Esiste infatti una vasta gamma di rischi affrontati dai lavoratori meno protetti/più vulnerabili a causa dell'interazione tra conseguenze sfavorevoli del mercato del lavoro, caratterizzato da carriere discontinue e scarsa mobilità verso l'alto, e disposizioni del diritto del lavoro e della legislazione in materia di previdenza sociale. Queste persone potrebbero avere un accesso ridotto o nullo alla protezione sociale e/o godere di diritti pensionistici di fine carriera molto scarsi, specialmente nel contesto di un metodo di calcolo a contribuzione definita nozionale. L'inadeguato reddito della terza età, potrebbe essere inoltre aggravato dalla miopia individuale o da limitate capacità finanziarie che 'distorcono' il comportamento di risparmio e le decisioni di investimento in diversi strumenti finanziari, ad esempio rinunciando a contributi volontari. In effetti, in questo contesto, uno degli obiettivi del nostro progetto è proprio valutare la rilevanza dei rischi di inadeguatezza delle prestazioni pensionistiche pubbliche, i cui rendimenti a lungo termine possono essere simulati grazie a T-DYMM proiettando carriere lavorative e simulando le risultanti prestazioni pensionistiche. I numerosi miglioramenti apportati alla versione precedente del modello consentiranno di fornire un'analisi più accurata delle prospettive di carriera e di retribuzione dei lavoratori non standard e atipici, monitorando se – in base alle norme vigenti – potrebbero riscontrare difficoltà nell'accedere alla sicurezza sociale e identificando gap contributivi che conducono ad una discontinuità nella protezione sociale. L'adeguatezza complessiva del sistema di welfare sarà poi giudicata attraverso una valutazione dei pro e dei contro dell'attuale struttura del secondo e del terzo – privato – pilastro pensionistico italiano. Ci concentreremo quindi sull'impatto delle differenti opzioni per l'integrazione dei regimi pensionistici pubblici e integrativi, tenendo conto della diversa propensione dei lavoratori a contribuire ai fondi pensione.

L'obiettivo finale è quello di includere nella relazione conclusiva simulazioni che possano fornire indicazioni per il miglioramento dell'attuale impostazione delle politiche, identificando le misure che potrebbero mitigare i rischi incombenti e, più in generale,

aiutare ad affrontare le esigenze sociali sia nel presente sia in una prospettiva lungimirante. Il capitolo/l'edizione esistente di T-DYMM (d'ora in poi, T-DYMM 2.0) è già adatta per indagare alcuni dei suddetti problemi. Il rapporto finale 2016 del progetto IESS¹ ha fornito una valutazione dell'adeguatezza del sistema di welfare italiano, proiettando a lungo termine indicatori di povertà e disuguaglianza e concentrandosi sugli effetti delle numerose riforme attuate nel sistema pensionistico negli ultimi trenta anni e, più recentemente, nella legislazione relativa alle indennità di disoccupazione. Il nostro impegno mira a migliorare le caratteristiche del modello in diverse dimensioni. Il presente rapporto descrive ciò che è stato realizzato nelle fasi iniziali del progetto.

La presente relazione persegue tre obiettivi principali. Innanzitutto, fornisce una spiegazione dettagliata delle caratteristiche e dei vantaggi della nuova versione del dataset AD-SILC, in cui un ampio campione di lavoratori italiani è seguito longitudinalmente dal suo ingresso nel mercato del lavoro fino al 2018. In secondo luogo, prima di utilizzare il dataset potenziato all'interno della micro-simulazione dinamica nelle fasi future del progetto, in questo rapporto esploriamo ampiamente i dati disponibili per fornire valutazioni quantitative sulle caratteristiche e sulle tendenze riguardanti i risultati lavorativi degli individui fino al 2018. Infine, questo lavoro presenta i principali progressi nello sviluppo del modello T-DYMM. Più in dettaglio, il rapporto è strutturato come segue.

Il capitolo 1 esamina il nuovo dataset, AD-SILC 3.0. Il nucleo di AD-SILC è costruito unendo i dati della versione italiana della *survey* EU-SILC con le informazioni longitudinali fornite dagli archivi amministrativi dell'INPS. Ciò consente di ricostruire i modelli di lavoro e di vita degli individui controllando per un numero molto più elevato di variabili rispetto a quelle incluse nei dataset INPS e SILC originali. Questo capitolo fornisce dettagli sugli aspetti dell'elaborazione dei dati e descrive il contenuto informativo aggiuntivo incluso nella versione più recente di AD-SILC, dovuto sia al maggior numero di variabili ottenute da SILC sia alle nuove fonti di dati coinvolte. Queste ultime includono i dati dell'indagine SHIW della Banca d'Italia, le dichiarazioni fiscali e i dati catastali del Dipartimento delle finanze e i dati d'indagine INAPP.

I capitoli che seguono rappresentano il fulcro del presente rapporto, in quanto forniscono analisi descrittive ed econometriche su AD-SILC 3.0. Prima di presentare questi risultati, allo scopo di far luce sugli aspetti normativi relativi al lavoro non standard e atipico, il capitolo 2 fornisce una breve rassegna dei vari tipi di accordi contrattuali esistenti in Italia e inclusi in AD-SILC, alla luce dei recenti sviluppi della legislazione italiana sul mercato del lavoro. Successivamente, i capitoli 3-5 presentano analisi dettagliate sul mercato del lavoro sulla base dei dati AD-SILC. Innanzitutto, nel capitolo 3, applicando le tecniche di analisi della sopravvivenza, analizziamo la durata dei vari tipi di accordi contrattuali nel periodo 2004-2018 e studiamo il ruolo

¹ Vedi: <http://www.fondazionebrodolini.it/sites/default/files/iess-final-report.pdf>.

svolto da varie caratteristiche individuali. Il capitolo 4 si concentra sulle tendenze della distribuzione salariale dell'occupazione privata nel periodo 2004-2018, con un'ulteriore attenzione specifica ai rischi di povertà sul lavoro e mostra risultati originali sull'andamento di vari indicatori di tale distribuzione e, applicando tecniche di scomposizione, sul ruolo svolto dalle caratteristiche individuali e delle imprese quale principale motore dell'andamento della disuguaglianza dei salari osservata nel periodo 2004-2018. Il capitolo 5 si occupa delle carriere lavorative individuali longitudinali (vale a dire dall'ingresso nel mercato del lavoro fino al 2018), con l'obiettivo esplicito di valutare la posizione delle persone che potrebbero essere state penalizzate nel contesto di un regime pensionistico NDC (contributo definito nozionale). A tal fine, l'attenzione è rivolta a due obiettivi precisi: i) risultati del mercato del lavoro in un periodo di 20 anni riguardanti la prima coorte di lavoratori interamente iscritti al sistema NDC (ovvero coloro che sono entrati nel mercato del lavoro nel periodo 1996-1998), al fine di fornire informazioni sulla possibile diffusione dei rischi di prestazioni pensionistiche inadeguate a causa di percorsi di carriera sfavorevoli; ii) gli stessi risultati raggiunti dalle persone che hanno iniziato a lavorare nel periodo 1996-2013 osservati in un periodo più breve, di 5 anni, al fine di osservare se i percorsi individuali del mercato del lavoro nella prima fase della carriera si siano deteriorati negli ultimi anni. Per completare la prospettiva con una panoramica sulla ricchezza finanziaria, il capitolo 6 presenta evidenze sui dati dell'indagine SHIW della Banca d'Italia, una delle principali fonti aggiuntive del nuovo dataset AD-SILC. Vengono presentate analisi descrittive e alcuni risultati preliminari sui determinanti delle decisioni finanziarie, con focus sul ruolo dell'alfabetizzazione finanziaria e di alcune condizioni specifiche di lavoro (assunzioni non standard e contratti atipici) sulle scelte di investimento.

Infine, il capitolo 7 è dedicato al nostro modello di micro-simulazione. Esso descrive la strategia di modellizzazione di T-DYMM nel contesto della letteratura pertinente in materia, e i miglioramenti da attuare nell'ambito del progetto MOSPI. Il nuovo modello, d'ora in poi T-DYMM 3.0, includerà una serie di innovazioni strutturali: sarà sviluppato un modulo di migrazione, per tenere conto dei processi di immigrazione ed emigrazione; sarà sviluppato un modulo di ricchezza, volto a inserire nel modello l'intero spettro di beni mobili e immobili a disposizione della famiglia; sarà incluso un sotto modulo sui pensionati che lavorano, per simulare in modo più realistico la transizione dal lavoro alla pensione. Il mercato del lavoro, i moduli pensionistici e fiscali saranno tutti ampliati e aggiornati al fine di tenere conto delle recenti innovazioni nella legislazione pertinente. Le informazioni sui lavoratori non standard disponibili negli archivi INPS, nei registri delle dichiarazioni fiscali e nell'indagine INAPP PLUS consentiranno un identikit accurato e la simulazione di questo gruppo target di lavoratori vulnerabili. Infine, il campione simulato godrà di una maggiore rappresentatività della popolazione di riferimento, poiché dovranno essere applicate tecniche di riponderazione ad hoc.

1. Il dataset AD-SILC¹

Introduzione

Il primo passo per identificare, valutare e affrontare i problemi relativi ai cambiamenti in atto nel mercato del lavoro è la costruzione di un database adeguato. Nel fare ciò, abbiamo utilizzato le esperienze dei progetti INDIW e IESS per sviluppare una versione aggiornata e ampliata del dataset AD-SILC.

La sezione successiva presenta le principali caratteristiche delle versioni precedenti di AD-SILC, costruito abbinando le informazioni longitudinali ricavate da archivi amministrativi dell'INPS, con i dati di indagine raccolti dall'ISTAT. La seconda sezione descrive i contenuti delle fonti di dati di AD-SILC 3.0, ovvero IT-SILC e gli archivi INPS, fornendo una descrizione delle principali innovazioni in termini di variabili incluse, mentre la sezione 3 si concentra sulle nuove fonti di dati (dati d'indagine della Banca d'Italia, dati amministrativi del Dipartimento delle finanze) da utilizzare nell'attuale versione del dataset. La sezione 4 conclude delineando la privacy e le questioni metodologiche affrontate nella fusione (*merge*) dei dati e le conseguenze in termini di rappresentatività.

1.1 Le versioni precedenti di AD-SILC

I dati longitudinali sono cruciali nell'analisi dei risultati del mercato del lavoro. Consentono di analizzare le dinamiche dei salari e le singole transizioni tra i diversi status lavorativi, evidenziando la relazione con caratteristiche socio-economiche che sono tradizionalmente identificate come fattori determinanti delle dinamiche del mercato del lavoro. Rinviamo ai capitoli 3-4 una discussione su tali fattori. In questo contesto, dataset amministrativi *collegati* (ovvero dataset che combinano dati

¹ A causa di ritardi nella consegna da parte dell'ISTAT, i dati per le analisi sono stati resi disponibili solo il 6 febbraio 2020. Al momento della redazione del presente rapporto (inizio marzo 2020), alcune variabili SILC devono ancora essere consegnate.

d'indagine e amministrativi) forniscono uno strumento, sempre più popolare, per i ricercatori che conducono analisi in materia di economia del lavoro e pubblica (vedi, ad esempio, Gottschalk e Huynh, 2010, e Meyer e Mittag, 2019). In effetti, i dataset amministrativi collegati riescono a sfruttare i principali vantaggi dei registri amministrativi e dei dati d'indagine, superando alcune delle carenze delle due fonti. Gli archivi amministrativi sono raccolti in modo coerente e accurato, coprendo un gran numero di osservazioni (a volte, raccogliendo informazioni sull'intero universo di riferimento) e una lunga estensione temporale. Tuttavia, il numero di variabili è spesso limitato, poiché tali dati vengono raccolti per scopi amministrativi, piuttosto che a scopo di ricerca (ad es. risultati scolastici e stati civili potrebbero non essere registrati negli archivi amministrativi). Pertanto, l'identificazione di fattori rilevanti circa gli esiti nel mercato del lavoro non è sempre possibile. D'altra parte, i dati campionari auto-dichiarati forniscono informazioni dettagliate sulle singole caratteristiche, ma sono in genere associati a errori di misurazione più elevati (Kim e Tamborini, 2012). Inoltre, le indagini panel sono generalmente limitate nella dimensione della sezione trasversale o di quella temporale. Ad esempio, il dataset EU-SILC si basa su uno schema di rotazione in cui gli individui vengono seguiti per un periodo massimo di quattro anni. Nel presente contesto, le informazioni longitudinali sono fornite da due diverse fonti:

- archivi amministrativi dell'INPS, che forniscono informazioni sulla storia lavorativa delle persone;
- dati d'indagine da IT-SILC, il database italiano dell'*European Union Survey on Income and Living Conditions* (EU-SILC), raccolti dall'ISTAT, che forniscono informazioni sullo stato socio-demografico ed economico delle persone intervistate.

Per costruire la prima versione di AD-SILC in occasione del progetto INDIW, i micro-dati dettagliati della *cross-sectional wave* IT-SILC del 2005 sono stati uniti (*merged*) con le informazioni raccolte in diversi archivi amministrativi dell'INPS. I registri amministrativi forniscono informazioni molto dettagliate su diverse caratteristiche di dipendenti pubblici e privati, lavoratori autonomi, percettori di sussidi di disoccupazione e altre prestazioni sociali e pensionati. Successivamente, il progetto IESS² ha ampliato il database AD-SILC, aggiornando i micro-dati raccolti negli archivi amministrativi alla fine del 2013 e aggiungendo nuove variabili dai dataset amministrativi (fornendo informazioni sui cosiddetti *parasubordinati*³ e ulteriori dettagli sugli accordi contrattuali e sul tipo di indennità di disoccupazione percepita). Inoltre, la numerosità campionaria è aumentata approssimativamente da 50 a 200 mila individui. Mentre nella prima versione

² Vedi: <http://www.fondazionebrodolini.it/en/projects/iess-improving-effectiveness-social-security>.

³ Essi rappresentano una classe di lavoratori *atipici*. Nel 1996, l'INPS ha istituito un fondo denominato 'Gestione Separata' per i lavoratori autonomi appartenenti a specifiche categorie di professionisti che non disponevano di un regime o fondo speciale di sicurezza sociale, e per i lavoratori a tempo determinato, diversi dai dipendenti (i cosiddetti *co.co.pro* e *co.co.co*). In seguito, ci riferiremo a questi lavoratori come 'parasubordinati'.

di AD-SILC è stata impiegata esclusivamente la *wave* IT-SILC 2005, nella versione aggiornata sono state incluse tutte le persone intervistate nelle *waves* dal 2004 al 2012. Le caratteristiche principali di AD-SILC riguardano diversi aspetti:

- le storie individuali di carriera lavorativa (raccolte negli archivi amministrativi) e le variabili socio-economiche (ad es. livello di istruzione, istruzione e occupazione dei genitori, stato civile, composizione familiare, cittadinanza) sono unite insieme;
- lo status della forza lavoro è registrato a livello individuale, utilizzando le informazioni raccolte dall'INPS nel casellario dei lavoratori attivi e delle pensioni;
- il dataset include variabili a livello di impresa, che forniscono informazioni affidabili sulle caratteristiche dei datori di lavoro (ad es. classificazione del settore e dimensione dell'impresa, per holding e filiali);
- tramite la componente longitudinale di IT-SILC, è possibile tenere traccia dei cambiamenti avvenuti negli stati sociali individuali (ad es. transizioni di stato civile e cambiamenti nel livello di istruzione, nascita di nuovi individui, ecc.).

In questo contesto, AD-SILC è stato impiegato per analizzare l'evoluzione del mercato del lavoro italiano negli ultimi decenni, a livello individuale⁴. Ci si è concentrati particolarmente sulle dinamiche della distribuzione dei redditi da lavoro, sulle transizioni individuali tra gli status lavorativi e sull'adeguatezza dei contributi maturati, con un'attenzione specifica alle coorti di lavoratori iscritti allo schema pensionistico NDC⁵. Inoltre, AD-SILC è stato fondamentale per lo sviluppo del *Treasury Dynamic Microsimulation Model* (T-DYMM), il cui obiettivo principale era valutare l'adeguatezza del sistema pensionistico italiano.

1.2 AD-SILC 3.0

Nell'ambito del progetto MOSPI, il dataset per le analisi e le micro-simulazioni su T-DYMM è stato aggiornato e ampliato. In primo luogo, è stata effettuata una nuova fusione (*merge*) tra IT-SILC (sezione 1.2.1) e i dati amministrativi dell'INPS (sezione 1.2.2), questa volta includendo tutte le *waves* nel periodo 2004-2017 e una più ampia serie di variabili, tra cui informazioni sullo stato di salute e il paese di nascita degli intervistati. Sono state inoltre prese in considerazione diverse fonti di dati aggiuntivi (sezione 1.3), al fine di arricchire le informazioni contenute in AD-SILC 3.0.

⁴ Vedi, tra gli altri: Barbieri *et al.* (2019), De Villanova *et al.* (2019), Lallo e Raitano (2018), Naticchioni *et al.* (2016), Raitano e Fantozzi (2015), Raitano e Vona (2018), Raitano e Vona (2017).

⁵ Il decreto legislativo n. 335/1995 ha previsto la graduale sostituzione del regime tradizionale relativo agli utili (ER) con uno schema di contributo definito nozionale (NDC). Solo le prestazioni pensionistiche dei lavoratori iscritti oltre il 1995 sono interamente calcolate secondo le norme NDC, mentre per i lavoratori senior sono in vigore regole di calcolo proporzionale.

1.2.1 Struttura e variabili di IT-SILC

IT-SILC è il database italiano del *European Union Survey on Income and Living Conditions* (EU-SILC). Il progetto EU-SILC è coordinato da Eurostat ed è stato sviluppato come uno strumento per raccogliere micro-dati trasversali e longitudinali comparabili riguardanti reddito, povertà, esclusione sociale e condizioni di vita. Esso fornisce:

- dati trasversali relativi a un determinato momento o ad un certo periodo di tempo con variabili su reddito, povertà, esclusione sociale e altre condizioni di vita;
- dati longitudinali relativi alle variazioni nel tempo a livello individuale, osservate ogni anno per un periodo di quattro anni.

Una caratteristica importante di IT-SILC è il gran numero di variabili campionarie. Sono disponibili due tipi di variabili: quelle misurate a livello familiare e quelle misurate a livello individuale. Le informazioni sull'esclusione sociale e sulla condizione abitativa sono raccolte principalmente a livello familiare, mentre le informazioni su lavoro, istruzione e salute sono ottenute per le persone di età pari o superiore a 16 anni⁶ (Eurostat 2020). Il disegno di campionamento di IT-SILC prevede una procedura a due stadi (Ceccarelli *et al.* 2008). Innanzitutto, i comuni sono suddivisi in auto-rappresentativi e non auto-rappresentativi, in ciascuna regione. Quindi, le famiglie vengono scelte casualmente. Nel primo gruppo, in cui i comuni sono caratterizzati da una popolazione più numerosa, le famiglie vengono estratte dalle liste anagrafiche secondo uno schema di campionamento sistematico. Nel secondo gruppo, composto da comuni più piccoli, le famiglie sono scelte casualmente da un sotto-campione di comuni selezionati, secondo uno schema di campionamento a più stadi.

In linea con le direttive Eurostat, lo schema di IT-SILC prevede due componenti: una componente trasversale e una componente longitudinale. In particolare, viene implementato un disegno di campionamento a rotazione (Duncan *et al.* 1989): un nuovo panel di famiglie e individui viene introdotto ogni anno, per sostituire un quarto del campione esistente. La Tabella 1.1 illustra lo schema di rotazione quadriennale adottato in IT-SILC. Ad esempio, nel 2007, il panel D viene intervistato per la quarta volta (D4), il panel E per la terza volta (E3), il panel F per la seconda volta (F2) e il panel G è introdotto per la prima volta (G1).

Il primo ciclo dell'indagine, condotto nel 2004, è composto da 32.000 famiglie, con circa 8.000 famiglie appartenenti a ciascun campione longitudinale. Nella seconda *wave*, relativa al 2005, il campione comprende $\frac{3}{4}$ delle famiglie intervistate nel 2004 (corrispondenti a B4, C3 e D2 nella Tabella 1.1) e 8.000 nuove famiglie selezionate, appartenenti al nuovo panel longitudinale (E1 nella Tabella 1.1). Lo stesso modello di rotazione è seguito fino all'ultimo ciclo disponibile dell'indagine nel 2017. Nel

⁶ Per garantire la comparabilità con altri sondaggi italiani, la versione italiana di EU-SILC (IT-SILC) include anche persone di 15 anni.

complesso, tra il 2004 e il 2017 sono state intervistate 255.465 persone, corrispondenti a 703.198 registrazioni individuali.

Tabella 1.1 Lo schema di campionamento a rotazione di IT-SILC

Anno	Campioni del panel																	
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	
2004	A4	B3	C2	D1														
2005		B4	C3	D2	E1													
2006			C4	D3	E2	F1												
2007				D4	E3	F2	G1											
2008					E4	F3	G2	H1										
2009						F4	G3	H2	I1									
2010							G4	H3	I2	J1								
2011								H4	I3	J2	K1							
2012									I4	J3	K2	L1						
2013										J4	K3	L2	M1					
2014											K4	L3	M2	N1				
2015												L4	M3	N2	O1			
2016													M4	N3	O2	P1		
2017															N4	O3	P2	Q1

Ad ogni *wave t*, i dati si riferiscono a due diversi periodi di tempo: alcune variabili si riferiscono allo stesso anno (tempo t), altre (ad es. il reddito) all'anno precedente ($t-1$). Graf *et al.* (2011) forniscono un elenco riassuntivo delle principali variabili target di EU-SILC (ovvero variabili che vengono raccolte ogni anno)⁷, che possono essere organizzate secondo i criteri di seguito descritti.

- Tipo di dati:
 - A. Se le variabili sono riferite alle famiglie, possono essere:
 1. dati di base (dati di base sulle famiglie, incluso il grado di urbanizzazione);
 2. reddito (reddito totale della famiglia e reddito lordo equivalente dei membri);

⁷ Oltre alle variabili armonizzate, ISTAT aggiunge una serie di richieste aggiuntive alla *survey* IT-SILC. Fino al 2015 il dataset consisteva in quattro componenti, tutte comprendenti sia le variabili armonizzate (a livello europeo) sia le specifiche variabili d'indagine italiana. Dal 2016, le variabili specifiche per l'Italia sono state fornite in due file aggiuntivi; pertanto, oggi vengono forniti in totale sei file diversi.

3. esclusione sociale (indicatori non-monetari di deprivazione, compresi aspetti finanziari e accesso ai beni primari);
 4. informazioni relative al lavoro (assistenza e cura dei minori);
 5. abitazione (tipologia di abitazione, titolo di possesso e condizioni abitative, qualità dell'abitazione e costi);
- B. Se le variabili sono riferite agli individui, possono essere:
1. dati di base (dati personali di base e dati demografici);
 2. istruzione (livello e anni di istruzione, iscrizione attuale);
 3. informazioni relative al lavoro (informazioni lavorative di base sullo status professionale attuale e sull'attuale principale attività lavorativa, comprese le informazioni sull'ultima principale attività lavorativa per i disoccupati, informazioni di base sullo status professionale durante il periodo di riferimento del reddito, numero totale di ore lavorate nell'attuale secondo/terzo... lavoro, informazioni dettagliate sul lavoro, cronologia delle attività e calendario delle attività);
 4. salute (stato di salute e malattia o condizione cronica, accesso all'assistenza sanitaria);
 5. reddito (reddito personale netto e lordo, totale e componenti a livello individuale).
- Tipo di variabile: trasversale o longitudinale.
 - Periodo di riferimento: costante, attuale, periodo di riferimento del reddito, ultimi dodici mesi, dallo scorso anno, vita lavorativa e periodo di riferimento per l'infanzia.
 - Unità: famiglia, membro della famiglia, ex membro della famiglia, rispondente selezionato e membro della famiglia di età pari o superiore a 16 anni (15 per IT-SILC).

Oltre alle informazioni di partenza, per ogni anno successivo al 2004 l'indagine è stata dedicata a un argomento particolare e impostata in modo tale da raccogliere variabili target secondarie in base a tale argomento. La Tabella 1.2 riporta i moduli su cui sono state raccolte variabili target secondarie nel periodo 2005-2017.

Tra le principali funzioni di AD-SILC ci sono sia quella di consentire le analisi preliminari che rendono possibile lo sviluppo di T-DYMM sia quella di operare come dataset di partenza per le micro-simulazioni.

IT-SILC offre una vasta gamma di variabili sui background individuali. Il livello di dettaglio fornito nelle transizioni di mese in mese e nella principale attività svolta dai lavoratori, ad esempio, può essere proficuamente confrontato con le informazioni contenute nei dati amministrativi per ottenere un chiaro identikit di lavoratori atipici, che possono incorrere in una serie di cambiamenti (involontari) dello status lavorativo in breve tempo. Anche le informazioni sui contributi previdenziali sono cruciali. IT-SILC fornisce preziose informazioni sui piani pensionistici integrativi, in quanto il questionario chiede agli intervistati di indicare se hanno versato contributi volontari a banche, istituti assicurativi e finanziari per piani pensionistici privati e, in tal caso, quale importo.

Tabella 1.2 Moduli SILC per variabili secondarie, 2005-2017

Anno	Modulo
2005	Trasmissione intergenerazionale della povertà
2006	Partecipazione sociale
2007	Condizioni abitative
2008	Sovraindebitamento ed esclusione finanziaria
2009	Deprivazione materiale
2010	Condivisione di risorse all'interno della famiglia
2011	Trasmissione intergenerazionale degli svantaggi sociali
2012	Condizioni abitative
2013	Benessere
2014	Deprivazione materiale
2015	Partecipazione sociale e culturale e deprivazione materiale
2016	Accesso ai servizi
2017	Salute e salute dei bambini

Fonte: Eurostat

Un'estensione importante della precedente versione del dataset concerne l'inclusione di variabili relative alle condizioni di salute e allo status di immigrato dei rispondenti (vedere Allegati 1.1 e 1.2).

1.2.2 Struttura e variabili degli archivi amministrativi INPS

Per creare AD-SILC, utilizziamo diversi dataset amministrativi, forniti dall'INPS e aggiornati al 2019 in occasione del progetto MOSPI. Tutti gli individui intervistati almeno una volta in IT-SILC nelle *waves* 2004-2017 sono collegati a tutte le informazioni disponibili provenienti dai seguenti archivi:

- EC_INPS (*Casellario dei lavoratori attivi*): raccoglie informazioni sui lavoratori che versano i propri contributi presso le casse INPS, ovvero lavoratori privati, agricoltori, commercianti, artigiani, lavoratori atipici e professionisti per i quali non è prevista una specifica cassa previdenziale. Le unità di osservazione in EC_INPS sono i rapporti lavorativi individuali in un dato anno; questo significa che gli individui che hanno avuto più di un rapporto lavorativo nell'anno o che ricevono più di un tipo di contributo figurativo (ad es. derivante da sussidi di disoccupazione, maternità o indennità per malattia, ecc.) possono presentare più di un *record* per quell'anno. Ogni anno vengono registrate le seguenti variabili: età; anno di nascita;

- data del decesso; sesso; provincia e nazione di nascita; data di inizio e cessazione di ogni rapporto lavorativo o periodo di contributo figurativo; numero di contributi settimanali di ciascun rapporto lavorativo o numero di settimane in cui vengono corrisposti benefici/indennità; codice fiscale dell'azienda (per dipendenti privati); provincia in cui l'individuo lavora; salario lordo (cioè compresi i contributi dei lavoratori) o importo della prestazione sociale; fondi INPS specifici cui l'individuo versa i suoi contributi (che consentono di identificare lavoratori privati, lavoratori atipici, agricoltori, artigiani e commercianti); tipo di contributi (che consente di identificare periodi di lavoro e periodi di disoccupazione, indennità di malattia e di maternità); classificazione professionale riferita ai dipendenti, che consente di distinguere dirigenti, impiegati, operai, apprendisti e, dal 1998, tra lavoratori a tempo parziale/pieno e contratti di lavoro a tempo determinato/indeterminato.
- AZ_INPS: raccoglie informazioni sulle caratteristiche delle imprese. Questo dataset viene unito a EC_INPS utilizzando il codice fiscale dell'impresa. Le variabili registrate riguardano: classificazione del settore dell'azienda (ATECO a tre cifre); struttura aziendale (distinguendo tra singole imprese e società con una relazione madre-affiliata); numero di lavoratori dell'impresa e numero di lavoratori della filiale.
 - PENSIONI (*Casellario delle pensioni*): raccoglie informazioni relative agli individui che ricevono trattamenti pensionistici. Le variabili registrate riguardano: sesso; età; data del decesso; data di pensionamento; importo mensile lordo della prestazione pensionistica; regione di residenza; status professionale prima della pensione (ad es. dipendente o lavoratore autonomo); anzianità al momento della pensione (settimane di contributi maturati); tipo di prestazione pensionistica (che consente di distinguere tra vecchiaia/prepensionamento, reversibilità, invalidità e pensioni sociali).

La Tabella 1.3 elenca il numero di registrazioni annuali fornite dal Casellario dei lavoratori attivi e dal Casellario delle pensioni⁸ per tutti gli individui inclusi in AD-SILC. Il numero totale di osservazioni è pari a 8.475.883 e la stragrande maggioranza di esse (7.153.807 registrazioni, circa l'85%) provengono dal Casellario dei lavoratori attivi. Circa il 45% delle osservazioni appartiene al periodo 2004-2017, coperto dalle informazioni della *survey* SILC. Molti individui (32,4%) riportano più di un *record* per anno, ovvero intrattengono più relazioni contributive con l'INPS, perché svolgono più lavori o perché sono sia impiegati sia riceventi, nello stesso anno, un qualche tipo di sussidio. Il numero totale di individui registrati in tutti gli anni è quindi inferiore, pari a 5.468.192 (Tabella 1.4).

⁸ Una piccola quantità di record (inferiore allo 0,01 per cento) è stata eliminata dal campione a causa di una dichiarazione errata del periodo di riferimento.

Tabella 1.3 Numero di registrazioni in AD-SILC per anno

Anno	Unità	%	Anno	Unità	%	Anno	Unità	%
1901	60	0,00	1941	300	0,00	1981	103.588	1,22
1902	59	0,00	1942	388	0,00	1982	106.807	1,26
1903	59	0,00	1943	554	0,01	1983	106.100	1,25
1904	59	0,00	1944	591	0,01	1984	106.876	1,26
1905	59	0,00	1945	663	0,01	1985	111.339	1,31
1906	59	0,00	1946	773	0,01	1986	110.950	1,31
1907	59	0,00	1947	964	0,01	1987	112.982	1,33
1908	59	0,00	1948	1.214	0,01	1988	117.038	1,38
1909	59	0,00	1949	1.568	0,02	1989	120.333	1,42
1910	62	0,00	1950	2.171	0,03	1990	143.049	1,69
1911	65	0,00	1951	2.853	0,03	1991	126.037	1,49
1912	59	0,00	1952	4.452	0,05	1992	127.202	1,50
1913	59	0,00	1953	5.078	0,06	1993	124.031	1,46
1914	59	0,00	1954	6.600	0,08	1994	123.820	1,46
1915	59	0,00	1955	8.650	0,10	1995	123.029	1,45
1916	59	0,00	1956	10.588	0,12	1996	128.120	1,51
1917	59	0,00	1957	19.077	0,23	1997	128.661	1,52
1918	59	0,00	1958	21.900	0,26	1998	130.267	1,54
1919	59	0,00	1959	25.230	0,30	1999	133.243	1,57
1920	59	0,00	1960	28.128	0,33	2000	138.968	1,64
1921	59	0,00	1961	31.537	0,37	2001	143.715	1,70
1922	59	0,00	1962	34.082	0,40	2002	147.938	1,75
1923	59	0,00	1963	37.256	0,44	2003	148.905	1,76
1924	59	0,00	1964	38.398	0,45	2004	232.325	2,74
1925	59	0,00	1965	41.903	0,49	2005	258.038	3,04
1926	59	0,00	1966	44.627	0,53	2006	264.512	3,12
1927	60	0,00	1967	47.853	0,56	2007	276.607	3,26
1928	60	0,00	1968	51.003	0,60	2008	277.843	3,28
1929	59	0,00	1969	53.786	0,63	2009	285.651	3,37
1930	60	0,00	1970	56.222	0,66	2010	286.075	3,38
1931	838	0,01	1971	58.827	0,69	2011	284.645	3,36
1932	64	0,00	1972	65.972	0,78	2012	289.183	3,41
1933	67	0,00	1973	71.248	0,84	2013	281.696	3,32
1934	75	0,00	1974	85.440	1,01	2014	281.748	3,32
1935	75	0,00	1975	82.490	0,97	2015	286.549	3,38
1936	86	0,00	1976	87.923	1,04	2016	285.544	3,37
1937	100	0,00	1977	88.241	1,04	2017	285.518	3,37
1938	124	0,00	1978	92.034	1,09	2018	182.343	2,15
1939	174	0,00	1979	96.040	1,13	2019	144.364	1,70
1940	217	0,00	1980	99.990	1,18	2020	27	0,00
Totale							8.475.883	100,00

Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

Tabella 1.4 Numero di individui registrati in AD-SILC per anno

Anno	Numero	%	Anno	Numero	%	Anno	Numero	%
1901	23	0,00	1941	172	0,00	1981	73.072	1,34
1902	24	0,00	1942	221	0,00	1982	73.630	1,35
1903	24	0,00	1943	297	0,01	1983	74.178	1,36
1904	24	0,00	1944	357	0,01	1984	74.245	1,36
1905	24	0,00	1945	405	0,01	1985	75.715	1,38
1906	24	0,00	1946	499	0,01	1986	77.092	1,41
1907	24	0,00	1947	650	0,01	1987	79.427	1,45
1908	24	0,00	1948	804	0,01	1988	81.703	1,49
1909	24	0,00	1949	1121	0,02	1989	83.122	1,52
1910	27	0,00	1950	1539	0,03	1990	84.401	1,54
1911	30	0,00	1951	2056	0,04	1991	85.691	1,57
1912	24	0,00	1952	2766	0,05	1992	86.200	1,58
1913	24	0,00	1953	3606	0,07	1993	84.369	1,54
1914	24	0,00	1954	4660	0,09	1994	84.137	1,54
1915	24	0,00	1955	5867	0,11	1995	84.661	1,55
1916	24	0,00	1956	7.237	0,13	1996	87.590	1,60
1917	24	0,00	1957	14.051	0,26	1997	88.726	1,62
1918	24	0,00	1958	15.795	0,29	1998	90.171	1,65
1919	24	0,00	1959	18.117	0,33	1999	92.241	1,69
1920	24	0,00	1960	20.006	0,37	2000	94.683	1,73
1921	24	0,00	1961	22.266	0,41	2001	96.860	1,77
1922	24	0,00	1962	24.442	0,45	2002	99.649	1,82
1923	24	0,00	1963	26.155	0,48	2003	100.956	1,85
1924	24	0,00	1964	27.132	0,50	2004	153.324	2,80
1925	24	0,00	1965	29.678	0,54	2005	156.160	2,86
1926	24	0,00	1966	31.783	0,58	2006	159.647	2,92
1927	25	0,00	1967	33.820	0,62	2007	163.899	3,00
1928	25	0,00	1968	35.810	0,65	2008	166.447	3,04
1929	24	0,00	1969	37.955	0,69	2009	167.149	3,06
1930	25	0,00	1970	40.140	0,73	2010	168.234	3,08
1931	51	0,00	1971	43.038	0,79	2011	168.841	3,09
1932	27	0,00	1972	47.340	0,87	2012	168.912	3,09
1933	30	0,00	1973	51.106	0,93	2013	166.729	3,05
1934	34	0,00	1974	57.572	1,05	2014	166.350	3,04
1935	33	0,00	1975	59.526	1,09	2015	167.195	3,06
1936	41	0,00	1976	62.040	1,13	2016	168.155	3,07
1937	50	0,00	1977	63.470	1,16	2017	167.776	3,07
1938	61	0,00	1978	66.758	1,22	2018	105.276	1,93
1939	89	0,00	1979	69.007	1,26	2019	99.162	1,81
1940	124	0,00	1980	71.859	1,31	2020	23	0,00
Totale							5.468.192	100,00

Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

1.3 Fonti di dati aggiuntive

I dati dell'indagine IT-SILC e gli archivi amministrativi dell'INPS sono stati impiegati sin dalla costruzione del primo dataset AD-SILC. Il primo obiettivo del progetto MOSPI è stato quello di aggiornarli, ampliando il numero di variabili a nostra disposizione e allargando il campione. Nel presente paragrafo, esploreremo le fonti di dati aggiuntive considerate per un'ulteriore espansione di AD-SILC 3.0.

1.3.1 Dati amministrativi su dichiarazioni fiscali e registri catastali (Dipartimento delle Finanze)

Il Dipartimento delle Finanze del Ministero dell'Economia e delle finanze detiene tutti i dati nazionali sulle dichiarazioni fiscali annuali⁹ e tutte le registrazioni catastali¹⁰. A seguito di recenti interazioni, il Dipartimento delle Finanze ha accettato di condividere i dati relativi alle persone intervistate nelle *waves* SILC 2010, 2012, 2014, 2016 e 2018, con le informazioni relative all'anno fiscale precedente.

Nonostante la quantità di informazioni condivise non ci consenta di costruire una struttura di panel completa (non tutte le *waves* SILC sono coperte), il guadagno in termini di informazioni aggiuntive è molto elevato.

Dai dati delle dichiarazioni fiscali, otterremo: i) reddito lordo soggetto all'imposta sul reddito delle persone fisiche (IRPEF), inclusi reddito da lavoro, prestazioni pensionistiche, reddito catastale, reddito da capitale e plusvalenze; ii) crediti e detrazioni fiscali IRPEF; iii) reddito lordo soggetto a tassazione proporzionale (es. reddito da locazione soggetto a *cedolare secca*, premi di produttività, reddito da lavoro autonomo soggetto a regimi fiscali sostitutivi come *regime fiscale di vantaggio* e *regime forfettario*).

Dal registro catastale otterremo: i) comune in cui è situata l'unità immobiliare; ii) categoria catastale; iii) superficie in metri quadrati (solo per unità abitative residenziali); iv) valore catastale; v) quota di possesso. Oltre a questi dati del Catasto, il Dipartimento delle Finanze fornirà anche una corrispondenza con il valore di mercato delle unità abitative residenziali secondo l'Osservatorio del mercato immobiliare (OMI)¹¹, gestito dall'Agenzia delle Entrate.

Sono in fase di valutazione le potenzialità dell'inclusione delle informazioni elencate nello sviluppo del modello e nelle analisi delle dinamiche del mercato del lavoro. Il livello di dettaglio dei dati sulle fonti di reddito delle dichiarazioni fiscali può essere utile per meglio identificare una serie di categorie di lavoratori non standard (lavoratori occasionali, lavoratori autonomi ai sensi di regimi fiscali sostitutivi), mentre i dati sugli immobili dovrebbero fornire un contributo significativo allo sviluppo del Modulo

⁹ Per statistiche ufficiali e informazioni metodologiche, consultare: <https://bit.ly/3cxwURV>.

¹⁰ Per statistiche ufficiali e informazioni metodologiche, consultare: <https://bit.ly/2MsK48j>;

¹¹ Vedi: <https://bit.ly/36XPQYU>.

Ricchezza (si veda più avanti nel rapporto). Inoltre, queste fonti di dati saranno di grande valore per un'identificazione più precisa delle famiglie e/o degli individui beneficiari di prestazioni di previdenza sociale, dove sia le informazioni sul reddito sia sulla ricchezza sono utilizzate per il loro calcolo.

1.3.2 L'Indagine sui bilanci delle famiglie (SHIW)

L'Indagine sui bilanci delle famiglie (*Survey on Household Income and Wealth*, SHIW) è un'indagine campionaria sulle famiglie italiane condotta ogni due anni dal 1977 al 2018 (con un gap di tre anni nel periodo 1995-1998) da parte della Banca d'Italia. L'indagine intende studiare il comportamento economico delle famiglie italiane, definite come insieme di persone legate da vincoli di matrimonio, parentela o adozione e che condividono la stessa abitazione. L'ampiezza del campione comprende circa 8.000 famiglie all'anno, estratte dalle liste anagrafiche. L'indagine contiene una considerevole componente panel, che consente di stimare i processi e le transizioni delle variabili target. Il capofamiglia è il responsabile delle finanze domestiche, è la principale fonte di guadagno della famiglia ed è etichettato con un numero d'ordine uguale a uno (NORD = 1). La componente longitudinale consente di seguire potenzialmente oltre il 50% delle famiglie in due periodi di osservazione ripetuti due volte.

La raccolta dei dati è affidata a una società specializzata che si avvale di intervistatori professionisti e utilizza la metodologia CAPI (*Computer Assisted Personal Interview*). L'indagine raccoglie le seguenti informazioni:

- caratteristiche della famiglia e dei suoi membri (numero di percettori di reddito, genere, età, istruzione, condizione lavorativa, settore industriale e caratteristiche dell'abitazione);
- entrate (salari e stipendi, redditi da lavoro autonomo, pensioni e altri trasferimenti finanziari, redditi da attività finanziarie e immobili);
- consumo e risparmio (consumo di alimenti, altri beni non durevoli, spese per l'edilizia abitativa, sanità, assicurazione, spesa per beni durevoli e risparmio delle famiglie);
- ricchezza in termini di beni immobili, attività finanziarie, passività;
- moduli speciali come plusvalenze, eredità, avversione al rischio, lavoro non retribuito, mobilità economica, capitale sociale, evasione fiscale, alfabetizzazione finanziaria.

Nell'ambito del progetto MOSPI utilizzeremo le *waves* SHIW 2004-2016 (in linea con l'intervallo di tempo del dataset di riferimento AD-SILC 3.0 al fine di integrare AD-SILC con la ricchezza netta delle famiglie¹² e informazioni su consumi/risparmi, ogni volta che non sono disponibili da una fonte amministrativa.

¹² Sotto forma di immobili (case), risorse finanziarie, mutui, regimi pensionistici integrativi, oltre a informazioni sull'alfabetizzazione finanziaria.

Una delle problematiche di questa fonte di dati, in particolare per quanto riguarda le variabili finanziarie, è costituita dalla sottostima delle attività finanziarie. Numerose pubblicazioni hanno affrontato questo problema, in particolare D'Aurizio *et al.* (2006). Gli autori riallineano i dati sulla ricchezza abbinando la *wave* SHIW del 2002 con dati anonimi ricavati da un'indagine campionaria sui clienti di una banca privata (Banca Unicredit) riguardo i beni effettivamente posseduti. Il nostro obiettivo è quello di applicare la stessa correzione ai dati, combinandola con un'altra forma di correzione proposta da Brandolini *et al.* (2009), che aiuta a ridurre le distorsioni in termini di proprietà delle risorse finanziarie. Questa procedura combinata segue ciò che è stato recentemente proposto da Boscolo (2019).

Il collegamento tra il dataset SHIW e AD-SILC sarà realizzato attraverso una tecnica di *merging* al livello familiare. Il nostro obiettivo è quello di adottare la tecnica del *Propensity Score Matching* seguendo Tedeschi *et al.* (2014), che hanno unito SHIW all'Indagine sui consumi delle famiglie (*Household Budget Survey*, HBS). Una variabile cruciale per costruire il collegamento tra i dati è il reddito da lavoro familiare che nell'ultima *wave* disponibile di SHIW si riferisce al 2016, il che implica una perfetta sovrapposizione con l'anno fiscale delle informazioni sul reddito contenute in IT-SILC. In questa procedura, concepiremo AD-SILC 3.0 come campione 'destinatario' e SHIW come 'donatore' di alcune informazioni mancanti.

Le informazioni dell'indagine 'importata' sugli immobili verranno confrontate e adeguate con i dati amministrativi, quali i registri fiscali e catastali forniti dal Dipartimento delle Finanze, nonché l'elenco dei valori immobiliari dell'OMI.

1.3.3 Dati d'indagine provenienti da INAPP

L'Istituto nazionale per l'analisi delle politiche pubbliche (INAPP) svolge una serie di indagini volte ad analizzare il mercato del lavoro, sia dal lato della domanda che dell'offerta. Due di queste indagini sembrano promettenti per i nostri scopi: l'Indagine sulla partecipazione al lavoro e la disoccupazione (PLUS), un'indagine campionaria sull'offerta del mercato del lavoro italiano e (in misura minore) l'Indagine RIL (Rilevazione longitudinale su imprese e lavoro), che raccoglie informazioni dalle imprese.

Come osservato nel "*Rapporto sul Futuro del Lavoro: Le Dinamiche del Lavoro Non-Standard in Italia*" (primo rapporto intermedio MOSPI redatto dall'INAPP), l'obiettivo principale dell'indagine PLUS è quello di fornire stime statisticamente affidabili di fenomeni rari o marginalmente esplorati da altre indagini riguardanti il mercato del lavoro italiano. L'indagine, avviata nel 2018 su un campione di circa 45.000 individui, dedica un'attenzione particolare ai lavoratori delle piattaforme (divisi in piattaforme di lavoro, piattaforme di capitale e vendita online di beni di consumo) e riporta informazioni dettagliate su istruzione, età, status lavorativo, pertinenza di guadagni relativi alle piattaforme, tipologia di contratto (solo per piattaforme di lavoro) e capacità di gestire spese impreviste (cure mediche e cure dentistiche).

Sebbene l'indagine sia disponibile solo per l'anno 2018, questi dati possono contribuire ad estendere le informazioni sui lavoratori non standard già a nostra disposizione attraverso i dati dell'INPS e delle dichiarazioni fiscali, consentendo così una rappresentazione più accurata delle traiettorie di lavoro e dei problemi specifici di welfare. Una corretta descrizione del fenomeno di nicchia dei lavoratori delle piattaforme può inoltre permetterci di implementare scenari ed elaborare proposte politiche mirate da testare in T-DYMM.

Allo stesso modo, le informazioni sull'automazione e sugli investimenti nella digitalizzazione contenute nelle indagini PLUS e RIL possono essere utili per definire scenari di lavoro futuri, in modo da valutare l'effetto del processo di digitalizzazione su specifici settori e categorie di lavoratori.

Poiché le indagini SILC e INAPP sono condotte su campioni diversi (e poiché i dati amministrativi sullo stesso argomento non sono disponibili), le informazioni non possono essere direttamente collegate ad AD-SILC. Tuttavia, la vasta informazione già contenuta in AD-SILC potrebbe consentire l'uso di tecniche di matching statistico per associare le sue osservazioni a variabili riportate in indagini esterne per casi che mostrano caratteristiche simili a quelle di AD-SILC. Tecniche simili a quelle sopra menzionate per SHIW possono essere impiegate anche in questo contesto.

1.3.4 Eventuali ulteriori espansioni del dataset

Come notato sopra, i dati complessivamente impiegati nell'ambito del progetto MOSPI provengono da una moltitudine di fonti. Tutte le informazioni raccolte possono essere essenzialmente divise in due categorie: i) dati che sono direttamente collegabili a singole osservazioni tramite il codice fiscale (dati IT-SILC, INPS e del Dipartimento delle Finanze); ii) dati d'indagine che non consentono un collegamento diretto (indagini SHIW e INAPP).

Dal momento che il Dipartimento del Tesoro ha accesso ai codici fiscali relativi alle persone intervistate in IT-SILC, previo accordo con le Istituzioni competenti, la prima categoria potrebbe essere ulteriormente ampliata in futuro. L'Agenzia delle Entrate ha recentemente sviluppato un archivio che raccoglie informazioni sui saldi dei conti e sulle operazioni finanziarie¹³. Il database è in costruzione e il suo utilizzo è limitato e regolato dalla legge. Tuttavia, abbiamo aperto un canale per un potenziale dialogo, in futuro, di AD-SILC con i dati dell'Agenzia delle Entrate sulle operazioni finanziarie. I codici fiscali

¹³ Il decreto legge n. 201/2011 (il cosiddetto Decreto Salva Italia) ha introdotto l'obbligo, per gli operatori finanziari, di comunicare all'Anagrafe tributaria – denominata Archivio dei rapporti con operatori finanziari – le informazioni sui saldi e sulle movimentazioni dei rapporti attivi. La comunicazione – effettuata attraverso l'infrastruttura SID – si affianca a quella relativa all'Anagrafe dei rapporti finanziari, regolata dai provvedimenti del 19 gennaio 2007 e del 29 febbraio 2008. A partire da gennaio 2016, le comunicazioni delle informazioni mensili (aperture e cessazioni di rapporti) e annuali (saldi, movimenti e altri dati contabili) sono effettuate in base al tracciato e alle specifiche tecniche stabilite nello stesso mese tramite l'infrastruttura SID.

possono anche essere collegati ai dati amministrativi relativi alle informazioni sulla salute (ad es. spese relative alla salute, schede di dimissione ospedaliera), consentendo in tal modo di effettuare un'analisi sui determinanti socio-economici dello stato di salute e lo sviluppo di un modulo sanitario all'interno di T-DYMM.

1.4 Trattamento dei dati e analisi preliminari

Nel presente paragrafo, dedicheremo la nostra attenzione alle procedure svolte per raccogliere i dati che compongono il dataset AD-SILC (1.4.1), per unirli (1.4.2) e per affrontare le problematiche relative ai dropout (1.4.3).

1.4.1 Procedura di raccolta dei dati

Il database AD-SILC comprende una moltitudine di informazioni oggetto di tutela ai sensi della legislazione sulla protezione dei dati personali dei cittadini. A maggio 2018, il Regolamento generale sulla protezione dei dati (UE) 2016/679 (GDPR) è stato applicato in tutti i paesi europei. In conformità con il Regolamento, nell'ambito del progetto MOSPI abbiamo seguito i requisiti e le istruzioni per lo sviluppo di servizi che richiedono il trattamento di dati personali, limitando i rischi per i diritti e le libertà di tutte le parti interessate.

Il trasferimento dei dati ha visto una triangolazione degli sforzi dell'ISTAT, del Dipartimento del Tesoro (DT) e dell'INPS. Seguendo la procedura delineata all'interno del Sistema statistico nazionale (SISTAN), l'ISTAT ha condiviso con il DT tutti i dati IT-SILC relativi alle *waves* 2004-2017 e i codici fiscali relativi a tutti gli individui intervistati. Il Dipartimento del Tesoro ha successivamente condiviso con l'INPS i codici fiscali per consentire l'unione dei dati amministrativi relativi a lavoratori, pensionati e imprese. Alla consegna da parte dell'INPS delle informazioni amministrative, il DT ha proceduto ad effettuare il *merge* 1:1 tra i dati IT-SILC e INPS. Il DT ha quindi archiviato i codici fiscali in un'area server dedicata con accesso fortemente limitato, mentre nel database utilizzato per le analisi, codici identificativi anonimi hanno sostituito i codici fiscali.

Più recentemente, il DT ha contattato il Dipartimento delle Finanze (DF) del Ministero dell'Economia e delle finanze in merito alla possibilità di accedere ai dati sulle dichiarazioni dei redditi individuali e al registro immobiliare, gestito dal DF. Gli individui delle *waves* IT-SILC sarebbero collegati a tali informazioni con un *merge* 1:1. Poiché DT e DF occupano posizioni autonome all'interno del SISTAN, la procedura da applicare è identica a quella seguita per ISTAT e INPS.

Considerato che tutte le istituzioni coinvolte nel processo di unione (ISTAT, INPS, DT e DF) fanno parte del SISTAN, sono stati avviati lavori per l'istituzione di un progetto specifico all'interno della piattaforma SISTAN che comporterebbe l'aggiornamento

periodico del dataset. Tale contesto garantirebbe l'affidabilità dei dati forniti, in quanto i progetti SISTAN sono soggetti a elevati standard di qualità, oltre a gettare le basi per un uso ordinario di AD-SILC e T-DYMM, non solo periodicamente per fini di ricerca, ma anche come consolidato strumento politico.

Per quanto riguarda i dati aggiuntivi presi in considerazione, i dati relativi all'Indagine sui bilanci delle famiglie sono pubblici e disponibili sul sito web della Banca d'Italia, mentre i sondaggi PLUS, QdL e RIL sono disponibili su richiesta presso il servizio statistico dell'INAPP.

1.4.2 Unione dei dati: verifica della rappresentatività

Come discusso in precedenza, il dataset AD-SILC è costituito da due fonti di dati principali. Da un lato, abbiamo le waves trasversali IT-SILC per il periodo 2004-2017; dall'altro, disponiamo delle storie lavorative individuali e delle pensioni maturate provenienti dagli archivi INPS. La Tabella 1.5 riporta il numero di osservazioni di IT-SILC con codice fiscale e storia lavorativa osservata. Vale la pena notare che non disponiamo dei rispettivi codici fiscali per tutti gli individui intervistati¹⁴. La percentuale di osservazioni con codice fiscale varia nell'intervallo [92,9%, 98,8%] e aumenta nel tempo in termini relativi.

Ogni *wave* IT-SILC è stata unita ai dati degli archivi INPS utilizzando il codice fiscale come chiave. La percentuale di individui intervistati IT-SILC con almeno una posizione contributiva diminuisce nel tempo, nell'intervallo [80,1%, 86,2%]. Ciò può essere spiegato dal fatto che le informazioni dell'INPS oltrepassano l'anno dell'indagine. Pertanto, i giovani individui intervistati nelle precedenti *waves* IT-SILC hanno avuto anni per crescere ed entrare nel mercato del lavoro entro l'ultimo anno per cui gli archivi INPS forniscono informazioni (2019), mentre le giovani coorti intervistate nel 2017 hanno meno probabilità di aver accumulato contributi nei due anni seguenti. Concentrandosi sul Casellario dei lavoratori attivi (cfr. paragrafo 1.2.2, Struttura e variabili degli archivi amministrativi INPS), sono stati necessari alcuni adeguamenti a causa dell'inconsistenza dei dati. Come spiegato sopra, i dati INPS tracciano l'intera carriera lavorativa degli individui. Ogni *record* si riferisce alla data di inizio e fine del singolo contratto, che viene registrato su base annuale. Il Casellario dei lavoratori attivi è composto da 7.153.807 registrazioni relative a 204.779 individui.

In primo luogo, i dati non plausibili sono stati esclusi dal dataset, come osservazioni con: i) anni errati (ovvero nei primi del 1900); ii) data di cessazione del relativo contratto che si riferisce ad anni successivi al 2020; iii) errori di imputazione nella data di inizio/cessazione del contratto (ad es. il 31 novembre); iv) data di scadenza del contratto registrata prima di quella di inizio; v) data di decesso precedente a nuovi contratti o

¹⁴ I codici fiscali sono dichiarati mancanti quando non sono convalidati da SOGEI (Società Generale Informatica, la società IT di proprietà statale incaricata di assegnare i codici fiscali).

interviste IT-SILC; vi) data di nascita precedente l'inizio del contratto; e vii) contratti di lavoro riferiti ad anni in cui le persone avevano meno di 16 anni. Inoltre, abbiamo escluso dal dataset tutti i contributi maturati all'estero.

Tabella 1.5 Da IT-SILC a AD-SILC: osservazioni unite

Anno	IT-SILC (dimensione del campione)	%	IT-SILC con codice fiscale	%	IT-SILC ↔ INPS (via codice fiscale)	%
2004	61.542	100,0	57.160	92,9	52.248	84,9
2005	56.105	100,0	53.259	94,9	48.346	86,2
2006	54.512	100,0	51.494	94,5	46.269	84,9
2007	52.772	100,0	50.515	95,7	44.970	85,2
2008	52.433	100,0	50.110	95,6	44.123	84,2
2009	51.196	100,0	48.946	95,6	42.600	83,2
2010	47.551	100,0	45.737	96,2	39.515	83,1
2011	47.841	100,0	45.450	95,0	38.981	81,5
2012	47.365	100,0	45.100	95,2	38.385	81,0
2013	44.622	100,0	43.264	97,0	36.358	81,5
2014	47.136	100,0	46.508	98,7	38.698	82,1
2015	42.987	100,0	41.838	97,3	34.423	80,1
2016	48.316	100,0	47.704	98,7	39.062	80,8
2017	48.819	100,0	48.257	98,8	39.471	80,9
Totale	703.197	100,0	675.342	96,0	583.449	83,0

Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

A seguito del processo di pulizia dei dati, 82.805 osservazioni (1,2% del dataset originale) sono state eliminate dal Casellario dei lavoratori attivi, per un dataset finale di 7.071.002 registrazioni.

1.4.3 Dropout informativo

In questo paragrafo, eseguiamo un'analisi di sensitività al fine di verificare se il dataset AD-SILC presenta problemi relativi a dropout informativi non ignorabili in base alle singole caratteristiche osservate. L'analisi si è svolta in due fasi.

Come precedentemente specificato, i dataset IT-SILC e INPS sono collegati dal codice fiscale individuale. Per quanto riguarda l'universo dei rispondenti IT-SILC nel periodo

2004-2017 (solo file P)¹⁵, non disponiamo del codice fiscale di 18.915 osservazioni su 601.082 (3,15%). Di conseguenza, questi intervistati sono stati esclusi da una serie di analisi sul dataset AD-SILC.

Lo scopo della prima analisi è stabilire se questa esclusione influisca sulla rappresentatività del nostro campione, nonché verificare in che misura le osservazioni escluse differiscono da quelle incluse rispetto alle covariate osservate.

Una seconda analisi verifica la coerenza tra i rispondenti IT-SILC e le registrazioni INPS. Su 601.082 osservazioni IT-SILC, siamo stati in grado di distinguere 222.130 rispondenti¹⁶. Quindi, le persone sono state abbinata alle rispettive carriere lavorative raccolte negli archivi INPS (sia nel Casellario dei lavoratori attivi che in quello delle pensioni). Su 222.130 individui, 216.357 lavoratori sono stati abbinati con successo (la non corrispondenza è dovuta a individui inattivi). Tra le 177.121 persone che hanno dichiarato di aver lavorato almeno una volta secondo i dati IT-SILC, si è riscontrato che 2.883 di essi non erano registrati negli archivi INPS¹⁷. All'interno di questo sotto-campione, come è stato fatto nel caso di codici fiscali mancanti, abbiamo verificato le differenze nelle covariate osservate.

Nelle due analisi abbiamo utilizzato un modello di regressione logistica per il processo di dropout, in modo da valutare la probabilità di dropout informativo, a seconda delle covariate osservate. I parametri nel modello sono stimati con la massima verosimiglianza e mediante inferenze tratte da procedure di verosimiglianza convenzionali¹⁸.

Per selezionare il modello migliore ed eseguirne la convalida, abbiamo partizionato casualmente il sotto-campione originale¹⁹. Il dataset originale è stato diviso in due sottoinsiemi: *training* e *testing*. L'insieme *training* è stato utilizzato per la selezione del modello e per adattare i modelli di previsione finali; l'insieme di *testing* è stato utilizzato per valutare le prestazioni (in termini di accuratezza della previsione) del modello finale. L'accuratezza della previsione dei modelli è stata valutata utilizzando il punteggio di Brier, che quantifica la distanza tra le previsioni e la probabilità stimata corrispondente. Il punteggio di Brier è una misura che combina discriminazione (in cui previsioni accurate discriminano tra osservazioni con e senza *outcome*) e calibrazione (l'accordo

¹⁵ Ogni *wave* della sezione trasversale IT-SILC dal 2004 al 2015 è composta da quattro diversi file secondari (file D, R, H e P), in cui i dati armonizzati a livello europeo sono raccolti insieme a variabili integrative italiane. Dal 2016 in poi, queste ultime variabili sono state separate da quelle rimanenti, per un numero totale di sette file secondari (file D, R, H e P; file QI, QF e RF). I file P si riferiscono a dati individuali di soggetti con più di 14 anni nell'anno di riferimento del reddito.

¹⁶ In media, gli individui sono seguiti per circa tre *wave* IT-SILC nel nostro campione.

¹⁷ Tre (principali) ragioni possono spiegare perché si verificano abbinamenti non corrispondenti: i) lavoro non dichiarato; ii) non comprensione della domanda; iii) collegamento errato tra le due fonti di dati.

¹⁸ Vedi: Diggle e Kenward (1994).

¹⁹ Vedi: Zhang *et al.* (2018).

tra i risultati osservati e le previsioni)²⁰. Pertanto, è stato scelto il modello con il punteggio minore.

In entrambe le analisi abbiamo incluso le seguenti variabili indipendenti: età, sesso, reddito, status di attività auto-riferito, stato di salute generale auto-riferito, stato civile e livello d'istruzione. Sulla base dei risultati del punteggio Brier, il modello selezionato (migliore) è stato eseguito dopo la convalida.

Nella prima analisi (Tabella 1.6) la variabile dipendente indica se disponiamo del codice fiscale del rispondente nei file P (valore 0) o meno (valore 1). Come risultato dell'analisi, l'entità dell'effetto che abbiamo osservato tramite le covariate non è trascurabile. Tuttavia, la nostra analisi si occupa di un ampio campione. In questi casi, vi è la tendenza a respingere l'ipotesi nulla²¹ anche in caso di piccole differenze²². Ciò significa che gli errori standard stimati in dataset di grandi dimensioni possono essere distorti. Al fine di stimare l'effetto significativo di ciascuna variabile, invece di osservare il valore p e determinare il risultato nel solito modo (ad es. significativo se $p < 0,05$), abbiamo seguito un approccio Bootstrap (Efron 1979). Il dataset SILC è stato trattato come una popolazione e le nostre stime sono state basate sulla distribuzione dei coefficienti di regressione²³ relativi a 500 campioni con dimensioni di 10.000 individui, prelevati dalla popolazione SILC (Tabella 1.7). Abbiamo anche considerato un numero diverso di campioni combinati con diverse dimensioni del campione, ottenendo risultati abbastanza stabili.

Come si può osservare nella Tabella 1.7, solo alcune variabili sono ora significative. Nel caso degli anni, ciò può essere interpretato come il miglioramento dell'accuratezza delle stime nel tempo. L'essere uno studente è altresì un dato significativo. Ciò è in linea con le aspettative ed è probabilmente dovuto al fatto che gli intervistati (in SILC) hanno un livello di istruzione migliore rispetto al resto della popolazione.

La seconda analisi intende studiare la coerenza tra i dati IT-SILC e INPS. I risultati sono riportati nella Tabella 1.8, dove è stato selezionato il modello finale osservando il punteggio di Brier. L'entità degli effetti è relativamente piccola e la maggior parte delle variabili è stata *dropped out* attraverso tecniche di validazione incrociata. Abbiamo riscontrato un effetto moderato (negativo) della categoria di genere *maschile*, probabilmente a causa della maggiore presenza di lavoro non dichiarato tra le lavoratrici domestiche (donne). Tuttavia, l'entità degli effetti significativi osservati è ancora abbastanza scarsa da garantire che l'uso del dataset AD-SILC non porti a risultati parziali.

²⁰ Vedi: Brier (1950).

²¹ Si fa riferimento al test t per β_j per decidere se X_j abbia o meno un effetto significativo su Y nella popolazione, con tutte le altre variabili X mantenute costanti.

²² Vedi: Gneiting e Raftery (2007).

²³ Un'analisi di regressione logistica, GLM.

Tabella 1.6 Regressione logistica $Y = 1$ se manca il codice fiscale

	HR	HR basso	HR alto	P value
(Intercetta)	0,131	0,118	0,145	0,000
Anno=2005	0,656	0,619	0,694	0,000
Anno=2006	0,727	0,687	0,769	0,000
Anno=2007	0,535	0,502	0,569	0,000
Anno=2008	0,526	0,493	0,559	0,000
Anno=2009	0,511	0,479	0,544	0,000
Anno=2010	0,461	0,431	0,493	0,000
Anno=2011	0,603	0,566	0,642	0,000
Anno=2012	0,569	0,534	0,607	0,000
Anno=2013	0,365	0,338	0,394	0,000
Anno=2014	0,131	0,117	0,146	0,000
Anno=2015	0,289	0,266	0,315	0,000
Anno=2016	0,087	0,076	0,099	0,000
Anno=2017	0,110	0,097	0,124	0,000
Genere: maschile	0,891	0,862	0,920	0,000
Età	0,988	0,987	0,990	0,000
Reddito	1,000	1,000	1,000	0,000
Stato economico (rif. Lavoratore)				
Disabile	1042	0,908	1,190	0,551
Non attivo	1,082	1,027	1,139	0,003
Pensionato	0,863	0,812	0,918	0,000
Studente	0,576	0,537	0,618	0,000
Disoccupato	1,092	1,027	1,160	0,005
Salute generale (rif. Cattiva)				
Abbastanza buona	0,965	0,904	1,031	0,288
Buona	1,068	1,000	1,141	0,051
Molto cattiva	1,126	0,996	1,271	0,056
Molto buona	1,060	0,983	1,144	0,132
Stato civile (rif. Celibe)				
Separato/divorziato	1,374	1,280	1,472	0,000
Vedovo	1,198	1,113	1,288	0,000
Sposato	0,871	0,836	0,907	0,000
Titolo di studio conseguito (rif. Scuola primaria)				
Scuola superiore	1,036	1,001	1,073	0,047
Università	1,342	1,278	1,409	0,000

Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

Tabella 1.7 Approccio Bootstrap. Risultati basati sulla distribuzione di coefficienti di regressione (analisi di regressione logistica, GLM) basata su 500 campioni con dimensione pari a 10.000, estratta dalla popolazione SILC

Analisi della massima verosimiglianza	Stime del rapporto di probabilità			
	Stima	HR	HR basso	HR alto
(Intercetta)	-1,490	-2,820	-0,420	0,230
Anno=2005	-0,440	-0,900	0,010	0,650
Anno=2006	-0,340	-0,780	0,100	0,710
Anno=2007	-0,680	-1,140	-0,190	0,510
Anno=2008	-0,640	-1,250	-0,190	0,530
Anno=2009	-0,690	-1,230	-0,210	0,500
Anno=2010	-0,790	-1,330	-0,280	0,450
Anno=2011	-0,530	-1,020	-0,040	0,590
Anno=2012	-0,570	-1,130	-0,090	0,570
Anno=2013	-1,030	-1,710	-0,500	0,360
Anno=2014	-2,060	-3,060	-1,350	0,130
Anno=2015	-1,260	-2,050	-0,650	0,280
Anno=2016	-2,540	-3,980	-1,650	0,080
Anno=2017	-2,290	-3,760	-1,480	0,100
Genere: femminile	0,130	-0,130	0,380	1,140
Età	-0,050	-0,090	0,010	0,950
Reddito	0,000	0,000	0,000	1,000
Stato economico (rif. Lavoratrice)				
Disabile	0,020	-1,550	0,970	1,020
Non attiva	0,050	-0,400	0,440	1,050
Pensionata	-0,240	-0,730	0,190	0,790
Studentessa	-0,720	-1,370	-0,170	0,490
Disoccupata	0,050	-0,460	0,500	1,050
Salute generale (rif. Cattiva)				
Abbastanza buona	0,030	-0,430	0,530	1,030
Buona	0,130	-0,310	0,680	1,130
Molto cattiva	0,080	-1,160	0,950	1,080
Molto buona	0,100	-0,460	0,690	1,100
Stato civile (rif. Nubile)				
Separata/divorziata	0,390	-0,280	0,940	1,470
Vedova	0,160	-0,540	0,750	1,170
Sposata	-0,060	-0,410	0,340	0,940
Titolo di studio conseguito (rif. Scuola primaria)				
Scuola superiore	0,030	-0,230	0,290	1,030
Università	0,320	-0,100	0,680	1,370

Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

Tabella 1.8 Analisi della regressione logistica (GLM) $Y = 1$ se l'individuo nel file P ha lavorato, ma non vi è traccia di contributi fiscali

	HR	HR basso	HR alto	P value
(Intercetta)	0,120	0,088	0,164	0,000
Anno=2005	0,821	0,688	0,980	0,029
Anno=2006	0,800	0,654	0,976	0,028
Anno=2007	0,826	0,673	1,013	0,067
Anno=2008	1,035	0,848	1,261	0,736
Anno=2009	0,956	0,778	1,170	0,662
Anno=2010	0,971	0,792	1,189	0,779
Anno=2011	0,976	0,794	1,198	0,819
Anno=2012	0,972	0,790	1,193	0,789
Anno=2013	0,762	0,607	0,951	0,017
Anno=2014	1,020	0,840	1,237	0,844
Anno=2015	1,235	1,037	1,474	0,019
Anno=2016	1,940	1,643	2,297	0,000
Anno=2017	1,543	1,279	1,860	0,000
Genere: maschile	0,512	0,473	0,553	0,000
Età	0,973	0,961	0,985	0,000
Età al quadrato	1,000	1,000	1,000	0,572
Reddito	0,999	0,999	0,999	0,000

Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

Allegato 1.1 Variabili legate alla migrazione nel dataset AD-SILC 3.0: variabili a nostra disposizione e proporzione non ponderata delle persone che hanno fornito una risposta

WAVE	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017
PB210	(,855)	(,853)	(,853)	(,853)	(,853)	(,851)	(,847)	(,846)	(,850)	(,852)	(,853)	(,850)	(,858)	(,867)
PB220A/citisa	(,854)	(,853)	(,100)	(,100)	(,100)	(,100)	(,100)	(,846)	(,850)	(,852)	(,852)	(,851)	(,859)	(,867)
PB220B/citesb	(,001)	(,001)	(,004)	(,007)	(,009)	(,008)	(,014)	(,015)	(,016)	✓	✓	(,019)	(,017)	(,015)
citadx							(,100)	(,100)	(,100)	✓	✓	(,100)	(,100)	(,100)
ncitt					(,766)	(,749)	(,956)	(,954)	(,952)	(,948)	(,950)	(,950)	(,942)	(,935)
secitt							(,100)	(,100)	(,100)	✓	✓	(,100)	(,100)	(,100)
RB031/aita					(,059)	(,044)	(,063)	(,065)	(,066)	(,069)	(,070)	(,070)	(,073)	(,088)
mita					(,059)	(,044)	(,063)	(,065)	(,066)	✓	✓	(,070)	(,073)	(,088)
aallo					(,003)	(,001)	(,002)	(,002)	(,002)	✓	✓	(,002)	(,002)	(,001)
mallo					(,003)	(,001)	(,002)	(,002)	(,002)	✓	✓	(,002)	(,002)	(,001)
Dim.campione	61.542	56.105	54.512	52.773	52.433	51.196	47.551	47.841	47.365	44.622	47.136	42.987	48.316	48.819

Nota: *pb210*: paese di nascita; *pb220a/aitesa*: prima cittadinanza; *pb220b/aitesb*: seconda cittadinanza; *aitaubs*: possesso della cittadinanza italiana al momento dell'indagine; *mita*: possesso della cittadinanza italiana dalla nascita; *secitt*: indica se gli individui abbiano o meno una seconda cittadinanza; *rb031/aita*: anno della prima immigrazione in Italia; *mita*: come in *rb031/aita*, ma considera il mese invece dell'anno; *allob*: indica l'anno a partire dal quale l'individuo ha vissuto in Italia senza interruzioni per un periodo di un anno o più; *mallo*: come in *allob*, considera il mese invece dell'anno.

✓ Dati non ancora disponibili dove non sono indicate le proporzioni.

Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC.

Allegato 1.2 Variabili legate alla salute nel dataset AD-SILC 3.0: variabili a nostra disposizione e proporzione non ponderata delle persone che hanno fornito una risposta

WAVE	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017
PH1010	(,855)	(,854)	(,853)	(,847)	(,848)	(,843)	(,852)	(,823)	(,826)	(,820)	(,829)	(,829)	(,838)	(,839)
PH1020	(,855)	(,854)	(,853)	(,841)	(,837)	(,836)	(,845)	(,818)	(,820)	(,815)	(,824)	(,824)	(,832)	(,836)
PH1030/limit_d	(,855)	(,854)	(,853)	(,837)	(,837)	(,834)	(,846)	(,814)	(,819)	(,815)	(,824)	(,825)	(,826)	(,836)
PH1040/sp	(,855)	(,854)	(,853)	(,855)	(,855)	(,852)	(,859)	(,846)	(,851)	(,852)	(,855)	(,851)	(,581)	(,356)
PH1050/spmot	(,069)	(,057)	(,056)	(,054)	(,060)	(,059)	(,059)	(,056)	(,051)	(,062)	(,061)	(,062)	(,043)	(,015)
PH1060/den	(,855)	(,854)	(,853)	(,855)	(,855)	(,852)	(,859)	(,846)	(,851)	(,852)	(,855)	(,851)	(,531)	(,236)
PH1070/dermot	(,093)	(,087)	(,085)	(,080)	(,093)	(,083)	(,086)	(,092)	(,083)	(,094)	(,094)	(,091)	(,069)	(,019)
PH1100														✓
PH1110														(,868)
PH1120														(,645)
PH1130														(,868)
PH1140														(,868)
PH1150														(,868)
motsep								(,014)	(,013)	(,014)	(,015)	(,015)	(,016)	(,017)
malat	(1,00)	(1,00)	(1,00)	(,999)	(1,00)	(1,00)	(1,00)	(1,00)	(1,00)	(1,00)	(1,00)	(1,00)	(1,00)	(1,00)
Sample size	61.542	56.105	54.512	52.773	52.433	51.196	47.551	47.841	47.365	44.622	47.136	42.987	48.316	48.819

PH1010: salute generale; PH1020: soffre di qualsiasi malattia o condizione cronica (di vecchia data); PH1030: limitazione delle attività a causa di problemi di salute; PH1040: necessità insoddisfatta di visita medica o trattamento; PH1050: motivo principale della necessità insoddisfatta di visita o trattamento dentale; PH1060: necessità insoddisfatta di esame o trattamento dentale; PH1070: motivo principale della necessità insoddisfatta di esame o trattamento dentale; PH1100: numero di consultazioni di uno specialista medico o chirurgo; PH1110: indice di massa corporea (BMI); PH1120: tipo di attività fisica durante il lavoro; PH1130: tempo dedicato all'attività fisica (escluso il lavoro) in una settimana tipica; PH1140: frequenza del consumo di frutta; PH1150: frequenza del consumo di verdure o insalate.

✓ Dati non ancora disponibili dove non sono indicate le proporzioni.

Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC.

Riferimenti bibliografici

- Barbieri T., Bloise F., Raitano M. (2020), Intergenerational Earnings Inequality. New Evidence from Italy, *Review of Income and Wealth*, 66, n.2, pp.418-443
- Boscolo S. (2019), Quantifying the redistributive effect of the Erosion of the Italian personal income tax base: a microsimulation exercise, *Economia Pubblica*, n.2, pp.39-80
- Brandolini M., Giarda E., Moriconi M., Loi M. (2009), Possibili effetti dell'under-reporting sull'analisi della ricchezza finanziaria basata sull'indagine dei bilanci delle famiglie di Banca d'Italia, in Prometeia (ed.), *Rapporto di Previsione*, Bologna, Prometeia, pp.123-131
- Brier G.W. (1950), Verification of Forecasts Expressed in Terms of Probability, *Monthly Weather Review*, 78, n.1, pp.1-3
- Ceccarelli C., Di Marco M., Rinaldelli C. (eds.) (2008), *L'indagine europea sui redditi e le condizioni di vita delle famiglie (EU-SILC)*, Metodi e Norme n.37, Roma, Istat
- D'Aurizio G., Faiella I., Iezzi S., Neri A. (2006), *L'under-reporting della ricchezza finanziaria nell'indagine sui bilanci delle famiglie*, Temi di discussione n.610, Roma, Banca d'Italia
- De Villanova C., Raitano M., Struffolino E. (2019), Longitudinal employment trajectories and health in middle life: Insights from linked administrative and survey data, *Demographic Research*, 40, n.47, pp.1375-1412
- Diggle P., Kenward M.G. (1994), Informative Drop-Out in Longitudinal Data Analysis, *Journal of the Royal Statistical Society, Applied Statistics Series C*, 43, n.1, pp.49-73
- Duncan G., Kalton G., Kasprzyk D., Singh M.P. (eds.) (1989), *Panel Surveys*, New York, Wiley & Sons
- Eurostat (2020), EU statistics on income and living conditions (EU-SILC) methodology <<https://bit.ly/2Ba8zFj>>
- Gneiting T., Raftery A. (2007), Strictly Proper Scoring Rules, Prediction, and Estimation, *Journal of the American Statistical Association*, 102, n.477, pp.359-378
- Gottschalk P., Huynh M. (2010), Are Earnings Inequality and Mobility Overstated? The Impact of Nonclassical Measurement Error, *The Review of Economics and Statistics*, 92, n.2, pp.302-315
- Graf M., Wenger A., Nedyalkova D. (2011), *Quality of EU-SILC data*, Ameli, Deliverable 5.1, Trier, University of Trier
- Kim C., Tamborini C.R. (2012), Response Error in Earnings. An Analysis of the Survey of Income and Program Participation Matched With Administrative Data, *Sociological Methods & Research*, 43, n.1, pp.39-72
- Lallo C., Raitano M. (2018), Life expectancy inequalities in the elderly by socioeconomic status: evidence from Italy, *Population Health Metrics*, 16, n.7 <<https://bit.ly/31tsE3V>>

- Meyer B.D., Mittag N. (2019), Using Linked Survey and Administrative Data to Better Measure Income: Implications for Poverty, Program Effectiveness, and Holes in the Safety Net, *American Economic Journal: Applied Economics*, 11, n.2, pp.176-204
- Naticchioni P., Raitano M., Vittori C. (2016), La Meglio Gioventù: Earnings Gaps across Generations and Skills in Italy, *Economia Politica: Journal of Analytical and Institutional Economics*, 33, n.2, pp.233-264
- Raitano M., Fantozzi R. (2015), Political cycle and reported labour incomes in Italy: a quasi-experimental evidence on tax evasion, *European Journal of Political Economy*, 39, pp.269-280
- Raitano M., Vona F. (2017), Competition, Firm Size and Returns to Skills: evidence from currency shocks and market liberalizations, *The World Economy*, 40, n.12, pp.2676-2703
- Raitano M., Vona F. (2018), From the cradle to the grave: the effect of family background on the career path of Italian men, *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 80, n.6, pp.1062-1088
- Tedeschi S., Mazzaferro C., Morciano M., Pisano E. (2013), Modelling private wealth accumulation and spend-down in the Italian microsimulation model CAPP_DYN: A life-cycle approach, *International Journal of Microsimulation*, 6, n.2, pp.76-122
- Zhang Z., Cortese G., Combescure C., Marshall R., Lee M., Lim H.J., Haller B. (2018), Overview of model validation for survival regression model with competing risks using melanoma study data, *Annals of Translational Medicine*, 6, n.16, pp.325

2. Le tipologie contrattuali coperte da AD-SILC

Introduzione

Il presente capitolo fornisce una panoramica delle principali disposizioni normative relative alle tipologie contrattuali nel settore privato tracciate dal dataset AD-SILC e delle più importanti modifiche normative avvenute nel periodo coperto. La logica è quella di fornire input che supportino le successive analisi relative alle transizioni tra diversi status lavorativi e alle dinamiche reddituali delle diverse categorie di lavoratori.

A questo proposito, le tipologie prese in considerazione sono:

- contratto a tempo indeterminato;
- contratto part-time;
- contratto a tempo determinato;
- lavoro somministrato¹;
- lavoro parasubordinato;
- lavoro autonomo;
- lavoro autonomo ‘standard’.

Il contributo non copre le tipologie contrattuali atipiche escluse da AD-SILC, come il lavoro intermittente², il lavoro accessorio/prestazione occasionale (comunemente detto lavoro ‘a voucher’), il lavoro autonomo occasionale e altri contratti meno rilevanti abrogati nel tempo.

2.1 Contratto a tempo indeterminato

Il contratto a tempo indeterminato rappresenta la forma di lavoro ‘standard’, e si caratterizza per una durata illimitata del rapporto lavorativo. Come gli altri contratti di

¹ I lavoratori somministrati non sono registrati come tali in AD-SILC, ma sono classificati come lavoratori a tempo indeterminato o a tempo determinato, a seconda della durata del contratto.

² I lavoratori intermittenti sono in realtà distribuiti in AD-SILC tra lavoratori a tempo indeterminato o a tempo determinato, a seconda della durata del loro contratto. A causa della loro scarsa numerosità e della allocazione tra le due grandi categorie considerate, il presente contributo non si concentra sulle disposizioni in materia e sulle relative riforme.

lavoro subordinato, contrappone una serie di diritti per il lavoratore a delle prerogative del datore di lavoro, quali il ‘potere direttivo’ e il ‘potere disciplinare’ sulla prestazione lavorativa (articolo 2094 del Codice civile).

In ragione dell’allargamento dei contratti atipici, e, in particolare, della crescita dei contratti a tempo determinato, la legge n. 247/2007 ha ribadito che il contratto di lavoro si stipula di regola a tempo indeterminato, facilitando così provvedimenti dell’ispettorato e sentenze giudiziarie che dispongono la conversione di contratti atipici fittizi in contratti a tempo indeterminato.

La risoluzione del contratto da parte del datore di lavoro è consentita in presenza di una condotta inadeguata da parte del dipendente o per motivi economici. Modifiche intese a ridurre le tutele contro il licenziamento illegittimo e, per questa via, a rendere il contratto più ‘appetibile’ per le aziende sono state attuate nel 2012 (legge n. 92/2012) e nel 2015 (decreto legislativo n. 23/2015)³. La prima disposizione ha indebolito il dettato dell’articolo 18 della legge n. 300/1970, che sancisce la reintegra dei lavoratori licenziati ingiustamente e una indennità per le aziende con più di 15 dipendenti (la sola tutela risarcitoria prevale invece nelle aziende di dimensione inferiore ai sensi della legge n. 604/1966).

La legge n. 92/2012 ha mantenuto entrambe le tutele per i casi di licenziamento discriminatorio sia al di sopra che al di sotto della soglia dei 15 dipendenti, e, limitatamente alle aziende sopra la soglia, nel caso la motivazione addotta dal datore di lavoro sia ritenuta infondata. Al contrario, la legge sanziona con una indennità variabile altri casi di licenziamento illegittimo in aziende con più di 15 dipendenti. Queste regole sono ancora in vigore per i contratti stipulati prima del 7 marzo 2015. Infatti, a partire da tale data, ai lavoratori si applica il regime introdotto dal decreto legislativo n. 23/2015. La norma ha ulteriormente ristretto i casi in cui i lavoratori hanno diritto alla reintegra. La principale sanzione per il licenziamento illegittimo è diventata invece l’indennità risarcitoria e la legge ha incentivato le conciliazioni extragiudiziali che risolvono le controversie con un risarcimento monetario. Con l’obiettivo di rendere prevedibile il costo del licenziamento (illegittimo) da parte del datore di lavoro, l’indennità è stata fissata tra 2 e 24 retribuzioni mensili in linea con

³ Quando si considera l’effettiva stabilità dei contratti a tempo indeterminato, si deve tenere presente il rischio di licenziamento per motivi economici in attività esternalizzate, poiché l’attività delle aziende in appalto può essere strettamente dipendente dalla stabilità dei loro contratti commerciali con il cliente. A tale proposito, le esternalizzazioni sono state liberalizzate principalmente dal decreto legislativo n. 276/2003, che sostituisce il principio generale di proprietà dei mezzi di produzione come criterio per stabilire la legittima esternalizzazione di servizi, con la presenza di una autonoma organizzazione e di un rischio d’impresa in capo al contraente, criteri più difficili da identificare. La norma ha mitigato i rischi di abusi sanzionando le esternalizzazioni realizzate al solo fine di eludere le norme cogenti di legge o di contrattazione collettiva (compresi i relativi minimi salariali) (reato di intermediazione fraudolenta di manodopera). Tale disposizione è stata abrogata dal Jobs Act (decreto legislativo n. 81/2015) e successivamente reintrodotta dal decreto-legge n. 87/2018, sebbene tale frode non sia più considerata un reato.

tabelle strettamente collegate all'anzianità lavorativa⁴. Tali importi sono stati aumentati a 6 e 36 mensilità dal decreto-legge n. 87/2018.

Tale severa limitazione al controllo giudiziario è stata dichiarata incostituzionale dalla sentenza della Corte costituzionale n. 194/2018, la quale ha ricondotto l'importo della sanzione anche ad altri criteri, come il comportamento delle parti, a condizione che i suoi valori minimi e massimi rimangano compresi nell'intervallo tra le 6 e 36 mensilità stabilite dalla legge.

Il nuovo regime relativo al licenziamento illegittimo è stato accompagnato nel 2015 da una forte riduzione dei contributi sociali dovuti dai datori di lavoro (8.060 euro all'anno per 36 mesi per i neo-assunti nel 2015, il che significa un'esenzione totale fino a circa 34.000 euro di stipendio lordo all'anno; un incentivo ridotto – per un importo massimo annuo pari a 3.250 euro – è stato applicato per 24 mesi per le assunzioni a tempo indeterminato nel 2016).

2.2 Contratto part-time

I contratti a tempo parziale sono contratti che comportano un orario di lavoro settimanale inferiore alla durata standard stabilita dalla legge (40 ore settimanali) o a quella eventualmente diversa stabilita dalla contrattazione collettiva.

Nonostante le preoccupazioni sull'uso improprio del part-time per nascondere rapporti di lavoro a tempo pieno, il lavoro part-time è stato trattato dalla legislazione anche come uno strumento per promuovere la conciliazione lavoro-vita o il ricambio generazionale. Pertanto, la legge non prevede particolari restrizioni per il suo utilizzo, concentrandosi invece su misure intese a evitare la discriminazione dei lavoratori a tempo parziale, in linea con il dettato della direttiva n. 97/81/CE.

Le principali modifiche al lavoro a tempo parziale sono state introdotte dal decreto legislativo n. 81/2015. La norma ha limitato le competenze della contrattazione collettiva in materia, introducendo al contempo una serie di disposizioni che rafforzano la discrezionalità del datore di lavoro nel modificare l'allocazione delle ore di lavoro e nell'aumentare la durata della settimana lavorativa (cosiddette clausole flessibili).

Le tendenze nel part-time devono essere lette anche alla luce della 'concorrenza' giocata dal lavoro intermittente e dal lavoro 'a voucher'. Tali disposizioni, introdotte nel 2003 per disciplinare rapporti che prevedono prestazioni lavorative di breve durata e dall'allocazione instabile dell'orario di lavoro sono state progressivamente liberalizzate fino alle strette con finalità antielusive avvenute nel 2013 per il lavoro intermittente e nel 2018 per il lavoro a voucher. Entrambe le tipologie sono state addirittura temporaneamente abrogate. Le disposizioni relative al lavoro intermittente sono state abrogate dalla legge n. 247/2007

⁴ Il range in aziende con massimo 15 dipendenti era invece compreso tra 1 e 6 retribuzioni mensili.

con effetto dal 1° gennaio 2008, rimanendo in forza solo nel settore del turismo e dello spettacolo. Tuttavia, esse sono state ripristinate nel giugno 2008 con il decreto-legge n. 112/2008. I voucher sono stati abrogati nel marzo 2017 dal decreto-legge n. 25/2017, e reintrodotti due mesi dopo con una serie di condizioni più rigide dalla legge n. 96/2017. Gli ultimi cambiamenti sono stati apportati dalla legge n. 96/2018, che ha esteso la possibilità di utilizzare il lavoro a voucher nelle attività alberghiere.

2.3 Contratto a tempo determinato

Il contratto a tempo determinato rappresenta la principale eccezione al rapporto a tempo indeterminato, ed era stipulabile fino al 2001 per attività stagionali o casistiche stabilite dalla contrattazione collettiva.

Con il decreto legislativo n. 368/2001, che recepisce la direttiva n. 1999/70/CE, si è autorizzato il contratto a tempo determinato in presenza di causali 'tecniche, produttive, organizzative o sostitutive'. L'unico limite in termini temporali era la durata massima complessiva di 36 mesi in caso di proroga di un contratto a tempo determinato avente una durata iniziale più breve. Inoltre, come norma antielusiva, è stato introdotto un periodo di pausa (10 giorni per contratti di durata inferiore a 6 mesi e 20 giorni per contratti più lunghi) prima di poter stipulare un nuovo contratto a tempo determinato. La legge n. 247/2007 ha introdotto limiti più severi, stabilendo una durata massima di 36 mesi anche in caso di contratti consecutivi a tempo determinato.

Tra le principali modifiche alla vasta serie di norme che disciplinano i contratti a tempo determinato, vale la pena menzionare:

- la legge n. 92/2012, che, da un lato ha scoraggiato il loro utilizzo introducendo un contributo aggiuntivo dell'1,4% per l'indennità di disoccupazione; dall'altro, ha eliminato la necessità di causali per il primo contratto a tempo determinato;
- il decreto-legge n. 34/2014, come modificato dalla legge n. 78/2014, che ha eliminato le causali e ha esteso a cinque il numero di possibili proroghe in un arco temporale di 36 mesi, limitando il numero di contratti a tempo determinato a una soglia massima (20% del personale a tempo indeterminato);
- il decreto legislativo n. 81/2015, che ha esteso la durata massima dei contratti a tempo determinato a 36 mesi (considerando anche i periodi svolti come lavoratore somministrato a tempo determinato);
- il decreto-legge n. 87/2018, che ha limitato la durata dei contratti a tempo determinato a 24 mesi (considerando anche i periodi svolti come lavoratore somministrato a tempo determinato), ha reintrodotta la necessità di specifiche causali limitatamente ai rinnovi e ha introdotto un'unica soglia massima applicabile sia ai contratti a tempo determinato che ai contratti di somministrazione a tempo determinato (30% del personale a tempo indeterminato).

2.4 Lavoro somministrato

Il lavoro somministrato è stato inizialmente introdotto in Italia dalla legge n. 196/97 con una serie di vincoli. Oltre a un sistema di registrazione e autorizzazione per le agenzie di somministrazione, la legge consentiva di stipulare contratti di somministrazione a tempo determinato limitatamente a: (i) qualifiche non previste dai normali assetti produttivi aziendali; (ii) sostituzione di lavoratori assenti; (iii) circostanze stabilite dai contratti collettivi nazionali. La legge ha contemperato il rischio di precarizzazione dei lavoratori somministrati imponendo una addizionale del 5% sulla loro retribuzione lorda (successivamente ridotta al 4%), destinata a finanziare la loro formazione professionale. Con il decreto legislativo n. 276/2003, i limiti alle attività del lavoro somministrato a tempo determinato sono stati eliminati, consentendolo in presenza di ragioni ‘tecniche, produttive, organizzative o sostitutive’, in linea con quanto previsto per i contratti a tempo determinato. Come norma generale, le condizioni applicabili ai contratti a tempo determinato dovevano applicarsi anche al lavoro somministrato a tempo determinato, compresa la durata massima e le causali, come modificate nel tempo dalle riforme sopra menzionate. Inoltre, il decreto legislativo n. 276/2003 ha introdotto il contratto di somministrazione a tempo indeterminato per alcune attività specifiche⁵.

Il lavoro somministrato a tempo indeterminato è stato invece ampiamente liberalizzato dal decreto legislativo n. 81/2015, che ha abrogato i limiti settoriali restringendone l'utilizzo solo in termini quantitativi (con un uso massimo pari al 20% del personale a tempo indeterminato).

2.5 Lavoro para-subordinato

Il lavoro parasubordinato, spesso classificato come la categoria intermedia dell'ordinamento italiano tra subordinazione e autonomia, nasce da disposizioni del Codice di procedura civile riguardanti rapporti di collaborazione svolti personalmente e continuativamente, e dietro coordinamento del cliente.

La possibilità di interpretare tali disposizioni come un rapporto di lavoro *ad hoc* divenne chiara nel 1995, quando la legge n. 335/1995 istituì la Gestione separata INPS per i collaboratori e per i lavoratori autonomi non coperti da una cassa professionale (ad esempio, per avvocati e architetti) né da altre gestioni INPS (come artigiani, commercianti e coltivatori diretti). L'aliquota contributiva introdotta nel 1996 risultava particolarmente bassa (10%), di molto inferiore a quella prevista per i dipendenti (generalmente pari al 32,7% fino al 2007 e del 33% in seguito).

⁵ Come nel caso del lavoro intermittente, anche il lavoro interinale è stato abrogato dalla legge n. 247/2007 con decorrenza 1° gennaio 2008, e reintrodotta due anni dopo dalla legge n. 191/2009.

Il decreto legislativo n. 276/2003 ha disciplinato ulteriormente il lavoro parasubordinato nel settore privato introducendo un nucleo limitato di diritti e stabilendo le condizioni legittime per il suo utilizzo, quali:

- la realizzazione di un progetto, o una fase di esso, coordinato dal committente ma gestito dal lavoratore, e da condursi in funzione di un risultato piuttosto che di un impegno orario (contratto a progetto);
- attività occasionale di valore inferiore a 5.000 euro e durata non superiore a 30 giorni nell'arco di un anno, esente da contributi sociali (collaborazione occasionale)⁶.

Tali regole sono state significativamente riviste dalla legge n. 92/2012. Alla luce dei rischi di abuso da parte delle aziende, la norma ha introdotto:

- criteri più rigorosi per l'utilizzo dei contratti a progetto, come una presunzione di subordinazione in presenza di modalità di lavoro simili a quelle dei dipendenti assunti dal committente o di svolgimento di compiti meramente esecutivi e ripetitivi;
- un riferimento ai minimi salariali definiti dai contratti collettivi per i lavoratori dipendenti come parametro per definire il compenso minimo dei lavoratori a progetto;
- un graduale aumento dei contributi sociali previsti per i lavoratori parasubordinati.

Seppure ambiziosa nel suo approccio e per la sua portata, la riforma ha avuto una vita troppo breve per avere un reale impatto sul mercato del lavoro, venendo presto sostituita dal decreto legislativo n. 81/2015.

Il decreto ha abrogato sia il lavoro a progetto, sia le collaborazioni occasionali, stabilendo invece che i lavoratori parasubordinati devono essere soggetti alle tutele della subordinazione qualora siano 'organizzati' dal committente⁷. Il significato della disposizione è stato oggetto di interpretazioni divergenti da parte della giurisprudenza, creando diverse incertezze sull'uso legittimo delle collaborazioni e, in particolare, sui rimedi applicabili in caso di 'eteroorganizzazione' del lavoratore (i.e. qualora il committente eserciti un potere di organizzazione sul lavoratore), ovvero se il lavoratore deve essere riclassificato come lavoratore subordinato (tendenzialmente a tempo indeterminato) o se pur applicandosi (alcune) tutele del lavoro dipendente, esso rimanga un lavoratore parasubordinato.

Sono rimaste invece in vigore le disposizioni relative all'aumento dei contributi sociali, sebbene gli incrementi programmati siano stati rimandati rispetto a quanto inizialmente previsto dalla legge n. 92/2012. Ai collaboratori parasubordinati si applica una aliquota contributiva del 33% a partire dal 2018, dopo che l'allineamento (parziale) con le aliquote dei dipendenti è stato ritardato dalle leggi di stabilità 2014, 2015 e 2016.

Ai fini della sicurezza sociale, il lavoro parasubordinato comprende anche una vasta ed eterogenea serie di categorie, che non sono state influenzate in modo significativo

⁶ Di conseguenza, questo tipo di lavoro parasubordinato non è coperto in AD-SILC.

⁷ Le disposizioni in materia di lavoro subordinato sono state successivamente riviste dalla legge n. 81/2017 e dal decreto-legge n. 101/2019, senza alterare significativamente l'approccio del decreto legislativo n. 81/2015.

dalle ondate di riforme, come amministratori, revisori legali e professionisti. Vincoli e tutele stabiliti dal decreto legislativo n. 276/2003, dalla legge n. 92/2012 e dal decreto legislativo n. 81/2015 hanno esplicitamente escluso queste categorie dal loro campo di applicazione. Esistono regole specifiche anche per gli accademici inquadrati come parasubordinati (dottorandi, assegnisti di ricerca e medici specializzandi).

2.6 Lavoratori autonomi

Le disposizioni relative al lavoro autonomo si basano sull'articolo 2222 del Codice civile, che riconosce la prestazione di servizi senza vincolo di subordinazione (ovvero senza l'esercizio del potere direttivo e disciplinare da parte del committente) e con lavoro prevalentemente proprio.

Fatta eccezione per alcune norme settoriali, il diritto del lavoro non ha disciplinato le condizioni di lavoro da applicarsi ai lavoratori autonomi.

La legge n. 92/2012 è da ritenersi un'eccezione a tal riguardo⁸, con l'introduzione di una presunzione di lavoro subordinato per i lavoratori autonomi con partita IVA. I contratti 'a partita IVA' dovevano essere convertiti in un contratto a tempo indeterminato⁹ in presenza di due delle seguenti tre condizioni:

- il rapporto con lo stesso committente dura in totale più di otto mesi all'anno per un periodo di due anni consecutivi;
- l'importo pagato dal committente rappresenta oltre l'80% del reddito percepito dal lavoratore per un periodo di due anni consecutivi;
- il lavoratore ha una postazione di lavoro fissa presso una delle sedi del committente.

Tuttavia, la portata di tali norme è stata limitata nel tempo e nell'ambito di applicazione. Oltre a prevedere una serie di eccezioni, ad esempio l'esclusione dei professionisti e dei lavoratori con un livello di istruzione secondaria o superiore, le norme sono state abrogate dal decreto legislativo n. 81/2015.

Successivamente il decreto legislativo n. 81/2017 ha introdotto un nucleo ristretto di tutele da clausole contrattuali abusive (ritardi nei pagamenti, mancata concessione di un termine di preavviso per la risoluzione del contratto e modifica unilaterale delle condizioni contrattuali), mentre la legge n. 172/2017 ha introdotto il diritto a una retribuzione equa in linea con parametri da stabilire tramite decreto. Tale diritto si

⁸ Le disposizioni, entrate in vigore il 18 luglio 2012, sono state modificate dal decreto-legge n. 83/2012 con effetto dal 12 agosto 2012. Per semplicità, le regole sono presentate direttamente come modificate dal decreto-legge n. 83/2012.

⁹ Tecnicamente la norma operava con un sistema di cosiddetta "doppia presunzione". Al verificarsi delle condizioni menzionate il contratto autonomo era da intendersi come contratto a progetto, tuttavia in difetto delle condizioni per la regolare stipula di un contratto a progetto, tra tutte la presenza di un progetto, esso sarebbe stato a sua volta convertito in un contratto subordinato a tempo indeterminato.

applica solo ai rapporti con società bancarie e assicurative, grandi imprese e pubblica amministrazione. Infine il divario tra le aliquote contributive rappresenta una questione di vecchia data sia per l'effetto sulla 'concorrenza' tra contratti di lavoro subordinato e (falso) lavoro autonomo sia per la copertura previdenziale dei lavoratori autonomi. Mentre ai dipendenti viene applicato un tasso del 33% (23,81% a carico del datore di lavoro), oltre ad addizionali variabili che portano l'aliquota INPS complessiva a circa il 40%, ai lavoratori autonomi viene generalmente applicato un contributo del 25% (più un prelievo dello 0,72% per finanziare le prestazioni sociali diverse dalle pensioni). L'aliquota, che è interamente versata dai lavoratori, ha seguito lo stesso percorso di aumento dei lavoratori parasubordinati fino al 2013, fermandosi al 27% prima di scendere al 25% dal 2017. Gli autonomi iscritti agli ordini professionali (come avvocati, commercialisti, medici, ingegneri, architetti, notai...) devono invece contribuire alle casse istituite dai rispettivi ordini. Tali casse generalmente comportano una quota annuale indipendente dal reddito dichiarato, e un contributo proporzionale al reddito, di norma con importi simili alle aliquote della Gestione separata.

2.7 Lavoratori autonomi standard

Ai fini della sicurezza sociale, anche gli imprenditori che svolgono attività artigianali o commerciali con lavoro prevalentemente proprio o dei loro familiari sono considerati lavoratori autonomi e sono soggetti a contributi previdenziali.

In particolare, artigiani e commercianti sono soggetti a un contributo fisso per l'ammontare del reddito d'impresa inferiore a un reddito convenzionale, oltre a una quota sul reddito che supera questa soglia, divisa in due scaglioni.

Il contributo minimo annuo, adeguato annualmente in ragione dell'indice dei prezzi al consumo, è attualmente fissato a 3.836,16 euro per gli artigiani e a 3.850,52 euro per i commercianti. I contributi oltre il reddito convenzionale (15.953 euro) sono fissati al 24% fino a 47.379 euro e al 25% per lo scaglione di reddito superiore, fino a un massimale di 78.965 euro.

Queste tariffe sono state gradualmente aumentate a partire dal 2012 (decreto-legge n. 201/2011), salendo rispettivamente dal 20% e dal 21%.

I contributi sociali sono dovuti anche dai coltivatori diretti e dagli imprenditori agricoli, a condizione che la maggior parte del loro tempo lavorativo sia dedicato alle attività agricole e che ottengano la maggior parte del loro reddito complessivo da tali attività. Queste categorie sono soggette a un prelievo del 24% sui redditi convenzionali a seconda del valore attribuito ai loro terreni. L'aliquota contributiva di questa categoria è stata gradualmente aumentata e unificata a partire dal 2012, prevedendo in precedenza delle riduzioni al 18,3% e al 15,3% nelle aree svantaggiate, con ulteriori sgravi per le persone di età inferiore ai 21 anni (decreto-legge n. 201/2011).

Conclusioni

Le varie categorie di cui sopra possono essere distinte in dettaglio nel dataset AD-SILC, grazie alle fonti amministrative. In effetti, da un lato, gli archivi INPS registrano per ogni rapporto di lavoro la gestione in cui il lavoratore versa i contributi, permettendoci così di distinguere dipendenti, lavoratori parasubordinati (distinguendo ulteriormente tra collaboratori e professionisti iscritti alla Gestione separata) e categorie di lavoratori autonomi (artigiani, commercianti, agricoltori autonomi e le varie categorie di professionisti che versano contributi pensionistici alle casse previdenziali gestite dai loro ordini professionali).

D'altra parte, per quanto riguarda i dipendenti, gli archivi INPS distinguono i lavoratori a tempo pieno e part-time e (dal 1998) quelli che lavorano con un contratto a tempo indeterminato o a tempo determinato.

Pertanto, il dataset AD-SILC contiene in dettaglio le caratteristiche contrattuali della maggior parte delle persone che lavora in Italia. Tra le categorie e i contratti sopra presentati, attualmente AD-SILC non copre i collaboratori occasionali; essendo esentati dai contributi pensionistici, questi lavoratori non sono tracciati dagli archivi amministrativi INPS.

3. La durata dei contratti di lavoro

Introduzione

Questo capitolo ha lo scopo di indagare sulla durata dei contratti di lavoro. L'attenzione si concentra sulla durata delle storie lavorative caratterizzate da precarietà, con una particolare attenzione ai contratti a tempo indeterminato in modo da indagare sull'effettiva stabilità di questi rapporti. Dal nostro punto di vista, questo aspetto non è stato studiato a fondo nella letteratura del mercato del lavoro e le nostre stime preliminari gettano le basi per analisi future sul tema.

Il capitolo è strutturato come segue. Dopo una breve introduzione sulla metodologia adottata, vengono presentate tre analisi riguardanti, rispettivamente, la durata dei contratti stabili a tempo indeterminato, la durata dei contratti a tempo determinato e subordinati.

3.1 Aspetti metodologici

Ai fini dell'analisi, abbiamo preso in considerazione i dati dal 2004, poiché da quell'anno siamo in grado di cogliere l'impatto delle recenti riforme del mercato del lavoro (dall'entrata in vigore della legge n. 30/2004, la cosiddetta Legge Biagi, in poi) su una carriera lunga 14 anni, ovvero dal 2004 al 2017. Dal database INPS abbiamo riassunto i rapporti di lavoro simili dal punto di vista delle caratteristiche delle tutele di welfare e del contratto di lavoro. In linea con la descrizione fornita nel capitolo precedente, vengono considerate le seguenti categorie di lavoro:

1. dipendenti privati con contratti a tempo indeterminato;
2. dipendenti privati con contratto a tempo determinato;
3. lavoratori subordinati e liberi professionisti iscritti alla Gestione separata (vedi capitolo 2);
4. altre categorie di lavoro (lavoratori autonomi standard, ovvero artigiani, commercianti e agricoltori autonomi, professionisti, ovvero architetti, avvocati ecc.);
5. lavoratori disoccupati o inattivi.

Quest'ultimo status è identificato con la percezione di sussidi di disoccupazione o con l'assenza di un periodo contributivo.

Ogni individuo è stato associato a una sequenza di periodi di lavoro non sovrapposti temporalmente, ciascuno dei quali caratterizzato da una specifica lunghezza. Un lavoratore può sperimentare più di un periodo di lavoro atipico, abbiamo quindi considerato tutti i passaggi tra gli stati in modo da modellizzare la durata di ciascuno degli stati lavorativi inclusi nell'analisi.

Abbiamo distinto tre analisi riferite alle durate dei contratti stabili, dei contratti a tempo determinato e dei contratti parasubordinati. Per ciascuno di essi abbiamo studiato le determinanti della permanenza nello status e le determinanti che incidono su uno scenario indesiderato, caratterizzato da una transizione verso un contratto meno stabile. Nel caso dei lavoratori subordinati, abbiamo considerato solo i lavoratori con un reddito inferiore a 2.500 euro al mese. Un peggioramento delle prospettive di carriera è qui caratterizzato da una transizione verso la disoccupazione.

Da un punto di vista metodologico, abbiamo applicato l'analisi di sopravvivenza. Questa tecnica si riferisce all'analisi delle durate dello stato lavorativo e l'evento viene definito in base ad ogni transizione tra stati lavorativi temporanei e permanenti. Il pensionamento e l'eventuale morte sono stati trattati come stati assorbenti, ovvero come stati dai quali non si può transitare. I lavoratori che hanno mantenuto lo stesso status contrattuale fino alla fine dello studio non sperimentano l'evento e sono quindi stati considerati censurati¹.

L'analisi multivariata si basa sul *proportional hazard regression*, il cosiddetto modello di regressione di Cox. La variabile risposta è il tempo tra l'inizio di uno status lavorativo e la sua fine. Il rischio atteso, ovvero il tasso di realizzazione dell'evento nell'istante successivo, è il prodotto del *baseline hazard* e della funzione esponenziale della combinazione lineare dei predittori.

In questa analisi viene modellizzato il tempo di uscita da uno degli status lavorativi e la funzione di *hazard* misura la probabilità che una persona che si trova in uno stato in t , sperimenterà l'evento (fine dello stato) nell'istante immediatamente successivo. I coefficienti stimati nel modello di regressione dei rischi proporzionali di Cox rappresentano la variazione del log atteso dell'*hazard ratio* rispetto alla variazione unitaria della covariata, mantenendo costanti tutti gli altri predittori. Quando per un predittore l'*hazard ratio* assume un valore vicino a 1 non c'è effetto sulla durata nello stato. Se viceversa l'*hazard ratio* è inferiore a 1, il regressore è protettivo ed è associato a un aumento della sopravvivenza nello stato lavorativo. Infine, un *hazard* maggiore

¹ La censura si verifica quando possediamo alcune informazioni sull'event time di un soggetto, ma non conosciamo l'esatto event time. La censura potrebbe verificarsi in questo ambito perché un soggetto non sperimenta l'evento uscita dallo stato lavorativo prima della fine dello studio. Vedi Kaplan e Meier 1958.

di 1 implica che il predittore è associato a un rischio maggiore di uscita dallo status lavorativo attuale².

Il modello che abbiamo applicato tiene conto degli eventi ripetuti per lo stesso individuo attraverso l'introduzione delle frailty. Un modello con frailty è un modello a effetti casuali applicato ai modelli di durata, in cui la componente casuale ha un effetto moltiplicativo sull'hazard. Questa specificazione del modello ha permesso di tener conto dell'influenza delle covariate non osservate nel modello con rischi proporzionali. Le frailty del modello si assume che seguano una distribuzione Gamma (Wienke 2010). Per quanto riguarda l'insieme delle regressioni, oltre all'hazard complessivo riguardante le transizioni, è stato fatto un focus sulla transizione verso un peggioramento o un miglioramento della storia lavorativa. In questo caso, possono verificarsi transizioni verso diversi scenari lavorativi (corrispondenti a un peggioramento o miglioramento delle prospettive di carriera) e l'accadimento di una transizione preclude qualunque altro scenario lavorativo alternativo (Austin *et al.* 2016). In casi come questo, è necessario prendere in considerazione modelli di sopravvivenza con rischi competitivi anziché una semplice censura, poiché il tralasciare tale approccio può portare a delle stime distorte degli hazard ratios (Fine e Gray 1999). In questo modo, l'analisi ha prodotto modelli di rischio specifici in base all'accadimento di uno scenario lavorativo (un peggioramento delle prospettive di carriera), tenendo conto dello scenario alternativo (miglioramento). Le covariate incluse nell'analisi sono: età (sotto i 30, 30-40, 40-50, 50-60 e sopra i 60 anni, la categoria di riferimento), genere (femminile come categoria di riferimento), livello di istruzione più alto raggiunto (fino alla scuola media, la categoria di riferimento, la scuola superiore, l'università e oltre), l'area residenziale (Nord, categoria di riferimento, Centro e Sud), il reddito (in scala logaritmica) e tre variabili binarie progettate per catturare le caratteristiche dell'azienda: la dimensione (più di 200 lavoratori) e il settore di attività (servizi e produzione).

3.2 Durata dei contratti stabili

La prima analisi si concentra sulla durata dei contratti stabili. La domanda di ricerca intende studiare l'effettiva stabilità dei contratti a tempo indeterminato. I risultati dell'analisi sono riportati nella Tabella 3.1. L'età gioca un ruolo chiaro: mantenendo costanti gli altri indicatori, il semplice fatto di essere più anziani protegge nel rimanere stabili contrattualmente. Ciò è probabilmente dovuto alla maggiore esperienza e al know-how maturati dai lavoratori nel tempo. Le donne, come mostrato in altri documenti (Fabrizi *et al.* 2012), presentano un rischio minore di lasciare l'area di stabilità. Questo è particolarmente importante se si considera che vale mantenendo

² Per una spiegazione accurata della metodologia di sopravvivenza vedi Collett 1994.

costanti altre variabili, incluso il reddito, e controllando, quindi, per le differenze retributive di genere e tutte le altre covariate non osservate (*frailty*). Non sorprende che nelle regioni settentrionali i contratti stabili siano più duraturi che nelle altre aree italiane e che un reddito elevato (indicatore di un lavoro migliore) protegga i lavoratori a rimanere con un contratto a tempo indeterminato. Il livello di istruzione ha effetti diversi a seconda dello scenario che si prospetta dopo l'uscita dall'area di stabilità. Questo aspetto è stato approfondito con l'analisi che segue.

Tabella 3.1 Cox proportional hazards regression model con Gamma frailty relativo alle possibilità di perdere un contratto stabile

	Coeff.	(SE)	P Value	HR	Inferiore.95	Superiore.95
Classe d'età (rif. Oltre 60)						
Meno di 30 anni	0,069	0,027	0,011	1,072	1,016	1,130
30-40	-0,033	0,026	0,210	0,968	0,919	1,019
40-50	-0,137	0,026	0,000	0,872	0,828	0,918
50-60	-0,097	0,027	0,000	0,907	0,860	0,958
Maschi	0,101	0,012	0,000	1,107	1,081	1,134
Titolo di studio (rif. scuola secondaria di I grado)						
Scuola superiore	-0,109	0,013	0,000	0,897	0,874	0,921
Università	0,165	0,017	0,000	1,180	1,141	1,220
Macro aree (rif. Nord Italia)						
Centro Italia	0,100	0,014	0,000	1,106	1,075	1,137
Sud Italia	0,349	0,015	0,000	1,418	1,376	1,460
Retribuzione (log)	-0,494	0,006	0,000	0,610	0,604	0,617
Grande azienda	-0,018	0,017	0,270	0,982	0,950	1,015
Settore industriale	0,034	0,015	0,027	1,034	1,004	1,065
Settore dei servizi	0,023	0,013	0,080	1,023	0,997	1,050

Nota: Varianza dell'effetto casuale $t = 1,188485$; I-likelihood = -892788; p-value 0,000; N = 133.018; Numero di eventi = 81.153.

Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

L'analisi si concentra quindi sulla transizione verso un contratto instabile, considerando, come rischio competitivo, la situazione opposta, caratterizzata da un miglioramento delle prospettive di carriera, ovvero da una transizione dalla stabilità contrattuale al lavoro autonomo (ovvero verso lo status di professionista).

La Tabella 3.2 mostra che l'hazard di sperimentare un peggioramento della carriera diminuisce quando il lavoratore possiede un livello di istruzione superiore, mantenendo costanti tutte le altre variabili del modello. Ciò suggerisce che l'investimento nel capitale umano tende ad avere un alto rendimento nel mercato del lavoro italiano, data questa funzione protettiva contro scenari di prospettive di lavoro non desiderabili. Per gli altri indicatori, l'entità degli effetti è simile al risultato osservato per l'uscita (overall) dallo stato.

Tabella 3.2 Cox proportional hazards regression model con Gamma frailty relativo alla transizione da un contratto stabile verso un contratto meno stabile

	Coeff.	(SE)	P Value	HR	Inferiore.95	Superiore.95
Classe d'età (rif. Oltre 60)						
Meno di 30 anni	0,112	0,028	0,000	1,119	1,060	1,181
30-40	-0,011	0,027	0,690	0,989	0,938	1,043
40-50	-0,140	0,027	0,000	0,869	0,825	0,916
50-60	-0,092	0,028	0,001	0,912	0,863	0,964
Maschi	0,138	0,012	0,000	1,148	1,121	1,177
Titolo di studio (rif. scuola secondaria di I grado)						
Scuola superiore	-0,202	0,013	0,000	0,817	0,796	0,839
Università	-0,196	0,018	0,000	0,822	0,794	0,851
Macro aree (rif. Nord Italia)						
Centro Italia	0,133	0,014	0,000	1,142	1,110	1,174
Sud Italia	0,381	0,015	0,000	1,464	1,421	1,509
Retribuzione (log)	-0,521	0,006	0,000	0,594	0,587	0,601
Grande azienda	-0,023	0,018	0,210	0,978	0,944	1,013
Settore industriale	0,036	0,016	0,028	1,036	1,004	1,070
Settore dei servizi	0,026	0,014	0,065	1,026	0,998	1,055

Nota: Varianza dell'effetto casuale = 1,090077; I-likelihood = -736796,8; p-value 0,000; N = 133.018; Numero di eventi = 67.173.

Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

3.3 Durata dei contratti a tempo determinato

La seconda analisi ha lo scopo di indagare sulla durata dei contratti a tempo determinato (Tabelle 3.3 e 3.4).

Tabella 3.3 Cox proportional hazards regression model con Gamma frailty relativo alle possibilità di perdere un contratto a tempo determinato

	Coeff.	(SE)	P Value	HR	Inferiore.95	Superiore.95
Classe d'età (rif. Oltre 60)						
Meno di 30 anni	0,446	0,027	0,000	1,562	1,481	1,647
30-40	0,403	0,027	0,000	1,497	1,419	1,578
40-50	0,370	0,027	0,000	1,448	1,373	1,528
50-60	0,237	0,029	0,000	1,267	1,198	1,340
Maschi	0,184	0,011	0,000	1,203	1,177	1,229
Titolo di studio (rif. scuola secondaria di I grado)						
Scuola superiore	-0,016	0,012	0,180	0,984	0,961	1,007
Università	-0,052	0,016	0,001	0,949	0,919	0,980
Macro aree (rif. Nord Italia)						
Centro Italia	0,004	0,013	0,780	1,004	0,978	1,030
Sud Italia	0,031	0,013	0,020	1,031	1,005	1,058
Retribuzione (log)	0,112	0,004	0,000	1,119	1,109	1,129
Grande azienda	0,046	0,014	0,001	1,047	1,019	1,077
Settore industriale	-0,028	0,012	0,022	0,972	0,949	0,996
Settore dei servizi	-0,027	0,010	0,010	0,974	0,954	0,994

Nota: Varianza dell'effetto casuale = 0,6098076; I-likelihood = -1295003.4; p-value = 0,000; N = 138.161; Numero di eventi = 120.040.

Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

Tabella 3.4 Cox proportional hazards regression model con Gamma frailty relativo alla transizione da un contratto a tempo determinato verso un contratto meno stabile

	Coeff.	(SE)	P Value	HR	Inferiore.95	Superiore.95
Classe d'età (rif. Oltre 60)						
Meno di 30 anni	0,318	0,039	0,000	1,374	1,274	1,482
30-40	0,292	0,039	0,000	1,339	1,241	1,444
40-50	0,188	0,041	0,000	1,206	1,114	1,306
50-60	0,465	0,039	0,000	1,592	1,476	1,717
Maschi	-0,039	0,016	0,015	0,962	0,933	0,993
Titolo di studio (rif. scuola secondaria di I grado)						
Scuola superiore	-0,134	0,017	0,000	0,874	0,845	0,905
Università	-0,247	0,024	0,000	0,781	0,746	0,818
Macro aree (rif. Nord Italia)						
Centro Italia	0,043	0,020	0,030	1,044	1,004	1,084
Sud Italia	0,439	0,018	0,000	1,551	1,496	1,608
Retribuzione (log)	0,235	0,006	0,000	1,265	1,249	1,281
Grande azienda	0,024	0,018	0,190	1,024	0,988	1,062
Settore industriale	-0,069	0,016	0,000	0,933	0,905	0,963
Settore dei servizi	-0,049	0,013	0,000	0,952	0,928	0,978

Nota: Varianza dell'effetto casuale = 1,418594; I-likelihood = -794789.3; p-value = 0,000; N = 138.161; Numero di eventi = 73.991.

Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

L'effetto complessivo sull'hazard di uscire dal precariato diminuisce con l'età. I risultati di tale analisi sono riportati nella Tabella 3.4. L'età gioca un ruolo nel proteggere dal rischio di passare da un contratto a tempo determinato a un impiego ancor più precario (ovvero verso un lavoro da parasubordinato o verso la disoccupazione).

L'incidenza del rischio specifico cala costantemente fino a circa 50 anni, e risale nuovamente dopo quell'età. Ciò significa che la questione della precarietà non si limita alla componente più giovane del mercato del lavoro. Anche per i contratti a tempo determinato, analogamente a quanto visto nelle precedenti analisi, l'istruzione aiuta a proteggere da un peggioramento della carriera lavorativa. In questo caso osserviamo un effetto ancora più forte dell'istruzione nel proteggere i lavoratori da transizioni verso lavori precari.

3.4 La durata dei contratti para-subordinati

Nell'ultima analisi abbiamo esaminato l'area più instabile del mercato del lavoro, rappresentata dai parasubordinati, ovvero da quei lavoratori che, nella maggior parte dei casi, sono impiegati al pari di un dipendente, ma con minori garanzie sociali e assistenziali (Muehlberger e Pasqua 2009).

In questo caso i risultati sono molto differenti se si confrontano gli hazard rate di uscita dallo status, overall (Tabella 3.5) rispetto al rischio specifico di una transizione verso la disoccupazione (Tabella 3.6). Qui, più che altrove, si osserva un effetto differente a seconda di ciò che accade dopo l'uscita dallo stato di parasubordinato. Ciò è molto chiaro se confrontiamo i coefficienti (sia guardando al segno che alla magnitudine) nelle Tabelle 3.5 e 3.6.

Tabella 3.5 Cox proportional hazards regression model con Gamma frailty relativo alle possibilità di perdere un contratto parasubordinato

	Coeff.	(SE)	P Value	HR	Inferiore.95	Superiore.95
Classe d'età (rif. Oltre 60)						
Meno di 30 anni	-0,010	0,033	0,760	0,990	0,927	1,057
30-40	0,108	0,033	0,001	1,114	1,043	1,188
40-50	0,182	0,033	0,000	1,200	1,124	1,281
50-60	0,179	0,035	0,000	1,195	1,116	1,281
Maschi	0,267	0,013	0,000	1,307	1,273	1,341
Titolo di studio (rif. scuola secondaria di I grado)						
Scuola superiore	0,102	0,017	0,000	1,107	1,071	1,145
Università	0,153	0,019	0,000	1,166	1,124	1,209
Macro aree (rif. Nord Italia)						
Centro Italia	-0,096	0,015	0,000	0,908	0,882	0,936
Sud Italia	-0,235	0,017	0,000	0,791	0,764	0,818
Retribuzione (log)	-0,122	0,003	0,000	0,885	0,879	0,891
Grande azienda	0,014	0,022	0,510	1,014	0,972	1,059
Settore industriale	-0,016	0,019	0,420	0,985	0,948	1,022
Settore dei servizi	-0,011	0,016	0,490	0,989	0,957	1,021

Nota: Varianza dell'effetto casuale = 0,2297699; I-likelihood = -382501.1; p-value 0,000; N = 43.686; Numero di eventi = 39.209.

Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

Tabella 3.6 Cox proportional hazards regression model con Gamma frailty relativo alla transizione da un contratto parasubordinato verso la disoccupazione

	Coeff.	(SE)	P Value	HR	Inferiore.95	Superiore.95
Classe d'età (rif. Oltre 60)						
Meno di 30 anni	1,162	0,087	0,000	3,196	2,693	3,793
30-40	1,030	0,088	0,000	2,801	2,359	3,326
40-50	0,720	0,089	0,000	2,054	1,725	2,445
50-60	0,399	0,094	0,000	1,490	1,239	1,792
Maschi	-0,113	0,026	0,000	0,893	0,850	0,939
Titolo di studio (rif. scuola secondaria di I grado)						
Scuola superiore	-0,097	0,032	0,002	0,907	0,852	0,966
Università	-0,078	0,036	0,029	0,925	0,862	0,992
Macro aree (rif. Nord Italia)						
Centro Italia	0,012	0,030	0,700	1,012	0,954	1,074
Sud Italia	0,050	0,032	0,120	1,051	0,987	1,119
Retribuzione (log)	-0,263	0,007	0,000	0,769	0,759	0,779
Grande azienda	0,013	0,043	0,760	1,014	0,931	1,103
Settore industriale	-0,004	0,038	0,920	0,996	0,925	1,073
Settore dei servizi	-0,021	0,033	0,530	0,980	0,919	1,044

Nota: Varianza dell'effetto casuale = 0,7423179; I-likelihood = -92528,5; p-value 0,000; N = 43.686; Numero di eventi = 9.507

Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

La sintesi che possiamo trarne è che se vogliamo analizzare la precarietà nel mercato del lavoro non basta osservare la durata dello status del parasubordinato perché, usando una terminologia ampiamente utilizzata nella letteratura del mercato del lavoro, abbiamo sia scenari 'stepping-stone' che 'dead-end'(Alison *et al.* 2000). Dato che qui siamo interessati alla fragilità del lavoro, passiamo direttamente alla Tabella 3.6 nella quale osserviamo un forte effetto dell'età concentrato nella parte più giovane della forza lavoro.

Nello scenario peggiore (dallo stato parasubordinato alla disoccupazione), gli uomini risultano essere meno a rischio di effettuare tale transizione rispetto alle donne. Ancora una volta anche in questo caso il grado di istruzione svolge un ruolo protettivo. L'effetto maggiore si ha guardando il reddito, che può essere letto come proxy della qualifica e del know-how del lavoratore.

Conclusioni

In sintesi, i modelli di durata sono utili per identificare le caratteristiche che svolgono un ruolo nella transizione tra status lavorativi differenti. È stato adottato un modello di rischi competitivi per valutare l'incidenza di rischi specifici, oltre a quelli overall. Nel rapporto finale del progetto MOSPI affineremo il database tenendo in considerazione tutta la carriera lavorativa (i lavori sul dataset AD-SILC sono ancora in corso, come riportato nel capitolo 1) e verranno eseguite analisi di cross validation. Tuttavia, i primi risultati che abbiamo ottenuto fino ad ora possono essere un ottimo punto di partenza per le domande di ricerca future.

3.5 Riferimenti bibliografici

- Austin P., Lee D., Fine J. (2016), Introduction to the Analysis of Survival Data in the Presence of Competing Risks, *Circulation*, 133, n.6, pp.601-609
- Collett D. (1994), *Modelling Survival Data in Medical Research*, London, Chapman & Hall
- Fabrizi E., Farcomeni A., Gatta V. (2012), Modelling work history patterns in the Italian labour market, *Statistical Methods & Applications*, 21, n.2, pp.227-247
- Fine J.P., Gray R.J. (1999), A proportional hazards model for the subdistribution of a competing risk, *Journal of the American Statistical Association*, 94, n.446, pp.496-509
- Kaplan E.L., Meier P. (1958), Nonparametric Estimation from Incomplete Observations, *Journal of the American Statistical Association*, 53, n.282, pp.457-481
- Muehlberger U., Pasqua S. (2009), Workers on the Border Between Employment and Self-Employment, *Review of Social Economy*, 67, n.2, pp.201-228
- Wienke A. (2010), *Frailty Models in Survival Analysis*, Boca Raton FL, CRC Press
- Zhang Z. (2017), Survival analysis in the presence of competing risks, *Annals of Translational Medicine*, 5, n.3, pp.1-9

4. La distribuzione delle retribuzioni nel settore privato: tendenze nel periodo 2004-2018

Introduzione

La letteratura economica e il dibattito di politica economica sono sempre più concentrati sulla disparità di reddito e di standard di vita degli individui e delle famiglie (si vedano ad esempio OCSE 2008, 2011, 2015 e il numero crescente di articoli e libri accademici incentrati su questo argomento negli ultimi anni, ad esempio Salverda *et al.* 2009, 2014; Stiglitz 2012; Piketty 2014; Atkinson 2015; Milanovic 2016).

Le preoccupazioni sono sorte a causa di crescenti evidenze empiriche – rese più semplici dalla maggiore disponibilità di dati adeguati provenienti da diverse fonti – le quali hanno dimostrato che nella maggior parte dei paesi sviluppati negli ultimi decenni, e anche dopo la crisi economica iniziata nel 2008 (OCSE 2016), i redditi sono diventati più dispersi e anche sempre più concentrati nelle mani di piccoli e privilegiati segmenti della società (il top 1 o 0,1%; Atkinson *et al.* 2011). Il ritmo e la misura con cui si sono verificate tali tendenze non sono stati gli stessi in tutti i paesi ma, a causa di tali tendenze, la disuguaglianza è piuttosto elevata e in aumento in numerosi paesi sviluppati e in via di sviluppo (OCSE 2011; Atkinson 2015; Bourguignon 2017).

La letteratura economica (Gruppo Canberra 2011) suggerisce che – per conoscere la distribuzione del benessere economico di una popolazione – il miglior indicatore è il reddito disponibile equivalente, vale a dire tutti i redditi al netto delle imposte guadagnati sul mercato da membri della famiglia provenienti da qualsiasi fonte (lavoro subordinato, lavoro autonomo, capitale, terreni) compresi i trasferimenti dello stato sociale e resi equivalenti dividendo il reddito totale per la cosiddetta *scala di equivalenza* al fine di tener conto delle differenze nelle dimensioni delle famiglie.

Tuttavia, per una migliore comprensione dei meccanismi che determinano la disparità di reddito disponibile, il processo che modella tali redditi disponibili equivalenti può essere rappresentato come una catena composta da tre anelli (OCSE 2011; Raitano 2018). Il primo collegamento si riferisce alla disuguaglianza dei salari individuali – il focus di questo capitolo – ed è legato ai risultati sul mercato del lavoro conseguiti dai lavoratori, che dipendono da retribuzioni orarie, ore di lavoro, tipologia e stabilità dell'accordo contrattuale e durata di possibili periodi di disoccupazione. Tutti questi

fattori sono influenzati da meccanismi correlati agli equilibri del mercato del lavoro. Il secondo collegamento agisce a livello familiare e si riferisce alla disuguaglianza del reddito di mercato relativa ai redditi di tutti i membri della famiglia (e, quindi, a quanti di essi sono impiegati e, più in generale, alla composizione della famiglia). Inoltre, questo secondo collegamento riguarda i redditi derivanti da tutte le altre fonti di mercato, compresi eventuali redditi da capitale e utili. Il terzo e ultimo collegamento si riferisce alla redistribuzione pubblica attraverso tasse e trasferimenti (ad esempio pensioni, sussidi di disoccupazione, schemi di reddito minimo).

Sebbene l'analisi dei meccanismi alla base della disuguaglianza richieda di esaminare tutti e tre i collegamenti sopra menzionati e le loro interazioni, va notato che il primo collegamento – vale a dire il mercato del lavoro – rappresenta in tutti i paesi sviluppati il luogo in cui si origina la maggior parte delle disparità di reddito, a causa del ruolo cruciale che i salari svolgono nella formazione del reddito familiare. Ad esempio, scomponendo per fonte la disuguaglianza del reddito disponibile nei paesi dell'UE-15, Raitano (2016) rileva che il reddito da lavoro (subordinato e autonomo) rappresenta di gran lunga il più grande contributo proporzionato alla disuguaglianza, pari a una quota della disuguaglianza totale dell'89,7% nei paesi nordici, 63,3% nei paesi continentali, 96,7% nel Regno Unito e 86,7% nei paesi del Sud.

Partendo da queste prove, questo capitolo indaga l'evoluzione delle caratteristiche della distribuzione delle retribuzioni dei dipendenti nel settore privato in Italia per un periodo di 15 anni (2004-2018), permettendoci così di osservare se si sono verificati cambiamenti nella distribuzione dei redditi dopo la crisi economica. Tuttavia, poiché ci concentriamo solo sui salari dei dipendenti privati, bisogna sottolineare che le evidenze presenti in questo capitolo non forniscono un quadro esaustivo delle tendenze di disuguaglianza in Italia. Da un lato, non prendiamo in considerazione la distribuzione dei redditi da lavoro tra dipendenti pubblici e lavoratori autonomi. D'altra parte, un possibile aumento (riduzione) della disuguaglianza retributiva potrebbe essere attenuato o più che compensato dai fattori che agiscono negli altri anelli della catena di cui sopra (composizione della famiglia e tassi di occupazione, redditi di mercato non da lavoro, tasse e trasferimenti). Tuttavia, nonostante questo avvertimento, forniamo in questo capitolo evidenze descrittive dettagliate su ciò che è accaduto nel primo anello della 'catena della disuguaglianza' negli ultimi 15 anni e quali sono i principali fattori che potrebbero aver influenzato la tendenza di distribuzione dei redditi¹.

Mediante esercizi di scomposizione, esamineremo l'influenza sulla disuguaglianza dei redditi delle caratteristiche socio-demografiche degli individui – sesso, età, istruzione, cittadinanza – e delle caratteristiche dell'attività lavorativa – ad esempio accordo

¹ Un'analisi simile è stata effettuata da Naticchioni e Raitano (2019) per il periodo 1975-2017, utilizzando i dati sull'universo dei dipendenti privati in Italia. Tuttavia, a causa dei limiti di dati, questi autori non hanno preso in considerazione l'istruzione dei lavoratori.

contrattuale, dimensioni dell'azienda e settore. In particolare, distinguendo i lavoratori in base al loro livello di istruzione, valuteremo se l'aumento dei premi delle competenze ha svolto un ruolo cruciale per spiegare le tendenze osservate della disuguaglianza dei redditi. In realtà, ciò è suggerito dal filone della letteratura economica che indaga i driver di disuguaglianza di redditi e salari, concentrandosi principalmente sulle differenze salariali tra lavoratori con diversi livelli di competenze, solitamente rappresentate dai livelli di istruzione nelle analisi empiriche.

La maggior parte degli studi esistenti considera l'aumento della disuguaglianza come la conseguenza di processi che si svolgono nel mercato del lavoro. In generale, negli studi tradizionali si afferma che fenomeni strutturali come il cambiamento tecnologico *skill biased*, la digitalizzazione e la globalizzazione, attraverso il loro impatto sull'offerta e sulla domanda di manodopera, hanno ampliato il divario di produttività tra lavoratori diversamente qualificati (ad esempio Bound e Johnson 1992; Katz e Murphy 1992; Acemoglu e Autor 2011; Autor *et al.* 2013). Secondo questa interpretazione, per essere produttive le tecnologie informatiche devono essere abbinate a lavoratori altamente qualificati, la cui domanda quindi aumenterebbe. Al contrario, le nuove tecnologie insieme alla concorrenza di lavoratori scarsamente qualificati nei paesi meno sviluppati promossi dal processo di globalizzazione (che ha anche favorito le possibilità di delocalizzazione di posti di lavoro in tali paesi) abbasserebbero la domanda di lavoratori scarsamente qualificati nei paesi avanzati, comprimendo quindi i loro salari. Allo stesso modo, più recentemente, vari autori (ad esempio Autor *et al.* 2006; Goos e Manning 2007; Acemoglu e Autor 2011; Cortes *et al.* 2014) hanno sottolineato che il progresso tecnologico e la digitalizzazione hanno per lo più spostato lavoratori mediamente competenti che svolgono lavori di routine (es. lavori di segreteria e amministrazione) che non sono complementari alle tecnologie informatiche (come compiti cognitivi non di routine eseguiti da lavoratori altamente qualificati) né neutrali (come compiti manuali non di routine eseguiti da lavoratori poco qualificati). Di conseguenza, il mercato del lavoro si sarebbe polarizzato, vale a dire la maggior parte dei lavoratori altamente qualificati e alcuni lavoratori scarsamente qualificati, ma non i lavoratori medio-qualificati, avrebbero goduto di salari più alti e migliori opportunità occupazionali (Das e Hilgenstock 2018). Alla luce di quanto sopra, lo scopo di questo capitolo è duplice: i) presentare evidenze descrittive originali e dettagliate sulle tendenze della distribuzione delle retribuzioni tra i dipendenti privati in Italia nel periodo 2004-2018; ii) presentare esercizi di scomposizione per distinguere fino a che punto le tendenze osservate delle disparità di reddito siano spiegate dalle caratteristiche dei lavoratori e delle imprese. Se altri fattori avessero un ruolo, emergerebbe una 'disuguaglianza residua'.

Il capitolo è strutturato come segue. Nella sezione 4.1 descriviamo i dati utilizzati. Nella sezione 4.2 viene mostrato e discusso l'andamento della composizione della forza lavoro in base alle caratteristiche e alle disposizioni contrattuali dei lavoratori, mentre la distribuzione delle settimane lavorate nell'arco dell'anno viene presentata

nella sezione 4.3. Quindi, presentiamo le tendenze dei redditi medi nella sezione 4.4 e i principali percentili di reddito nella sezione 4.5. Dedichiamo un'attenzione specifica ai lavoratori a basso reddito, che chiamiamo *working poor*, nella sezione 4.6. Infine, mostriamo esplicitamente le tendenze della disuguaglianza dei redditi nella sezione 4.7 e presentiamo i risultati degli esercizi di scomposizione, eseguiti al fine di valutare il ruolo svolto dalle caratteristiche di alcuni lavoratori come fattore di disuguaglianza nella sezione 4.8. La sezione 4.9 riassume e conclude.

4.1 Dati

Usiamo l'innovativo dataset AD-SILC 3.0 che, come spiegato nel capitolo 1, è stato costruito unendo le *wave* trasversali 2004-2017 IT-SILC – la componente italiana del *European Union Statistics of Income and Living Conditions* (UE-SILC) – con i registri amministrativi della sicurezza sociale che tracciano i dipendenti privati dal loro ingresso nel mercato del lavoro fino alla fine del 2018 (gestito dall'INPS). Come già accennato, i registri di sicurezza sociale riportano, su base annuale, le retribuzioni lorde, le settimane di lavoro e le caratteristiche di alcuni lavoratori e imprese (ad esempio l'inquadramento contrattuale – ovvero apprendista, operaio, impiegato, manager – la provincia del lavoro, il settore economico), ma non registrano dati sull'istruzione del lavoratore. Al contrario, le *wave* IT-SILC registrano l'istruzione, ma coprono un arco di tempo limitato. La fusione dei registri amministrativi longitudinali di tutte le persone intervistate in IT-SILC nel periodo 2004-2017 con le informazioni di IT-SILC ci consente di arricchire i registri di sicurezza sociale con le informazioni mancanti sull'istruzione.

In questo capitolo ci concentriamo sui dipendenti del settore privato, poiché la maggior parte degli studi sulla distribuzione delle retribuzioni in Italia e all'estero si concentra su questa categoria di lavoratori, che comprende la grande maggioranza dei lavoratori (ad esempio Card *et al.* 2013; Devicienti *et al.* 2018; Franzini e Raitano 2019)². Inoltre, il fatto di fare affidamento sui dati riguardanti i redditi registrati nei file amministrativi consente di ridurre notevolmente gli errori di misurazione rispetto ai dati d'indagine, anche se non garantisce una rappresentatività completa dei *top earners*³.

Per ogni anno del periodo 2004-2018, consideriamo tutti gli individui con almeno un salario positivo come dipendente privato in quell'anno, esclusi quelli di età inferiore

² Inoltre, vale la pena notare che i redditi dei dipendenti pubblici possono presentare alcuni difetti negli archivi amministrativi, a causa della recente digitalizzazione delle loro informazioni, mentre quelli dei lavoratori autonomi sono soggetti a sottostima e codifica superiore e inferiore negli archivi amministrativi.

³ Essendo il nostro campione basato sui campioni IT-SILC, non è perfettamente rappresentativo dei massimi redditi a causa della sottostima dei rispondenti molto ricchi o dei tassi di partecipazione all'indagine più bassi da parte delle famiglie molto ricche, o di entrambi (Burkhauser *et al.* 2018).

a 15 e superiore a 65 anni⁴. Ciò rende la nostra definizione di lavoratore diversa dalla definizione di lavoratore subordinato utilizzata nell'indagine sulle forze di lavoro, poiché consideriamo tutte le persone che hanno ricevuto uno stipendio in un determinato anno, anche se ne hanno trascorso la maggior parte senza lavorare. Il nostro dataset finale comprende circa 900.000 osservazioni, con circa 60.000 lavoratori all'anno.

Oltre al genere, i dipendenti sono classificati in vari gruppi in base alle loro caratteristiche: i) in quattro fasce di età (15-29, 30-39, 40-49 e 50-65); ii) in tre gruppi in base al livello di istruzione più elevato raggiunto (scuola secondaria di I grado, secondaria di II grado e istruzione universitaria); iii) in tre gruppi in base alla loro cittadinanza (italiano, altro paese dell'Unione europea e nessun paese UE).

Ci avvaliamo delle tre variabili di reddito (tutte espresse in euro, convertite in prezzi costanti del 2018 utilizzando l'indice armonizzato dei prezzi al consumo)⁵:

1. retribuzioni annuali, la variabile più adatta per conoscere l'influenza dei risultati del mercato del lavoro sullo standard di vita dei lavoratori. I guadagni annuali dipendono dai salari unitari – cioè i salari orari, non registrati negli archivi INPS – e dalle ore di lavoro nell'anno, che dipendono dal numero di ore normalmente lavorate in una settimana (cioè dagli straordinari e dalle disposizioni a tempo parziale) e dal numero di settimane lavorative (vale a dire in periodi trascorsi senza lavoro in un anno, anch'esso influenzato da accordi temporanei);
2. salario settimanale, non influenzato dal numero variabile di settimane di lavoro in un anno; consideriamo il salario settimanale del periodo lavorativo 'principale' durante l'anno, che si ottiene dividendo il periodo lavorativo più remunerato durante l'anno per le corrispondenti settimane lavorate;
3. salario settimanale di 'lavoratori forti', vale a dire quegli individui che lavorano tutto l'anno (52 settimane) con un contratto a tempo pieno. Questo è l'indicatore più affidabile del salario orario, generalmente considerato dagli economisti come la migliore misura della produttività dei lavoratori e come il risultato della contrattazione collettiva.

4.2 Andamento della composizione della forza lavoro

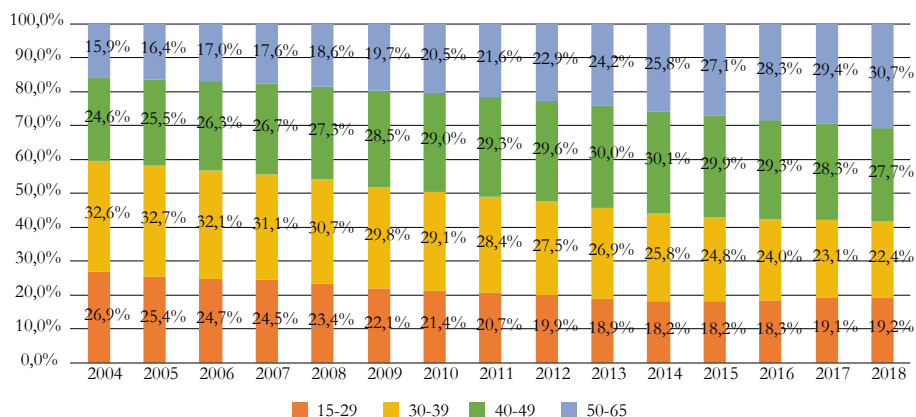
La composizione della forza lavoro nel settore privato in Italia è cambiata significativamente nel periodo osservato. In primo luogo, coerentemente con un processo di invecchiamento della forza lavoro legato alle tendenze demografiche, la

⁴ Non includiamo nei nostri calcoli i 'non salariati', cioè quegli individui senza guadagni positivi in determinati anni (ad esempio i disoccupati di lunga durata).

⁵ Nel calcolare le nostre variabili di reddito ci riferiamo solo a redditi corrispondenti a periodi di lavoro, ovvero non includiamo possibili importi percepiti come indennità per maternità, malattia o sospensione del lavoro.

percentuale di dipendenti nella classe di età più giovane è diminuita dal 26,9% al 19,2% dal 2004 al 2018, mentre, al contrario, la percentuale di dipendenti di almeno 50 anni è aumentata dal 15,9% al 30,7% nello stesso periodo (Figura 4.1).

Figura 4.1 Distribuzione dei dipendenti per classe di età

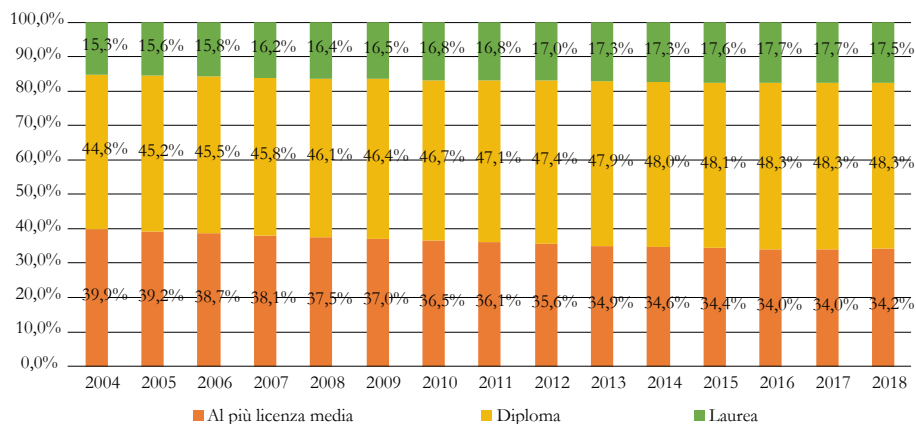


Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

A parte le dinamiche del mercato del lavoro, che incidono principalmente sulle possibilità dei lavoratori più giovani di essere assunti attraverso un contratto di lavoro piuttosto che attraverso un accordo atipico parasubordinato (vedi capitolo 2), queste tendenze possono anche essere imputate, da un lato, all'aumento del tasso di partecipazione ai programmi di istruzione secondaria superiore e terziaria dei giovani italiani e, d'altra parte, alle condizioni più restrittive per l'accesso a una pensione di vecchiaia o di prepensionamento introdotte nel periodo osservato, in particolare dopo la riforma del 2011 (Jessoula e Raitano 2017).

Un processo di cambiamento strutturale nella composizione della forza lavoro emerge anche quando si guarda alla distribuzione dei dipendenti per livello di istruzione (Figura 4.2): la percentuale di lavoratori con al massimo un livello di istruzione secondaria di I grado è diminuita di 5,7 punti percentuali dal 2004 al 2018, mentre la percentuale di dipendenti che ha conseguito un titolo di istruzione superiore è aumentata di 2,2 punti percentuali nel periodo osservato.

Figura 4.2 Distribuzione dei dipendenti per livello di istruzione

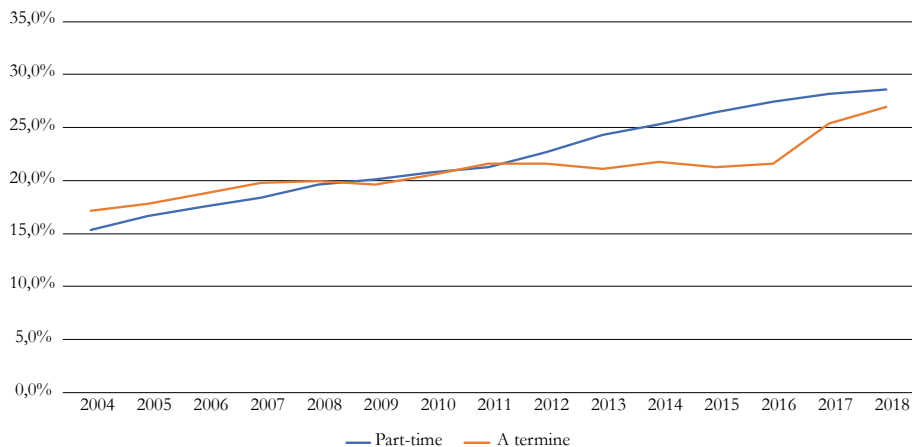


Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

Importanti cambiamenti nelle caratteristiche del mercato del lavoro emergono anche quando ci si concentra sulla diffusione di contratti non-standard. Da un lato, consideriamo la dicotomia tra accordi part-time e full-time, dall'altro quello tra accordi a tempo indeterminato e a tempo determinato (Figura 4.3). La diffusione di entrambi i tipi di contratti atipici è aumentata notevolmente nel periodo osservato tra i dipendenti privati. Tuttavia, i due tipi di contratti sono caratterizzati da tendenze diverse: la percentuale di coloro che hanno trascorso il rapporto di lavoro annuale più remunerato con un accordo part-time è passata dal 15% al 29% circa tra il 2004 e il 2018 e, cosa interessante, l'aumento è cresciuto dal 2011, cioè dall'impennata della crisi del debito sovrano in Italia.

La percentuale di dipendenti che lavorano con un contratto a tempo determinato è aumentata dal 15% al 27% circa nel periodo osservato. Tuttavia, la tendenza temporale è stata caratterizzata da un forte aumento dal 2004 al 2007, una sorta di costanza fino al 2016 e un ulteriore aumento molto marcato a partire dal 2017, quando i generosi incentivi monetari forniti dal 2015 alle imprese che assumono con un accordo a tempo indeterminato furono aboliti. Va notato che la leggera costanza dell'incidenza di contratti temporanei durante il periodo di crisi potrebbe essere dovuta a un 'effetto di composizione' che ha portato le imprese a non rinnovare i contratti a tempo determinato, riducendo così la diffusione di questo tipo di contratti quando l'occupazione totale fu ridotta.

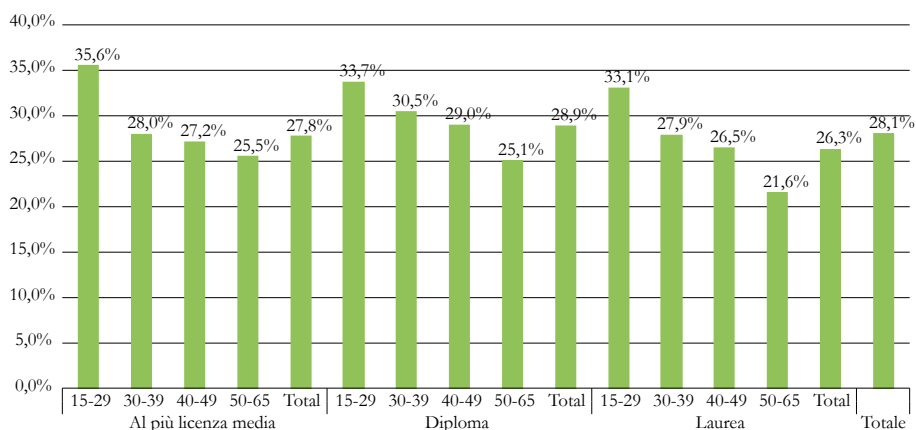
Figura 4.3 Diffusione di contratti atipici



Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

Nonostante queste tendenze in aumento, la diffusione di contratti di lavoro atipici differisce in base all'istruzione e all'età dei lavoratori. La percentuale di persone che lavorano a tempo parziale nel 2018 differisce leggermente dall'istruzione dei dipendenti, con le quote più alte che emergono tra i giovani (Figura 4.4). È interessante notare che la percentuale di part-time per fasce di età diminuisce con l'aumentare dell'età per ciascuno dei livelli di istruzione raggiunti.

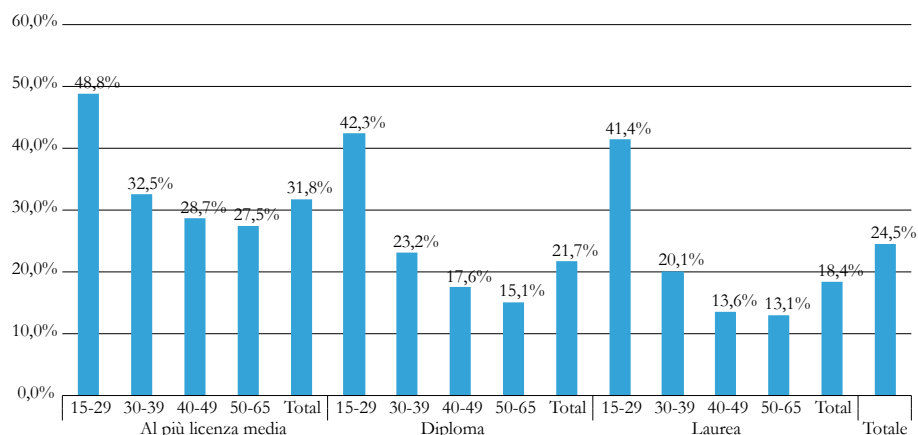
Figura 4.4 Quota di dipendenti che lavorano con un contratto part-time suddivisi per livello di istruzione e fascia d'età nel 2018



Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

Differenze più marcate per età e istruzione emergono per quanto riguarda la percentuale di dipendenti a tempo determinato nel 2018 (Figura 4.5). Questo accordo contrattuale caratterizza principalmente le persone di età compresa tra 15 e 29 anni e le quote scarsamente qualificate, anche se non trascurabili di dipendenti a tempo determinato, emergono anche in tutte le classi di età e tra i laureati.

Figura 4.5 Quota di dipendenti che lavorano con un contratto a tempo determinato suddivisi per livello di istruzione e fascia d'età nel 2018



Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

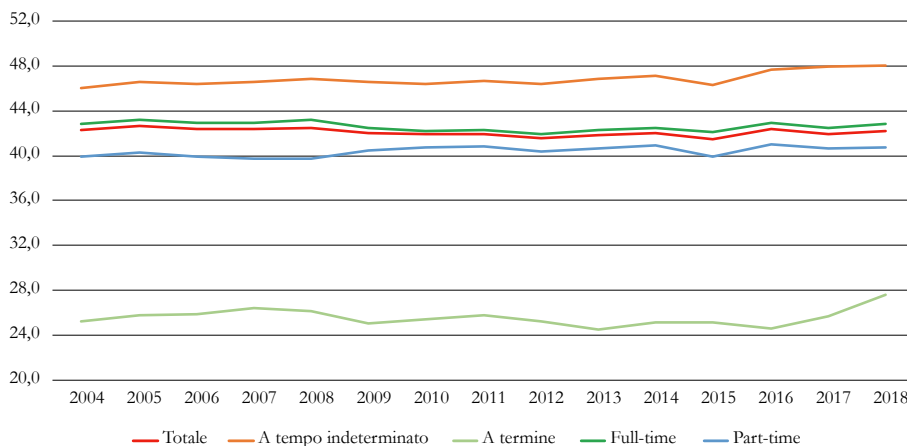
4.3 Andamento delle settimane lavorate annuali

Come sottolineato, la disparità di retribuzione annuale dipende strettamente da quante settimane un lavoratore è in grado (o disponibile in caso di disoccupazione volontaria) di lavorare in un anno. Questo fattore determinante della disuguaglianza retributiva colpisce soprattutto coloro che lavorano a tempo determinato, e in particolare i lavoratori stagionali, che spesso non sono in grado di lavorare 52 settimane in un anno. Ciò è confermato dalla Figura 4.6, in cui è mostrato l'andamento delle settimane lavorative annuali medie per accordo contrattuale dei dipendenti.

Il numero medio di settimane lavorate si è ridotto da 42,5 nel 2005 a 41,5 nel 2015, anche se tale cifra è aumentata negli ultimi anni. Per quanto riguarda i dipendenti a tempo indeterminato, il numero medio di settimane lavorate è aumentato negli ultimi anni raggiungendo un valore di circa 48. Per quanto riguarda i dipendenti a tempo determinato, hanno lavorato in media 27,6 settimane nel 2018, ma i valori più bassi sono registrati negli anni passati (nel 2013 è stato raggiunto un minimo di 24,5

settimane). Non emerge nessuna differenza rilevante nelle settimane lavorate medie tra i full-time e i part-time, anche se i part-time lavorano in media meno settimane rispetto ai lavoratori a tempo pieno (40,7 vs 42,8 nel 2018).

Figura 4.6 Numero medio di settimane lavorate per accordo contrattuale

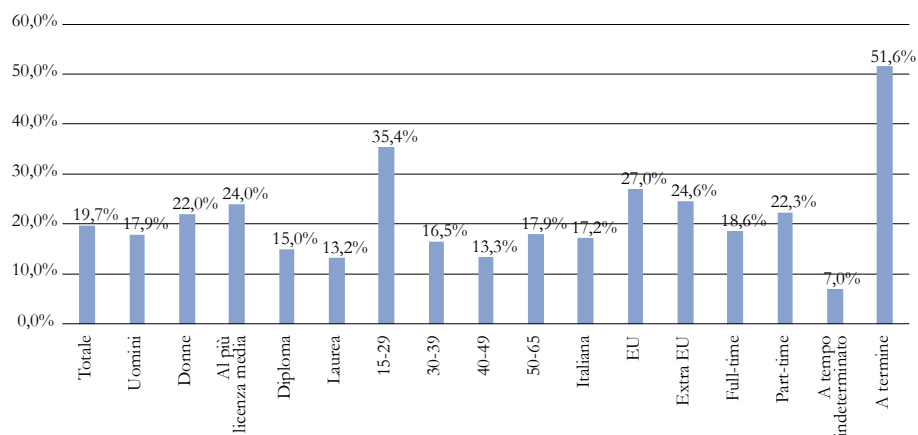


Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

Come ulteriore indicatore della distribuzione delle settimane lavorate, abbiamo calcolato l'incidenza della 'povertà di settimane' in base alle caratteristiche dei dipendenti nel 2018, dove i dipendenti (con almeno una settimana di lavoro in un anno) sono definiti come *weeks poor* se hanno lavorato meno di 27 settimane in un anno (Figura 4.7)⁶. In media il 19,7% dei dipendenti è *weeks poor*, ma questa percentuale differisce tra i tipi di lavoratori in base al rischio di interruzioni di carriera. Ciò che conta di più è chiaramente il rischio a livello di lavoro a tempo determinato. In effetti, il 51,6% di coloro che erano impiegati a tempo determinato durante il rapporto di lavoro più remunerato nel 2018 era *weeks poor*. Inoltre, coerentemente con l'elevata diffusione di contratti a termine tra i giovani, il 35,4% di quelli di età compresa tra 15 e 29 anni era *weeks poor* nel 2018.

⁶ Si noti che l'incidenza dei *weeks poor* comprende anche quei lavoratori che vanno in pensione dopo aver lavorato meno di 27 settimane nell'ultimo anno della loro carriera.

Figura 4.7 Quota di 'weeks poor' per caratteristiche dei dipendenti nel 2018

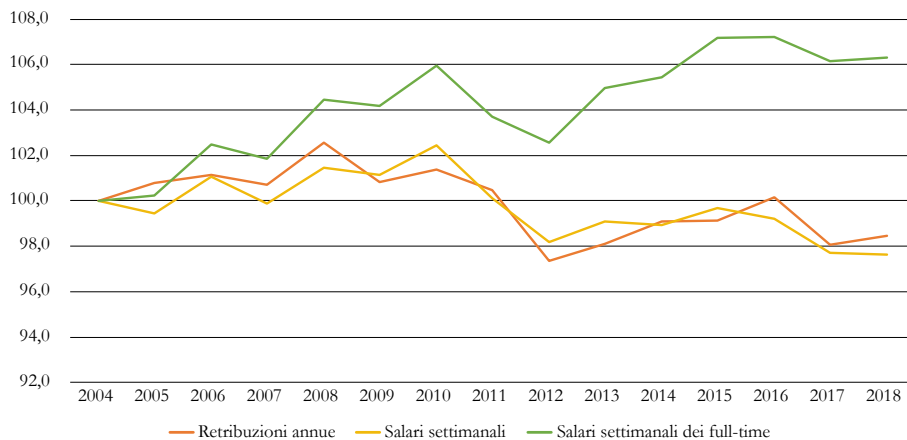


Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

4.4 Andamento dei redditi medi

Nel periodo 2004-2018, riscontriamo diverse tendenze delle retribuzioni medie reali a seconda della nozione di salario considerata (si veda la Figura 4.8, in cui è mostrato il tasso di crescita rispetto al 2004). Per quanto riguarda il periodo pre-crisi, sia i redditi annuali che i salari settimanali sono rimasti piuttosto stagnanti con un aumento cumulato massimo pari al 2,5%. Al contrario, troviamo un aumento non trascurabile dei salari settimanali medi reali (6% dal 2004 al 2010) quando ci concentriamo esclusivamente sui lavoratori a tempo pieno, suggerendo che la stagnazione era principalmente dovuta alla crescente diffusione di contratti part-time. Il quadro è modificato dall'impennata della crisi del debito sovrano nel 2011, dove un forte calo dei valori medi ha caratterizzato le tre serie fino al 2013. Successivamente, si è verificata una ripresa, molto più intensa per i salari settimanali dei 'lavoratori forti' rispetto alle altre due serie. In termini reali, i redditi annuali medi e i salari settimanali erano inferiori dell'1,5 e del 2,4% nel 2018 rispetto al 2004. Inoltre, vale la pena notare che il quadro relativo ai lavoratori a tempo pieno fornisce un messaggio rassicurante, ma va altresì sottolineato che l'Italia è stata caratterizzata da un ampio aumento della quota di lavori part-time (spesso involontari) negli ultimi decenni. Questo ci porta a sottolineare che la nostra *proxy* dei salari orari (ovvero i salari settimanali dei lavoratori a tempo pieno) non è rappresentativa di tutti i lavoratori, ma si riferisce a una quota in calo di dipendenti relativamente avvantaggiati.

Figura 4.8 Andamento dei redditi medi. Numero indice: 2004 = 100



Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

Quando distinguiamo i lavoratori in base alle loro principali caratteristiche, differenze emergono nei livelli e nelle tendenze dei redditi annui (Tabella 4.1). Il divario di genere salariale è rimasto piuttosto costante nel periodo osservato, mentre si è verificata una riduzione non trascurabile del divario tra le persone di età compresa tra 40 e 49 anni e quelle di età superiore ai 50 anni, forse a causa della composizione mutevole della forza lavoro anziana, che è anche correlata agli effetti dell'aumento dei tassi di occupazione dei lavoratori più anziani indotti dal processo di riforma delle pensioni. In media, i cittadini extracomunitari hanno registrato un consistente calo dei redditi annuali medi durante il periodo di crisi, con una leggera ripresa dal 2017 in poi. Tuttavia, sia i cittadini dell'UE che quelli extra-UE guadagnano in media più di un terzo in meno rispetto ai cittadini italiani.

È interessante notare che, concentrandosi sui rendimenti dell'istruzione, si riscontra un aumento del premio salariale per i laureati rispetto a quelli che hanno al massimo un diploma di scuola secondaria inferiore o di secondo grado superiore durante il periodo osservato.

Per farla ancora più semplice, studiare di più è un fattore remunerato nel mercato del lavoro italiano, con un aumento nel corso del tempo parzialmente dovuto alla minore probabilità dei lavoratori altamente qualificati di lavorare con un contratto atipico. Tuttavia, siamo consapevoli che la semplice attenzione ai rendimenti medi non sia sufficiente per valutare adeguatamente i rischi di investimento nel capitale umano, che verrà analizzato nelle sezioni seguenti esaminando l'eterogeneità dei redditi tra lavoratori con un livello di istruzione simile.

Tabella 4.1 Trend delle retribuzioni medie annue per caratteristiche dei dipendenti. Numeri indice

	Sesso (Maschi = 100)	Età (50-65 = 100)			Istruzione (Terziaria = 100)		Cittadinanza (Italiana = 100)	
	Femmine	15-29	30-39	40-49	Al massimo Sec. Inf.	Sec. Sup	EU	Extra EU
2004	63,8	52,6	78,1	93,3	62,5	81,0	64,7	58,7
2005	63,8	52,2	77,7	92,8	62,6	80,5	63,1	59,1
2006	63,5	52,9	79,8	94,6	60,8	78,5	64,3	59,9
2007	63,9	53,2	81,9	96,2	62,2	80,3	54,9	61,1
2008	63,7	53,8	82,3	97,2	60,3	79,5	56,4	61,0
2009	64,7	53,7	81,5	95,2	59,3	78,8	55,1	56,0
2010	64,8	52,2	81,4	95,0	58,7	78,3	56,4	57,2
2011	64,7	52,2	82,7	95,7	58,4	78,2	57,5	58,3
2012	65,0	51,9	82,4	96,3	57,9	78,3	58,5	57,9
2013	65,5	52,1	81,5	96,5	58,2	78,3	59,3	57,7
2014	65,5	51,1	80,6	95,7	58,2	78,3	60,0	58,4
2015	65,2	50,9	81,2	96,9	58,1	78,4	62,3	60,0
2016	65,7	51,1	81,1	96,1	58,3	78,0	63,1	60,4
2017	65,2	49,8	80,8	96,5	58,2	77,7	62,9	61,3
2018	65,1	50,6	82,0	97,1	57,4	77,5	65,1	62,3

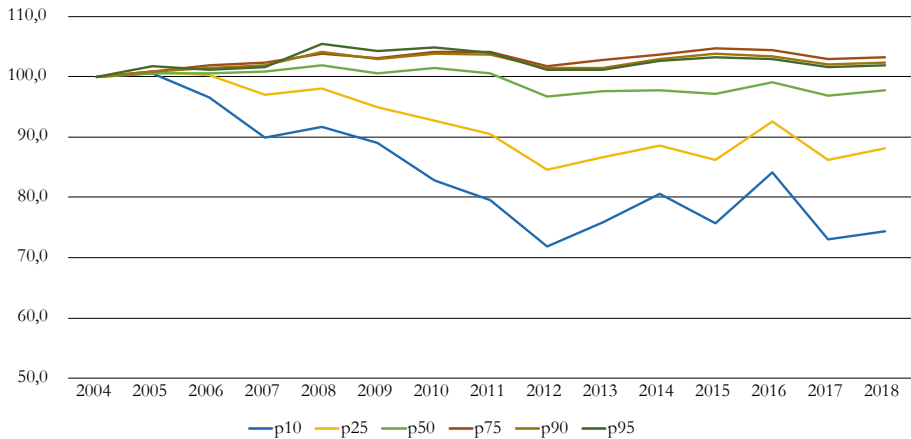
Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

4.5 Andamento della distribuzione dei percentili di reddito

Uno strumento standard per fornire una rapida panoramica sulla distribuzione dei redditi è il calcolo dei livelli e delle tendenze dei principali percentili della distribuzione. Osservando i percentili della distribuzione delle retribuzioni annuali (Figura 4.9, in cui sono mostrate variazioni percentuali rispetto al 2004) emerge un sostanziale aumento della disuguaglianza, poiché i percentili inferiori sono chiaramente deteriorati durante l'intero periodo osservato (nonostante una leggera ripresa dal 2012). Anche la mediana si è ridotta dal 2011 in poi, per un valore del 2018 ancora inferiore a quello del 2004.

I percentili più alti sono rimasti costanti – o sono stati caratterizzati da un leggero aumento – dal 2008⁷.

Figura 4.9 Andamento dei percentili delle retribuzioni annuali. Numero indice: 2004 = 100



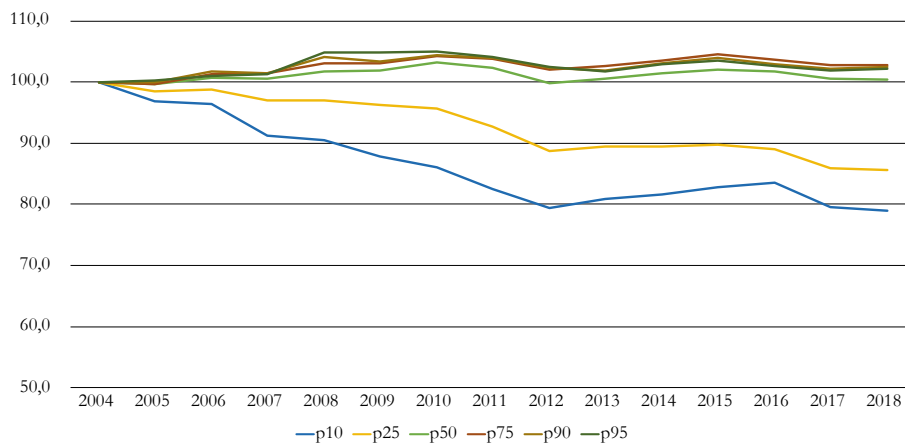
Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

È interessante notare che una simile tendenza dei percentili emerge se ci concentriamo sui salari settimanali (Figura 4.10), eliminando così l'influenza del diverso numero di settimane lavorate durante un anno che, come osservato, dipende principalmente dalla diffusione dei contratti a tempo determinato.

Tuttavia, il quadro cambia completamente quando osserviamo i percentili della distribuzione dei salari settimanali dei 'lavoratori forti', cioè quelli che lavorano a tempo pieno (Figura 4.11). In realtà tutti i percentili sono stati caratterizzati da un leggero (e non trascurabile) aumento nel periodo osservato, mentre solo il decile più povero è stato caratterizzato, in termini reali, da una riduzione dal 2009 seguita da una ripresa dal 2013. Comunque, come chiaramente sottolineato, le tendenze dei 'lavoratori forti' (cioè la *proxy* del salario orario) non sono rappresentative di ciò che è accaduto negli ultimi decenni nel mercato del lavoro italiano, poiché questo mercato è stato caratterizzato da una crescita molto intensa di lavori part-time involontari (e meno pagati).

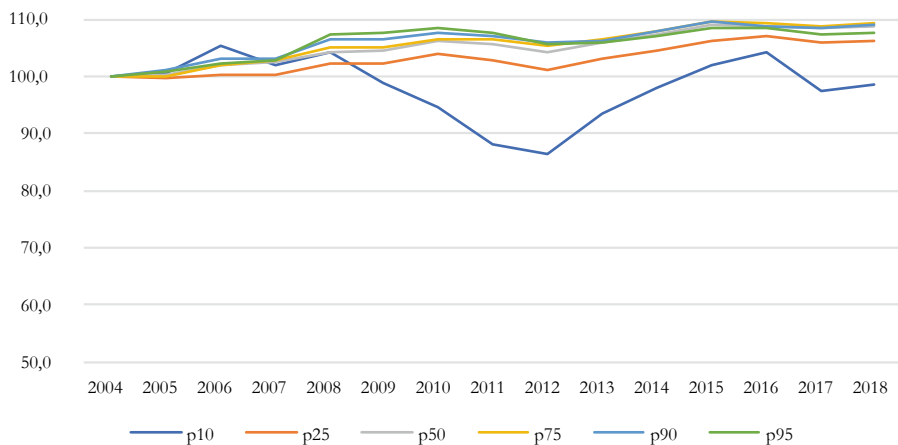
⁷ Le tendenze dei percentili inferiori potrebbero sottostimare le tendenze della disuguaglianza dei redditi, poiché nelle nostre analisi stiamo prendendo in considerazione solo i dipendenti privati, quindi escludendo i cosiddetti lavoratori 'parasubordinati' – cioè lavoratori autonomi dipendenti, coloro che lavorano come lavoratori autonomi in termini legali ma economicamente dipendenti da un singolo cliente. Accordi parasubordinati sono stati spesso utilizzati fino agli ultimi anni come tipologia di contratto a basso costo per la sostituzione di dipendenti a basso reddito (Raitano 2018).

Figura 4.10 Andamento dei percentili dei salari settimanali. Numero indice: 2004 = 100



Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

Figura 4.11 Andamento dei percentili dei salari settimanali dei lavoratori a tempo pieno. Numero indice: 2004 = 100

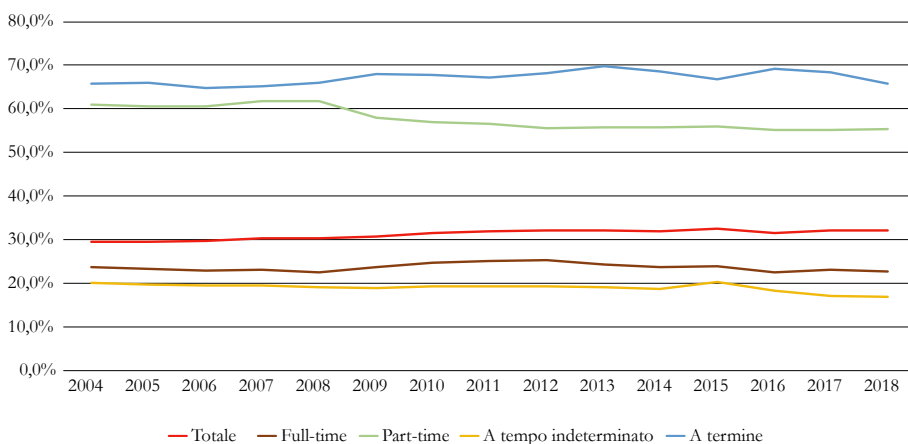


Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

4.6 Andamento del rischio di povertà lavorativa

La crescente diffusione di contratti non-standard interessa principalmente la coda inferiore della distribuzione dei redditi. Per una migliore valutazione di ciò che è accaduto nella coda inferiore, abbiamo calcolato un indice del rischio di ‘povertà lavorativa’ che cattura l’incidenza delle basse retribuzioni. Di seguito, coerentemente con la definizione standard di rischio di povertà, definiamo *working poor* quei dipendenti che guadagnano in un anno meno del 60% della media dei salari lordi annuali (circa 18.300 euro nel 2018, per una ‘soglia di povertà lavorativa’ di circa 11.000 euro).

Figura 4.12 Incidenza della povertà lavorativa per forma contrattuale



Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

La percentuale di dipendenti con retribuzioni inferiore alla soglia di ‘bassa retribuzione’ è leggermente aumentata nel periodo dal 29,6% nel 2004 a circa il 32% (Figura 4.12). Ciò rappresenta un’ulteriore prova delle crescenti disuguaglianze nel mercato del lavoro italiano. Non sorprende che i ‘rischi di povertà sul lavoro’ siano notevolmente più elevati per i part-time (55,4% nel 2018) e per i dipendenti a tempo determinato (65,8% nel 2018) rispetto alle restanti categorie, anche se l’incidenza non è trascurabile anche fra i lavoratori ‘standard’ (rispettivamente 22,7% e 17,0% per i lavoratori a tempo pieno e quelli a tempo indeterminato nel 2018). È anche degno di nota che l’incidenza dei rischi di povertà sul lavoro tra i part-time si è costantemente ridotta dal 2008. Tuttavia, questa tendenza discendente piuttosto che segnalare un miglioramento dei salari dei part-time potrebbe indicare una composizione mutevole dei part-time col tempo. La crescente diffusione di contratti a tempo parziale può essere correlata a un aumento del numero di contratti a tempo parziale con un numero maggiore di ore contrattuali

(e quindi con un aumento dei salari). Sfortunatamente, non possiamo verificare questa ipotesi poiché non disponiamo degli orari di lavoro contrattuali nel nostro dataset.

Tabella 4.2 Andamento della povertà lavorativa per genere ed età

	Sesso		Classe di età			
	Maschi	Femmine	15-29	30-39	40-49	50-65
2004	20,7%	41,8%	41,2%	25,7%	22,9%	28,5%
2005	20,4%	42,0%	42,0%	25,8%	23,3%	28,0%
2006	20,6%	41,8%	42,2%	25,5%	23,6%	28,9%
2007	21,4%	42,2%	44,5%	25,8%	23,7%	29,2%
2008	21,2%	42,2%	44,3%	26,1%	23,5%	30,0%
2009	22,0%	42,1%	44,9%	27,2%	24,2%	30,1%
2010	23,0%	42,4%	47,4%	27,6%	24,5%	30,7%
2011	23,4%	42,5%	48,3%	27,6%	24,9%	31,4%
2012	24,2%	42,2%	49,4%	28,2%	25,3%	31,2%
2013	24,4%	41,7%	49,1%	28,7%	25,4%	31,0%
2014	24,1%	41,7%	49,9%	29,1%	25,1%	30,1%
2015	24,8%	42,2%	50,8%	29,7%	25,2%	31,1%
2016	23,7%	41,6%	50,6%	28,3%	24,6%	29,4%
2017	24,2%	42,2%	52,0%	29,0%	24,1%	29,7%
2018	23,9%	42,3%	51,7%	28,5%	24,2%	29,6%

Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

Come previsto, i rischi di povertà sul lavoro sono più elevati per le categorie di lavoratori meno avvantaggiati (cfr. Tabelle 4.2 e 4.3), vale a dire per le donne rispetto agli uomini (42,3% contro il 23,9% nel 2018), per i giovani (51,7% nel 2018), per i cittadini non italiani (circa il 47% nel 2018 contro il 28,5% per i cittadini italiani) e per quelli scarsamente qualificati (38,8% per quelli con al massimo un livello di istruzione secondario inferiore rispetto al 26,2% e al 22,6% per i diplomati della scuola secondaria superiore e terziaria nel 2018, rispettivamente). Quando i lavoratori si distinguono per istruzione e classe di età (Figura 4.13, dove i dati si riferiscono al 2018), si nota che i rischi di basso reddito sono più frequenti in media per i 15-29enni rispetto ai lavoratori di età superiore ai 30 anni. Tuttavia, i rischi non sono trascurabili a tutte le età, soprattutto tra quelli con al massimo un'istruzione secondaria inferiore.

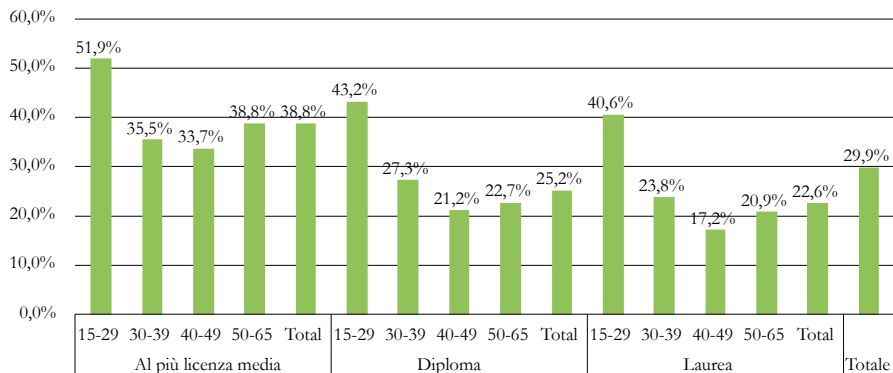
Tabella 4.3 Andamento della povertà lavorativa per livello di istruzione e cittadinanza

	Istruzione			Cittadinanza		
	Al massimo Sec. Inf.	Sec. Sup.	Sec. Sup.	Italiana	EU	Extra EU
2004	33,8%	26,4%	28,0%	28,4%	52,0%	51,2%
2005	34,0%	26,3%	28,0%	28,3%	51,2%	50,3%
2006	34,4%	26,4%	27,3%	28,4%	47,6%	49,5%
2007	34,9%	27,3%	27,9%	28,7%	57,8%	49,2%
2008	35,7%	26,8%	27,0%	28,6%	56,3%	49,1%
2009	36,7%	27,0%	26,8%	28,4%	58,2%	54,8%
2010	37,8%	27,6%	27,0%	29,1%	58,2%	54,7%
2011	38,7%	27,7%	26,0%	29,5%	55,6%	53,1%
2012	39,3%	27,9%	26,2%	29,8%	54,9%	53,5%
2013	39,2%	27,7%	26,0%	29,5%	54,3%	53,8%
2014	39,1%	27,4%	25,3%	29,2%	54,1%	53,0%
2015	39,6%	27,7%	25,5%	29,8%	51,3%	51,5%
2016	38,6%	26,6%	24,0%	28,6%	50,4%	50,0%
2017	38,4%	27,0%	23,5%	28,8%	50,0%	49,2%
2018	38,8%	26,2%	22,6%	28,5%	47,1%	47,6%

Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

Come già accennato, i rischi di povertà sul lavoro sono inequivocabilmente correlati al tipo di accordo contrattuale, poiché sia i contratti a tempo parziale che quelli a tempo determinato espongono i dipendenti non-standard a rischi più elevati, incidendo su ore e settimane lavorate nell'arco di un anno. Per fare luce sulle determinanti dello stato di povertà lavorativa, abbiamo impiegato un'analisi di regressione probit includendo le caratteristiche dei lavoratori come variabili indipendenti.

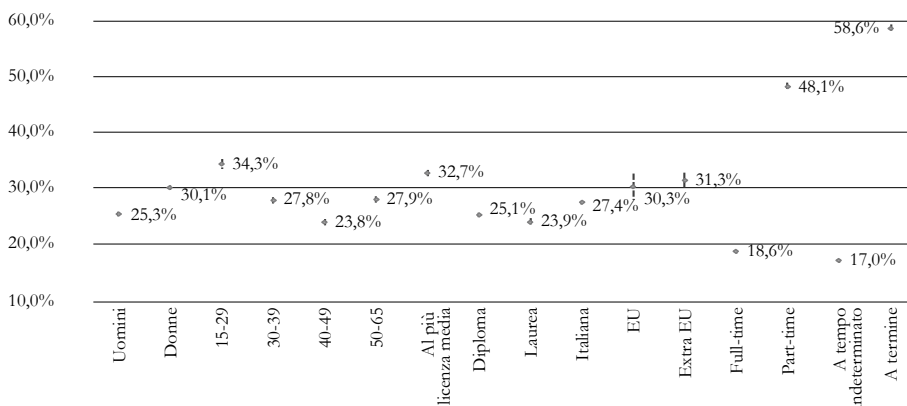
Figura 4.13 Quota di lavoratori poveri per livello di istruzione e fascia di età nel 2018



Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

La Figura 4.14 mostra le probabilità previste di questa regressione (ovvero gli effetti marginali medi, di seguito AME). Tutte le differenze stimate sono statisticamente significative, anche se, coerentemente con le nostre osservazioni, il principale motore della condizione di povertà lavorativa è associato all'accordo contrattuale. Quando si indaga sul genere, l'età, il livello di istruzione e la cittadinanza dei lavoratori, il rischio stimato è 2,6 volte più elevato per i part-time rispetto a quelli a tempo pieno (le AME stimate sono rispettivamente del 48,1% e del 18,6%) e questo rischio è 3,5 volte più elevato per dipendenti a tempo determinato rispetto a quelli a tempo indeterminato (gli AME stimati sono rispettivamente del 58,6% e del 17,0%).

Figura 4.14 Probabilità prevista di povertà lavorativa nel 2018 (intervalli di confidenza al 95%)

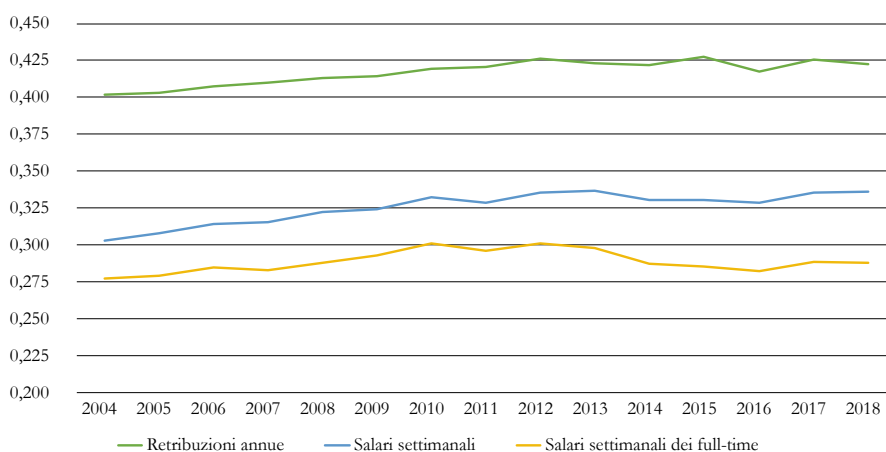


Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

4.7 Andamento dell'indice Gini delle disparità di reddito

L'indice di disuguaglianza di Gini è cresciuto ampiamente fino all'espansione della crisi, indipendentemente dalla dimensione dei redditi considerata (vedere la Figura 4.15 e la Figura 4.16 in cui sono mostrate le tendenze rispetto al 2004). Dal 2012 in poi, per quanto riguarda i redditi annuali e i salari settimanali, il valore del Gini è rimasto piuttosto costante, mentre presenta una tendenza ridotta quando ci concentriamo sui salari settimanali dei lavoratori a tempo pieno. Ciò suggerisce che la tendenza alla disuguaglianza complessiva dei redditi annui dal 2014 in poi è principalmente dovuta all'ulteriore diffusione dei contratti a tempo parziale. Si noti che, non a caso, il Gini è più elevato per i salari annuali piuttosto che settimanali. In effetti, la distribuzione di settimane di lavoro ha un effetto amplificante sulla disparità di reddito, perché coloro che percepiscono salari più bassi sono a maggior rischio di disoccupazione.

Figura 4.15 Indice Gini dei redditi lordi da lavoro

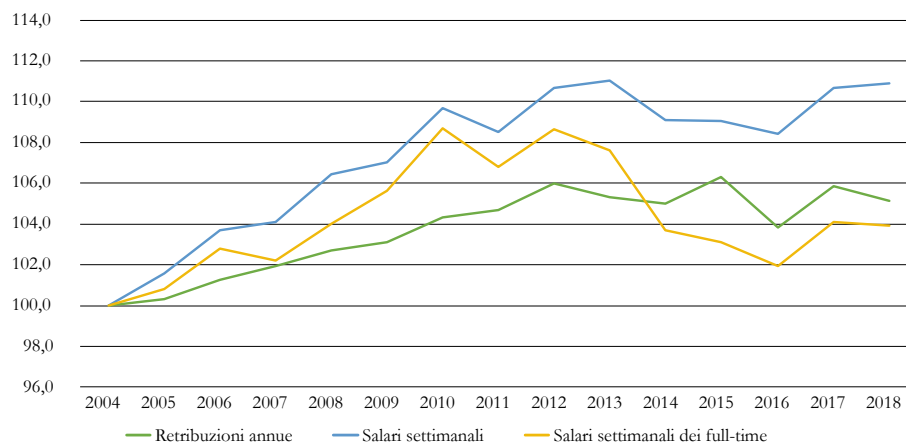


Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

Come già detto in precedenza, la disuguaglianza dei redditi è calcolata prendendo in considerazione solo il sotto-campione delle persone che lavorano durante un determinato anno, quindi senza considerare le uscite dalla forza lavoro, ad esempio a causa della crisi economica iniziata nel 2008. Di conseguenza, è da sottolineare che concentrarsi esclusivamente sui dipendenti potrebbe alterare il quadro dell'influenza della crisi sulle condizioni di vita dei lavoratori. Se la recessione avesse l'effetto di rimuovere i lavoratori meno retribuiti dalla forza lavoro, la disparità di reddito tra i rimanenti sarebbe ridotta. Per tenere conto dell'intero effetto della crisi sulla disuguaglianza dei redditi in Italia, Raitano (2019) – utilizzando i dati AD-SILC aggiornati all'anno 2013 – ha calcolato il Gini dei redditi

annuali dei dipendenti privati, includendo nei calcoli quei lavoratori che erano attivi in un certo anno per poi diventare disoccupati (con zero guadagni) negli anni seguenti. I risultati sono degni di nota: la disuguaglianza di reddito è aumentata del 21% in Italia nel periodo 2008-2013, quando si tiene conto dei disoccupati involontari, mentre la disuguaglianza tra i dipendenti (escludendo i lavoratori a reddito zero) è aumentata del 2,5% dal 2008 al 2013.

Figura 4.16 Andamento dell'indice Gini dei redditi da lavoro lordi. Numero indice: 2004 = 100

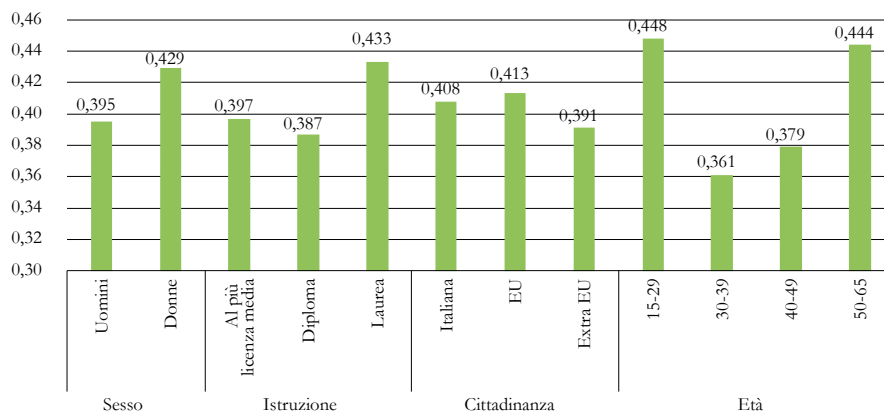


Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

Allo stesso modo, utilizzando i dati longitudinali EU-SILC, Raitano (2016) si è inizialmente concentrato sui valori della disuguaglianza del reddito lordo da lavoro (considerando i redditi sia da lavoro subordinato che autonomo) nel sotto-campione di persone intervistate per l'intero periodo di quattro anni nell'EU-SILC longitudinale e con un reddito da lavoro positivo nel 2008, per poi valutare cosa cambia nella disuguaglianza dei redditi quando sono incluse anche le persone che sono diventate disoccupate (cioè con reddito zero) negli anni successivi al 2008. Grazie a questo approccio, un forte aumento della disuguaglianza del reddito da lavoro nel periodo 2008-2011 emerge in tutti i gruppi di paesi dell'UE-15, in particolare nei paesi nordici (+ 12,3%) e nei paesi meridionali (+ 16,8%).

Infine, abbiamo calcolato l'indice Gini dei redditi annuali di diversi gruppi di lavoratori nel 2018 (Figura 4.17). È interessante notare che la disuguaglianza salariale è maggiore fra le donne rispetto agli uomini e fra i lavoratori più giovani e più anziani rispetto ai lavoratori di mezza età, mentre non appaiono differenze evidenti in base alla cittadinanza. Degno di nota, la disuguaglianza tra i laureati è la più alta – è anche superiore alla Gini calcolata sul totale dei lavoratori – segnalando l'esistenza di una grande eterogeneità nei salari dei lavoratori altamente qualificati. Nella prossima sezione valuteremo il ruolo svolto dalle caratteristiche dei vari lavoratori come fattore di disuguaglianza dei redditi.

Figura 4.17 Indice di Gini dei redditi annui lordi per caratteristiche dei dipendenti nel 2018



Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

4.8 Scomposizioni dell'andamento della disuguaglianza dei redditi

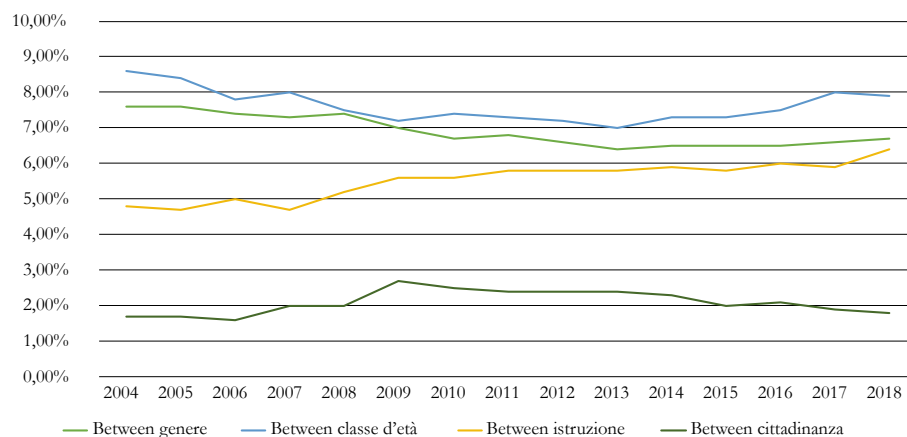
Per comprendere meglio il ruolo delle caratteristiche dei lavoratori come fattore alla base della disparità di retribuzione annuale, suddividiamo i lavoratori in sottogruppi in base alle loro caratteristiche e valutiamo – attraverso un esercizio di scomposizione dei lavoratori in sottogruppi – la dimensione relativa della disuguaglianza che emerge all'interno e tra i vari gruppi. In questo modo, possiamo misurare la quota di disuguaglianza totale dovuta alle differenze nei guadagni medi tra i vari gruppi – di seguito 'disuguaglianza *between*' – e la quota di disuguaglianza non dovuta a differenze medie tra sottogruppi, che si riferisce a individui appartenenti allo stesso sottogruppo – di seguito 'disuguaglianza *within*'.

A questo scopo, utilizziamo l'indice di disuguaglianza di Theil. A differenza dell'indice di Gini, è perfettamente scomponibile tra i gruppi, poiché è espresso come la somma della disuguaglianza tra e all'interno. La disuguaglianza tra i gruppi è calcolata attraverso una distribuzione controfattuale che imputa il salario medio del gruppo *j-th* a tutti gli individui che rientrano in quel gruppo specifico, mentre la disuguaglianza interna ai gruppi è la media ponderata della disuguaglianza all'interno di ciascun gruppo⁸.

⁸ Nella scomposizione di Theil, la disuguaglianza all'interno di ciascun gruppo è ponderata dal reddito relativo guadagnato da ciascun gruppo (Cowell 1995).

Distinguendo i lavoratori per genere, quattro fasce di età, tre gruppi educativi e tre gruppi di cittadinanza, scopriamo che nessuna distinzione è in grado di spiegare da sola una quota rilevante della disparità della retribuzione annuale (Figura 4.18). Per tutti i tipi di sottogruppi, la quota di disuguaglianza spiegata dal componente ‘between’ è sempre inferiore al 10%.

Figura 4.18 Quota della disuguaglianza dei redditi annuali lordi per caratteristiche dei dipendenti



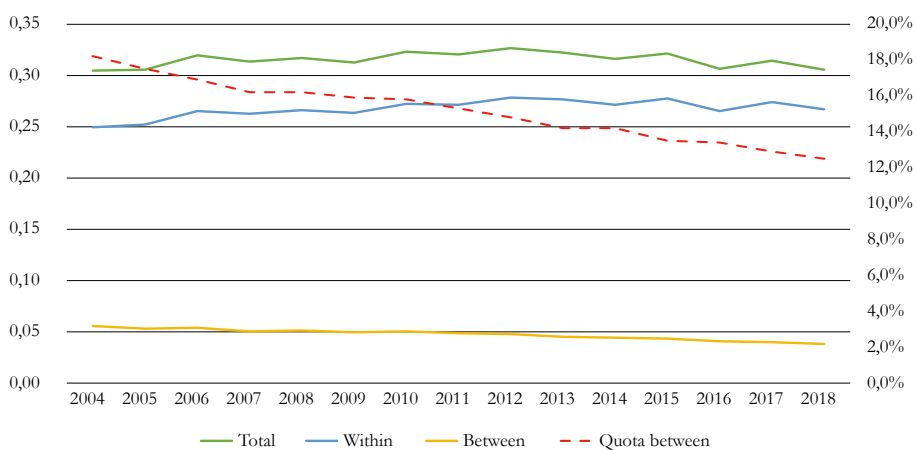
Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

Più in dettaglio, il divario salariale tra i sessi – che è tuttavia una questione cruciale che deve essere affrontata dai responsabili politici – non spiega più del 7,5% della disuguaglianza totale e la quota tra disuguaglianza di genere rispetto alla disuguaglianza totale si è ridotta col tempo, per un aumento nella disparità di reddito sia negli uomini che nelle donne.

La quota di disuguaglianza spiegata dalle differenze medie tra lavoratori con un’istruzione diversa è piuttosto limitata (circa il 5-6%), anche se questa percentuale è leggermente aumentata durante il periodo di tempo osservato. Tuttavia, prima di sostenere che il ruolo dell’istruzione – anche se limitato – sia aumentato nel tempo, coerentemente con le aspettative teoriche espresse nell’Introduzione, sono necessarie ulteriori analisi.

Per meglio scomporre il ruolo svolto dall’intersezione tra istruzione ed età, abbiamo unito i tre gruppi educativi e i quattro gruppi di età in modo da ottenere dodici distinti sottogruppi (Figura 4.19). Come previsto, con un numero maggiore di sottogruppi, la percentuale di disuguaglianza totale spiegata dalle differenze medie tra questi sottogruppi è superiore alla percentuale spiegata dalla sola età o istruzione. Tuttavia, la quota di disuguaglianza totale spiegata dalla ‘componente di età e istruzione’ si è ridotta con il tempo.

Figura 4.19 Scomposizioni dei temi per sottogruppi dati dalla combinazione di istruzione e fasce di età: valori totali sull'asse sinistro; tra quote sull'asse destro

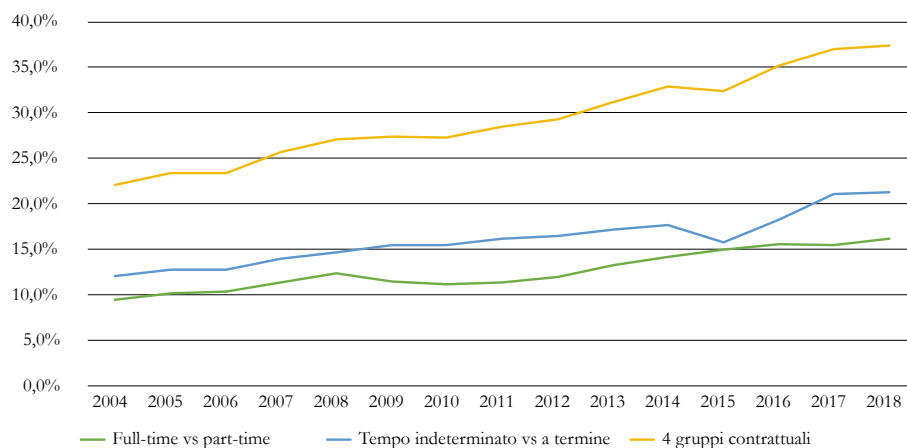


Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

Come mostrato nella Figura 4.19 (sull'asse sinistro), la tendenza della disuguaglianza totale è interamente dovuta a quella della componente *within*. Questo risultato indica che la disuguaglianza tra i lavoratori con lo stesso livello di istruzione e l'appartenenza alla stessa classe di età è aumentata relativamente nel tempo molto di più rispetto alle differenze medie tra i vari sottogruppi definiti dall'interazione tra istruzione e età. Pertanto, queste evidenze si scontrano con la solita convinzione per cui la disuguaglianza sta aumentando semplicemente a causa dei crescenti premi per i lavoratori più anziani e/o maggiormente istruiti.

Per valutare il ruolo svolto da ulteriori possibili fattori trainanti della disparità di reddito, ci siamo concentrati sulle forme contrattuali, ovvero su dimensioni strettamente dipendenti dal tipo di regolamentazione del mercato del lavoro (Figura 4.20). Suddividendo i lavoratori in base all'orario di lavoro (a tempo pieno rispetto a part-time) o alla durata del contratto (contratto a tempo indeterminato o a tempo determinato), scopriamo che il ruolo della componente *between* è ampiamente aumentato con il tempo, segnalando che una buona parte delle disuguaglianze mostrate nelle figure precedenti sono legate alla segmentazione contrattuale tra i lavoratori appartenenti allo stesso sottogruppo. Inoltre, quando dividiamo i lavoratori in quattro sottogruppi definiti facendo interagire le due variabili – accordo a tempo pieno e part-time e a tempo indeterminato e determinato – troviamo un aumento massiccio della quota di disparità di retribuzione annua attribuibile alla dimensione contrattuale: la quota di disuguaglianza totale attribuibile alle differenze medie tra i quattro sottogruppi contrattuali è effettivamente aumentata dal 22,1% al 37,4% dal 2004 al 2018.

Figura 4.20 Scomposizioni di Theil dei redditi annui per tipologie contrattuali: componente di disuguaglianza between



Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

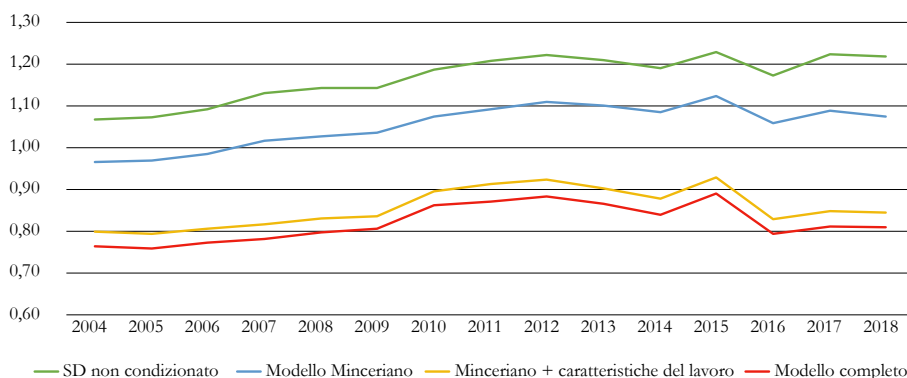
Queste evidenze suggeriscono che le riforme del mercato del lavoro che hanno contribuito ad aumentare la diffusione di accordi di lavoro non-standard avrebbero potuto contribuire all'andamento della disuguaglianza dei redditi molto più delle determinanti tipicamente indicati dalla letteratura economica, vale a dire le competenze dei lavoratori.

Tuttavia, si potrebbe sostenere che le competenze individuali siano diverse dal semplice livello di istruzione, nonché che le competenze individuali determinino il tipo di accordo contrattuale raggiunto dal lavoratore. Nonostante la loro importanza, le nostre scomposizioni non sono sufficienti per sostenere che le competenze e il capitale umano non sono un fattore trainante della tendenza della disparità di reddito in Italia. Il dataset AD-SILC include solo informazioni sul rendimento scolastico, le quali possono essere considerate uno scarso indicatore del capitale umano. Il dataset non include ulteriori *proxy* di capitale umano e abilità (ad esempio la qualità dell'istruzione conseguita, le competenze specifiche del lavoratore, la motivazione e lo sforzo), che rimangono inosservabili nel nostro contesto empirico. Tuttavia, possiamo supporre che queste abilità non osservabili diventino probabilmente osservabili dai datori di lavoro e quindi possano essere catturate anche in termini di migliori opportunità di assunzione, accordi contrattuali, occupazione e promozione. Di conseguenza, potremmo sostenere che, tra i lavoratori con lo stesso livello di istruzione, quelli con competenze migliori dovrebbero essere assunti in settori e aziende più gratificanti con accordi contrattuali migliori (ovvero a tempo pieno anziché a tempo parziale) e dovrebbero conseguire un migliore stato professionale (ad es. manager o dirigenti intermedi, anziché operai).

In altri termini, le competenze non osservabili dei lavoratori potrebbero influenzare diverse dimensioni della carriera lavorativa correlate ai salari e, di conseguenza, potrebbero influire sulla disuguaglianza salariale. I rendimenti più elevati del capitale umano potrebbero quindi manifestarsi come un miglioramento di tali dimensioni, e la spiegazione della crescente disuguaglianza basata sul capitale umano e sulle doti di abilità potrebbe essere giustificata.

Per valutare tale ipotesi, seguendo Card *et al.* (2013), abbiamo effettuato regressioni OLS dei redditi annuali e calcolato la deviazione standard dei residui (RMSE) come un indice di disuguaglianza residua, al fine di verificare quanti divari salariali individuali non spiegati dalle caratteristiche osservate potrebbero essere associati alle competenze dei lavoratori, oltre all'istruzione (cfr. la Figura 4.21, dove mostriamo anche la deviazione standard incondizionata dei redditi annuali per consentire confronti).

Figura 4.21 RMSE of OLS RMSE delle stime OLS dei redditi annuali⁹



Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

I modelli stimati nella Figura 4.21 includono un numero crescente di covariate: nel primo modello 'Minceriano', controlliamo solo per le caratteristiche demografiche di base (genere, età, cittadinanza e istruzione); quindi aggiungiamo le caratteristiche di lavoro (occupazione e dummies contrattuali); infine, abbiamo aggiunto dozzine di covariate sulle caratteristiche delle imprese e sugli effetti fissi provinciali nel 'Modello completo'. Rispetto alla deviazione standard incondizionata dei redditi annuali,

⁹ Le seguenti covariate sono incluse in sequenza nei vari modelli: dummies su genere, istruzione e cittadinanza oltre all'età e all'età al quadrato nel 'Modello Minceriano'; dummies di occupazione, contratto a tempo pieno e contratto a tempo indeterminato nel modello 'Minceriano + di funzione lavorativa'; Nel modello 'full' vengono aggiunti effetti fissi di provincia e della NACE a 2 cifre oltre alle dummies sui tipi di impresa e un polinomio cubico sulla dimensione dell'impresa.

maggiore è il numero di covariate, minore è la deviazione standard dei residui. Tuttavia, la riduzione dell'RMSE è piuttosto limitata anche nel 'Modello completo', in cui includiamo centinaia di covariate. Più importante e coerente con la tendenza della disparità tra istruzione mostrata in precedenza, la tendenza di RMSE è in aumento durante l'intero periodo di osservazione fino al 2016. Inoltre, è molto simile alla tendenza della deviazione standard incondizionata dei redditi annuali, sottolineando che anche queste ulteriori covariate, che potrebbero mascherare componenti inosservabili delle competenze dei lavoratori e del capitale umano non spiegano la tendenza crescente della disuguaglianza dei guadagni in Italia dal 2004¹⁰. Tale evidenza non fornisce alcun sostegno all'idea che la dimensione e la dinamica della disparità dei redditi dipendano principalmente dalle capacità dei lavoratori.

Tuttavia, emerge un quadro diverso per il 2017 e il 2018, poiché la disuguaglianza residua si appiattisce quando controlliamo anche per livello di istruzione, e caratteristiche del lavoro e dell'impresa. Nei lavori futuri, cercheremo di verificare se la stagnazione della disuguaglianza residua dal 2017 sia una caratteristica persistente del mercato del lavoro italiano e quali sono le determinanti di questa possibile stagnazione.

Conclusioni

Seguendo i suggerimenti di Franzini e Raitano (2019), possiamo concludere che l'istruzione è chiaramente premiata in Italia, come confermato dai redditi medi ottenuti dall'istruzione, ma emergono anche grandi differenze tra i lavoratori con un'istruzione simile e i driver di queste differenze 'all'interno dell'istruzione' devono essere indagati più attentamente dalla letteratura economica.

La fiducia nelle spiegazioni della disuguaglianza basata sulle competenze individuali è in un certo senso rassicurante e fornisce chiare implicazioni politiche. I mercati pagano in modo efficiente i lavoratori in base alle loro capacità, sebbene questi ultimi siano distribuiti in modo disomogeneo nella popolazione, principalmente a causa della diversa accumulazione di capitale umano (che è fondamentalmente vincolata dal contesto familiare). Pertanto, le politiche dovrebbero principalmente favorire lo sviluppo delle competenze di coloro che provengono da contesti meno avvantaggiati. Tuttavia, a nostro avviso, la letteratura empirica e teorica dovrebbe meritare maggiore attenzione per i driver della 'disuguaglianza interna' (ad esempio abilità non osservabili, migliore qualità dell'istruzione, fortuna, competenze trasversali, connessioni sociali), soprattutto al vertice della scala dei redditi, al fine di valutare l'accettabilità, in termini di efficienza e uguaglianza di opportunità, dei divari di reddito fra gruppi di individui con un'istruzione simile.

¹⁰ Un esercizio analogo per il periodo 1990-2013 è stato condotto da Franzini e Raitano (2019).

La disuguaglianza retributiva dipende dalle interazioni tra diversi possibili driver e tutti i processi alla base di queste interazioni devono essere attentamente analizzati. In particolare, un aspetto da indagare maggiormente nella ricerca futura riguarda l'influenza sulla disuguaglianza dei fattori istituzionali, con particolare enfasi sulla deregolamentazione del mercato del lavoro, iniziata in Italia a metà degli anni '90, che ha portato a una quota crescente di lavoratori precari, anche tra i laureati. Infine, come osservato da Franzini e Raitano (2019), è di fondamentale importanza identificare ciò che determina la disparità salariale 'non spiegata'. Innanzitutto, potremmo saperne di più sull'effettivo funzionamento dei mercati del lavoro e scoprire differenze significative, ad esempio tra paesi, regioni o settori. In secondo luogo, potremmo arricchire la nostra comprensione di quanto siano accettabili le disuguaglianze e le loro conseguenze economiche e sociali. Il capitale umano è generalmente considerato accettabile come causa di disuguaglianza se l'accesso all'istruzione è aperto a tutti. La sua limitata importanza come fattore di disuguaglianza salariale suggerirebbe che tale ruolo potrebbe essere molto meno accettabile di quanto si creda normalmente. In terzo luogo, sapere di più sulla disparità salariale 'non spiegata' potrebbe aiutare a progettare politiche migliori per far fronte alla disuguaglianza.

Riferimenti bibliografici

- Acemoglu D., Autor D. (2011), Skills, Tasks and Technologies. Implications for Employment and Earnings, in Ashenfelter O., Card D. (eds.), *Handbook of Labor Economics Vol. 4A*, Amsterdam, Elsevier, pp.1043-1171
- Atkinson A.B. (2015), *Inequality. What can be done?*, Cambridge MA, Harvard University Press
- Atkinson A.B., Piketty T., Saez E. (2011), Top Incomes in the Long Run of History, *Journal of Economic Literature*, 49, n.1, pp.3-71
- Autor D., Dorn D., Hanson G. (2013), The China Syndrome. Local Labor Market Effects of Import Competition in the United States, *American Economic Review*, 103, n.6, pp.2121-2168
- Autor D., Katz L., Kearney M. (2006), The Polarization of U.S. Labor Market, *American Economic Review*, 96, n.2, pp.184-194
- Baccaro L., Howell C. (2017), *Trajectories of neoliberal transformation. European industrial relations since the 1970s*, Cambridge, Cambridge University Press
- Bound J., Johnson G. (1992), Changes in the Structure of Wages in the 1980s. An Evaluation of Alternative Explanations, *American Economic Review*, 82, n.3, pp.371-392

- Bourguignon F. (2018), World changes in inequality: an overview of facts, causes, consequences and policies, *CEifo Economic Studies*, 64, n.3, pp.345-370
- Burkhauser R., Hérault N., Jenkins S., Wilkins R. (2018), Survey under-coverage of top incomes and estimation of inequality: what is the role of the UK's SPI adjustment?, *Fiscal Studies*, 39, n.2, pp.213-240
- Canberra Group (2011), *Handbook on Household Income Statistics*, New York and Geneva, United Nations
- Card D., Heining J., Kline P. (2013), Workplace Heterogeneity and the Rise of West German Wage Inequality, *The Quarterly Journal of Economics*, 128, n.3, pp.967-1015
- Cortes M., Jaimovich N., Nekarda C., Siu H. (2014), The who and how of disappearing routine jobs, VoxEU.org, 2 October <<https://bit.ly/3eMntuW>>
- Das M., Hilgenstock B. (2018), *The Exposure to Routinization. Labor Market Implications for Developed and Developing Economies*, IMF Working Paper n.135, Washington, International Monetary Fund
- Franzini M., Raitano M. (2019), Earnings inequality and workers'skills in Italy, *Structural Change and Economic Dynamics*, 51, issue C, pp.215-224
- Goos M., Manning A. (2007), Lousy and lovely jobs. The rising polarization of work in Britain, *The Review of Economics and Statistics*, 89, n.1, pp.118-133
- Jessoula M., Raitano M. (2017), Italian pensions from “vices” to challenges: assessing actuarial multi-pillarization twenty years later, in Natali D. (ed.), *The New Pension Mix in Europe. Recent Reforms, their Distributional Effects and Political Dynamics*, Bern, Peter Lang Publishing
- Katz L., Murphy K. (1992), Changes in Relative Wages, 1963-87. Supply and Demand Factors, *Quarterly Journal of Economics*, 107, n.1, pp.35-78
- Milanovic B. (2016), *Global Inequality. A New Approach for the Age of Globalization*, Cambridge MA, Harvard University Press
- Naticchioni P., Raitano M. (2019), Le tendenze di lungo periodo della distribuzione personale dei redditi individuali da lavoro in Italia, in INPS (ed.), *XVIII Rapporto Annuale*, Roma, INPS
- OECD (2008), *Growing Unequal*, Paris, OECD Publishing
- OECD (2011), *Divided we Stand. Why Inequality Keeps Rising*, Paris, OECD Publishing
- OECD (2015), *In It Together. Why Less Inequality Benefits All*, Paris, OECD Publishing
- OECD (2016), *Income inequality remains high in the face of weak recovery*, Income Inequality Update, Paris, OECD Publishing
- Piketty T. (2014), *Capital in the Twenty-First Century*, Cambridge MA, Harvard University Press
- Raitano M. (2016), Income inequality in Europe since the crisis, *Intereconomics-Review of European Economic Policy*, 51, n.2, pp.67-72
- Raitano M. (2018), Italy. Para-subordinate workers and their social protection, in OECD (ed.), *The Future of Social Protection: What works for non-standard workers?*, Paris, OECD Publishing, pp.145-170

- Raitano M. (2019), Trends and structural determinants of income inequality. An overview, in European Commission (ed.), *Addressing Inequalities. A Seminar of Workshops*, Luxembourg, Publications Office of the European Union
- Salverda W., Nolan B., Checchi D., Marx I., McKnight A., Tóth I., van de Werfhorst H. (eds.) (2014), *Changing Inequalities in Rich Countries. Analytical and Comparative Perspectives*, Oxford, Oxford University Press
- Salverda W., Nolan B., Smeeding T. (eds.) (2009), *The Oxford Handbook of economic inequality*, Oxford, Oxford University Press
- Stiglitz J. (2012), *The Price of Inequality*, New York, Norton

5. Dinamiche di carriera e accumulazione nozionale dei contributi pensionistici nel regime contributivo

Introduzione

Dall'inizio degli anni '90, il sistema pensionistico italiano è stato caratterizzato da un intenso e duraturo processo di riforma, riguardante sia i regimi pubblici che quelli privati (Jessoula e Raitano 2017)¹. Il processo di riforma si è concentrato su tre questioni principali. Innanzitutto, ha modificato la formula di calcolo dello schema pubblico, che è passato da una formula retributiva a una formula attuariale contributiva (a contributo definito nozionale, NDC secondo l'acronimo in inglese). In secondo luogo, l'età pensionabile è aumentata notevolmente ed è stato introdotto un collegamento automatico tra i cambiamenti nell'aspettativa di vita e nell'età pensionabile. In terzo luogo, il processo di riforma ha istituito l'architettura del pilastro privato supplementare, sottosviluppato fino al 1993.

La 'Riforma Dini' nel 1995 ha introdotto un cambiamento strutturale cruciale. Sostituendo la formula retributiva con quella contributiva, questa riforma ha modificato la logica di funzionamento del pilastro pensionistico pubblico a ripartizione. Come noto, secondo le regole attuariali, le prestazioni NDC sono calcolate sulla base dei contributi versati lungo l'intera vita lavorativa e dell'età pensionabile, garantendo sull'accumulo nozionale dei contributi un tasso di rendimento annuo nozionale (pari alla crescita media nominale del PIL dei precedenti cinque anni in Italia). Alla pensione, l'importo accumulato (teoricamente) dei contributi viene convertito in rendita vitalizia applicando i cosiddetti coefficienti di trasformazione. Si noti inoltre che la pensione minima basata sul reddito (integrazione al minimo) non è più prevista nel regime

¹ Fino al 1992, il sistema pensionistico pubblico italiano era considerato piuttosto generoso nel confronto tra paesi. I lavoratori potevano andare in pensione quando avevano 60 (maschi) e 55 (femmine) anni ed era disponibile la pensione di anzianità quando il lavoratore aveva maturato 35 anni di contributi, indipendentemente dall'età. Le prestazioni pensionistiche si basavano su una formula retributiva – l'importo delle prestazioni si basava sul numero di anni di contribuzione e sui salari finali (5 per i dipendenti privati, l'ultimo stipendio per i dipendenti pubblici) – e, quindi, i lavoratori che si sono ritirati con 35/40 anni di contributi hanno ricevuto una pensione pari a circa il 70/80% del salario finale, rispettivamente.

NDC e che gli anziani poveri hanno diritto solo a prestazioni sociali basate su test di reddito (assegno sociale e pensione di cittadinanza)².

Tuttavia, l'introduzione della formula NDC è stata estremamente graduale, poiché solo gli individui che hanno iniziato a lavorare dal 1996 vedranno la loro pensione interamente calcolata sulla base di tale metodo. Coloro che lavoravano da meno di 18 anni alla fine del 1995 rientrano in un regime misto (retributivo per gli anni di lavoro fino al 1995 e successivamente NDC), mentre a coloro che lavoravano da almeno 18 anni alla fine del 1995 è applicato il solo calcolo retributivo (salvo possibili anni lavorativi dal 2012, che sono presi in considerazione secondo la formula NDC).

Oltre alla necessità principale di tenere sotto controllo la spesa pensionistica pubblica, grazie al tipo di aggiustamento automatico del bilancio pensionistico intertemporale garantito da una formula NDC adeguata (Holzmann e Palmer 2006), l'introduzione del contributivo è stata anche motivata in Italia dalla volontà di eliminare alcune evidenti iniquità legate alla formula retributiva. Le pensioni basate sul sistema retributivo erano correlate ai salari finali, indipendentemente dall'età pensionabile e dall'importo dei contributi versati durante l'intera carriera, dando così origine a tassi di rendimento molto diversi sui contributi versati nel sistema pensionistico, favorendo i lavoratori autonomi (che pagavano un tasso di contribuzione ridotto), quelli che avevano dinamiche più rigide dei guadagni per età e quelli che si ritiravano in giovane età. Al contrario, nel regime NDC, come già menzionato, il beneficio è strettamente correlato all'importo dei contributi versati durante l'intera carriera, il suo valore dipende, attraverso meccanismi attuariali, dall'età pensionabile e tutti gli individui guadagnano lo stesso tasso di rendimento sui contributi, legato al tasso di crescita del PIL. Pertanto, i tecnicismi alla base del regime NDC rimuovono sia gli incentivi al prepensionamento, sia le disuguaglianze esistenti nel precedente regime retributivo.

Tuttavia, diversamente dal precedente regime retributivo che collegava le pensioni ai salari finali assicurandosi contro i rischi verificatisi in una lunga fase della vita lavorativa, essere sul mercato del lavoro per molti anni non garantisce più automaticamente pensioni adeguate nello schema contributivo. A causa delle interazioni di possibili eventi avversi durante la carriera lavorativa (ad esempio bassi tassi di contribuzione, periodi con lavori a tempo parziale involontari, bassi guadagni e frequenti periodi di disoccupazione senza il diritto a contributi nozionali) anche le persone attive per un lungo periodo della loro vita potrebbero percepire modesti redditi pensionistici nel contributivo una volta pensionati. In realtà, a parte le reti di sicurezza garantite da piani di reddito minimo means tested pagati ai poveri, le regole attuariali alla base del regime NDC escludono, invece, qualsiasi forma di redistribuzione all'interno dei

² I coefficienti di trasformazione sono parametri basati sull'aspettativa di vita media unisex a una certa età, dipendono dall'età pensionabile (più tardi è la pensione, più è alta) e vengono aggiornati ogni due anni tenendo conto dei cambiamenti nell'aspettativa di vita.

pensionati in Italia. Pertanto, il sistema pensionistico pubblico italiano sta diventando semplicemente uno specchio dei risultati individuali nel mercato del lavoro.

È necessario sottolineare che il rischio di pensioni modeste non è semplicemente determinato dalla formula NDC (alla corrente età di pensionamento, fino al 1980 la NDC avrebbe pagato benefici superiori sotto regole retributive), ma dipende dalla coesistenza di rigorose regole attuariali (che impediscono qualsiasi tipo di condivisione del rischio tra la popolazione), i bassi tassi di crescita del PIL che hanno caratterizzato l'Italia dall'inizio del XXI secolo e un mercato del lavoro caratterizzato da disuguaglianze in aumento, come mostrato nel capitolo 4.

Tuttavia, i forti aumenti dell'età pensionabile stabiliti dalle riforme del 2009-2011 dovrebbero consentire ai lavoratori con carriere piene (cioè, senza gravi interruzioni dell'attività lavorativa) di ricevere benefici adeguati poiché, in un sistema NDC, maggiore è l'età pensionabile, maggiore è la prestazione pensionistica. Di conseguenza, il forte aumento dell'età pensionabile stabilito da queste riforme dovrebbe aumentare le prestazioni previdenziali pubbliche previste per quei lavoratori caratterizzati da carriere di successo, riducendo così notevolmente i loro incentivi a contribuire volontariamente a fondi supplementari. In realtà, le simulazioni sulle pensioni previste (ad esempio Raitano 2017) confermano che le persone in grado di trascorrere una lunga carriera lavorativa (che dura più di 40 anni) riceveranno in pensione un beneficio adeguato al loro salario precedente, con un tasso di sostituzione relativamente alto, circa dell'80%. Tuttavia, le stesse simulazioni mostrano anche che gli individui con carriere senza successo – a causa di bassi salari e/o frequenti periodi di disoccupazione – rischiano, al momento del pensionamento, una pensione piuttosto bassa con un valore non lontano dalla prestazione di assistenza sociale (assegno sociale).

Pertanto, il problema principale riguarda il numero di individui che saranno caratterizzati da sfortunate carriere lavorative. Al momento non siamo in grado di rispondere a questa domanda cruciale, dato che il regime contributivo è stato introdotto nel 1996 e finora nessun individuo appartenente a tale regime ha trascorso un'intera carriera lavorativa. In questo progetto, miriamo ad affrontare questo problema effettuando micro-simulazioni dinamiche delle future carriere lavorative, per calcolare l'accumulazione nozionale di contributi durante l'intera vita lavorativa. Allo stesso modo, in questo capitolo, facendo uso del dataset AD-SILC, presentiamo evidenze descrittive sugli effettivi risultati del mercato del lavoro raggiunti dagli individui che appartengono interamente allo schema NDC nella fase iniziale della loro carriera lavorativa.

Il dataset AD-SILC ci consente di osservare dettagliatamente le storie lavorative delle persone entrate nel mercato del lavoro dal 1996, vale a dire delle coorti di lavoratori le cui prestazioni pensionistiche saranno interamente basate sulla formula NDC, poiché registra per ogni rapporto lavorativo (o periodi trascorsi percependo sussidi e indennità) vissuto durante la durata di un anno (in settimane), i guadagni lordi totali (comprese anche le possibili indennità per maternità, malattia, disoccupazione

o sospensione del lavoro, che sono garantite da contributi figurativi) e il fondo pensione pubblico specifico cui il lavoratore versa i contributi, permettendoci così di misurare esattamente l'importo dei contributi versati, poiché le aliquote del contributo pensionistico differiscono tra categorie di lavoratori (cioè tra dipendenti, lavoratori autonomi e lavoratori subordinati). Pertanto, osservare le storie lavorative di individui appartenenti al regime NDC dall'ingresso nel mercato del lavoro fino al 2018 ci aiuta a capire quanti individui rischiano di ricevere scarse prestazioni pensionistiche in futuro, a condizione che l'andamento della loro carriera non migliori nei prossimi decenni. In questo senso, sembra molto fruttuoso condurre un'analisi dei possibili rischi di inadeguatezza, studiando separatamente l'influenza dei tre fattori che possono determinare prospettive pensionistiche basse, vale a dire bassi salari (anche a causa di contratti involontari a tempo parziale), aliquote contributive ridotte – che caratterizzano i lavoratori autonomi e, fino al 2018, i lavoratori subordinati (Raitano 2018) –, elevata frequenza di interruzioni del lavoro, soprattutto quando i contributi figurativi per periodi trascorsi senza lavoro (vale a dire per disoccupazione, malattia, maternità o sospensione del lavoro) non sono garantiti. Infine, come misura sintetica del successo riguardante la parte della carriera lavorativa che siamo in grado di osservare nel nostro dataset, vale la pena osservare l'intero ammontare dei contributi versati dalle persone iscritte al sistema NDC fino alla fine del 2018.

Più in dettaglio, eseguiamo due serie di analisi su due diversi sotto-campioni estratti da AD-SILC. Innanzitutto, consideriamo il campione di 8.528 persone entrate nel mercato del lavoro nel triennio 1996-1998 e osserviamo la loro carriera nei primi 20 anni dopo l'anno di entrata (cioè, nel 1997-2016 per quelli entrati nel 1996, nel 1998-2017 per quelli entrati nel 1997 e così via). In secondo luogo, consideriamo tutti i lavoratori che sono entrati nel mercato del lavoro dal 1996 al 2013 – il campione è composto da 43.112 persone – e osserviamo i loro risultati sul mercato del lavoro nel periodo di 5 anni dopo l'ingresso (vale a dire, nel 1997-2001 per quelli entrati nel 1996, nel 1998-2002 per quelli iscritti nel 1997 e così via)³. Si noti che, essendo interessati a valutare l'adeguatezza delle pensioni future, non includiamo i cittadini non italiani nei nostri campioni poiché non sappiamo se e quanti contributi pensionistici abbiano maturato all'estero.

Le due serie di analisi presentano vantaggi complementari. Da un lato, l'osservazione dei primi gruppi appartenenti allo schema NDC ci consente di osservare la dinamica della carriera lavorativa e l'accumulo (nozionale) di contributi in un periodo di 20 anni, un arco molto ampio della carriera lavorativa. D'altro canto, l'osservazione delle dinamiche di carriera quinquennali di quasi tutti i gruppi entrati nel mercato del lavoro dal 1996 ci consente di valutare se i risultati nella prima fase della carriera lavorativa

³ Identifichiamo l'anno di entrata come il primo anno con almeno 13 settimane lavorate a un'età non superiore a 40 anni.

siano cambiati tra i gruppi, penalizzando, in particolare, quelle persone diventate attive durante il periodo di recessione iniziato nel 2008.

Nell'analizzare la carriera lavorativa durante la fase osservata, come abbiamo detto, ci concentriamo su tre principali dimensioni di svantaggi:

- i. frammentazione della carriera, vale a dire accumulo di periodi contributivi per meno settimane rispetto alle potenziali settimane lavorate, a causa di periodi non lavorativi non garantiti da contributi nozionali;
- ii. periodi trascorsi lavorando attraverso accordi contrattuali svantaggiosi, che associamo a contratti caratterizzati da un tasso di contribuzione ridotto (la formula NDC proporzionalmente svantaggia quei lavoratori gravati da un'aliquota di contribuzione inferiore); attualmente, mentre i dipendenti pubblici e privati versano un'aliquota contributiva del 33% sul loro salario lordo, i lavoratori autonomi (artigiani e commercianti) e i lavoratori subordinati indipendenti sono gravati da un'aliquota del 24% e del 25%, rispettivamente, mentre i collaboratori parasubordinati versano ora la stessa aliquota dei dipendenti, dopo decenni in cui la loro aliquota era molto più bassa (ad esempio il 10% nel 1996-1998; Raitano, 2018);
- iii. rischi di retribuzione bassa, che sintetizziamo con il rischio di 'povertà lavorativa', vale a dire il rischio di ricevere guadagni annuali inferiori al 60% dei guadagni medi dei dipendenti privati (cioè quelli che versano l'aliquota piena) che lavorano tutto l'anno con un contratto a tempo pieno⁴.

Il verificarsi dei tre rischi elencati determina il successo della carriera lavorativa e la capacità del lavoratore di versare contributi adeguati nel regime contributivo. Pertanto, possiamo considerare l'accumulo nozionale totale dei contributi pensionistici alla fine della fase osservata della carriera lavorativa come una misura sintetica del successo della carriera, dipendente da questi tre rischi⁵.

Per valutare la diffusione dei tre tipi di rischi e l'adeguatezza dell'importo nozionale dei contributi accumulati utilizziamo vari indicatori⁶.

Più in dettaglio, per rilevare i rischi di frammentazione della carriera, calcoliamo la distribuzione del rapporto tra il totale delle settimane trascorse versando contributi

⁴ Il salario lordo annuale mediano dei lavoratori a tempo pieno occupati tutto l'anno nei settori privati ammonta a circa 25.000 euro nel 2018. Pertanto, la soglia di povertà lavorativa era nel 2018 di circa 15.000 euro.

⁵ Si noti che i lavoratori possono 'sparire' per un anno intero dagli archivi INPS per vari motivi, non registrati negli archivi amministrativi: disoccupazione di lunga durata non coperta da contributi figurativi; inattività volontaria; sospensione dell'attività lavorativa per studio; accesso al lavoro non dichiarato; trasferimento all'estero. Sebbene la mancanza di informazioni sul motivo dell'assenza dagli archivi non consenta di giudicare la volontarietà e la gravità di tale assenza, essa implica – salvo casi di emigrazione all'estero – un gap contributivo ai fini della sicurezza sociale e, pertanto, un rischio di insufficiente accumulo di contributi pensionistici di fine carriera. Analogamente, qualsiasi periodo di lavoro 'grigio', ad esempio attraverso forme di part-time fittizio, anche se aumenta le entrate disponibili per i lavoratori nella fase attiva, comporta l'assenza di contributi e, quindi, pensioni future più limitate nel regime NDC.

⁶ Si noti che l'anno di entrata non è considerato per calcolare questi indicatori.

effettivi o nozionali e il totale delle possibili settimane lavorate nel periodo (1040 settimane nel periodo di 20 anni, 260 nel periodo di 5 anni).

Per cogliere i rischi relativi agli accordi contrattuali svantaggiosi, calcoliamo il rapporto tra le settimane trascorse come lavoratore parasubordinato (cioè sia come libero professionista o come collaboratore) e il totale delle possibili settimane lavorate nel periodo, e il rapporto tra le settimane trascorse con un accordo caratterizzato da un'aliquota di contribuzione ridotta (cioè come lavoratore parasubordinato o autonomo) e le totali possibili settimane lavorate nel periodo.

Per riassumere i rischi di povertà lavorativa, calcoliamo il numero di anni trascorsi dall'ingresso nel mercato del lavoro, ricevendo redditi da lavoro annuali inferiori al 60% dei guadagni mediani dei dipendenti privati impiegati a tempo pieno per l'intero anno. Infine, per sintetizzare il successo della carriera lavorativa durante l'intero periodo osservato, calcoliamo l'importo del contributo accumulato e, per avere un'idea dell'adeguatezza di tale importo, presentiamo il rapporto tra l'accumulazione individuale e quella di un lavoratore di riferimento, nel nostro caso un individuo sempre impiegato come dipendente privato che guadagna ogni anno il salario mediano dei dipendenti privati a tempo pieno.

5.1 Dinamiche di carriera lungo un periodo di 20 anni

In questa sezione utilizziamo i dati amministrativi riguardanti le storie lavorative nei primi 20 anni di carriera (escluso l'anno di ingresso) dei lavoratori che sono entrati nel mercato del lavoro nel periodo 1996-1998, vale a dire le prime tre coorti di lavoratori completamente iscritti al sistema NDC e troviamo risultati piuttosto preoccupanti.

La Tabella 5.1 mostra i valori medi alla fine del periodo di 20 anni degli indicatori descritti nell'Introduzione. Per quanto riguarda le settimane lavorate (comprese anche le settimane che danno luogo a contributi figurativi), in media le persone incluse nel nostro campione hanno versato contributi per circa 16 anni su 20, anche se, come previsto, il rapporto tra le settimane lavorate effettive e quelle potenziali (cioè 1040) è più alto per i maschi che per le femmine e per coloro che posseggono un'istruzione superiore. In media, invece, sono state trascorse poche settimane come lavoratore parasubordinato, anche se, degno di nota, il rischio di lavorare con questo tipo di contratto con garanzie previdenziali ridotte aumenta con il crescere del livello d'istruzione dei lavoratori. Considerando anche i periodi trascorsi come 'lavoratori autonomi standard', in media il nostro campione ha trascorso circa 2 anni (ovvero il 10,8% delle possibili settimane totali) come parasubordinato o autonomo.

Tabella 5.1 Indicatori di sintesi del modello di carriera ventennale: valori medi

	Quota di settimane lavorate rispetto alle settimane totali nel periodo			Povertà lavorativa	Accumulo di contributi alla fine del periodo
	Settimane lavorate	Settimane come collaboratore o libero professionista	Settimane pagando un'aliquota ridotta	Anni trascorsi come <i>working poor</i>	Contrib. rispetto al dipendente di riferimento
Totale	79,0%	1,9%	10,8%	35,2%	82,0%
Genere					
Maschi	81,5%	2,2%	12,8%	28,5%	91,7%
Femmine	76,2%	1,5%	8,5%	42,9%	70,8%
Istruzione					
Bassa	69,5%	0,4%	6,2%	50,1%	59,5%
Media	80,1%	1,7%	10,0%	32,8%	78,8%
Alta	84,9%	3,4%	16,4%	27,5%	106,9%

Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

I redditi da lavoro lordi bassi (che includono anche la quota di contributi sociali versati dal lavoratore) sono ampiamente diffusi nel nostro sotto-campione. Considerando una linea di povertà lavorativa approssimativamente uguale a 15.000 euro nei valori nominali del 2018, si trova che il numero medio di anni trascorsi da *working poor* lungo il periodo di 20 anni è di circa 7 (cioè il rapporto è 35,2%), ed è addirittura superiore a 8 e 10 rispettivamente per le femmine e per le persone poco qualificate. Infine, scopriamo che, in media, alla fine del periodo osservato i lavoratori appartenenti al nostro sotto-campione hanno maturato un montante contributivo nozionale pari all'82% dell'importo che sarebbe stato accumulato nello stesso periodo da un dipendente continuamente impiegato che d'ora in poi chiameremo 'impiegato mediano', con un salario approssimativamente pari a 26.000 euro in valori nominali del 2018 (pagando così ogni anno, in termini nominali del 2018, circa 8.500 euro in contributi pensionistici). Come previsto, in relazione alla diversa diffusione dei tre suddetti rischi, che si verificano durante la carriera lavorativa, l'indicatore sintetico del successo pluriennale della carriera che preferiamo è correlato alle caratteristiche individuali ed è molto più elevato per gli uomini (91,7%) rispetto alle donne (70,8%), e per i laureati – che, confermando l'esistenza di una remunerazione media positiva per gli investimenti di capitale umano, accumulano alla fine del periodo più del dipendente

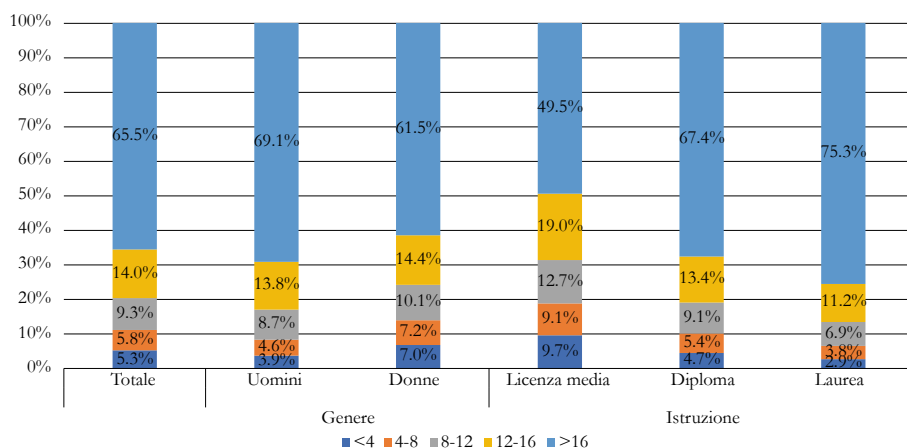
‘mediano’ di riferimento (106,9%) – rispetto a quelli con un diploma secondario superiore (78,8%) o al massimo inferiore (59,5%).

Tuttavia, nonostante le utili intuizioni fornite dalla Tabella 5.1, concentrarsi solo sui valori medi non è sufficiente per valutare la diffusione dei rischi di carriere infruttuose – e, quindi, non adeguati contributi maturati – per i gruppi di lavoratori appartenenti al regime NDC. Per meglio comprendere la diffusione di questi rischi, mostriamo quindi statistiche descrittive riguardanti la distribuzione dei suddetti indicatori di rischio in una carriera lavorativa ventennale.

Innanzitutto, va notato che una percentuale limitata di lavoratori appartenenti al nostro sotto-campione (rispettivamente 4,5%, 2,7% e 6,7% tra uomini e donne) ha una breve carriera lavorativa, poiché sono assenti negli archivi amministrativi dopo il 10° anno dall’entrata in attività. Ricordiamo, tuttavia, che, come già indicato, non abbiamo informazioni nel nostro dataset per distinguere il motivo della scomparsa dalla forza lavoro registrata negli archivi INPS.

Per quanto riguarda la diffusione del rischio di interruzioni di carriera (Figura 5.1), scopriamo che una quota non trascurabile di lavoratori è caratterizzata da un gran numero di periodi contributivi mancanti nell’arco dei 20 anni: il 20,4% dei lavoratori ha effettivamente versato contributi per un massimo di 12 anni su 20 e, come previsto, il rischio di frammentazione della carriera è più elevato per le donne e le persone poco qualificate (il 24,3% e il 31,5% di loro, rispettivamente, hanno versato contributi per non più di 12 anni su 20).

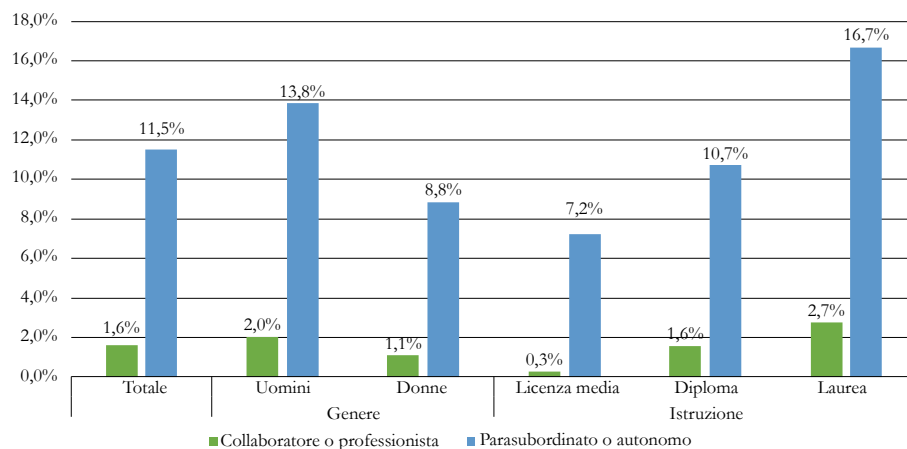
Figura 5.1 Distribuzione del numero di anni di contribuzione effettiva nel periodo ventennale



Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

Contrastando la credenza comune che spesso indica la diffusione di contratti atipici parasubordinati come principale determinante dei rischi futuri di pensioni inadeguate, la Figura 5.2 mostra che lavorare come parasubordinato non è di solito uno stato persistente (l'1,6% del nostro campione ha lavorato almeno 8 su 20 anni come collaboratore indipendente o collaboratore subordinato), mentre – essendo il lavoro autonomo standard e quello professionale ampiamente diffusi e persistenti in Italia – la percentuale di coloro che hanno lavorato attraverso contratti caratterizzati da un'aliquota di contribuzione ridotta in almeno 8 su 20 anni sale all'11,5% (16,7% tra i laureati).

Figura 5.2 Quota di lavoratori che hanno versato contributi ad aliquota ridotta per almeno 8 anni su 20



Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

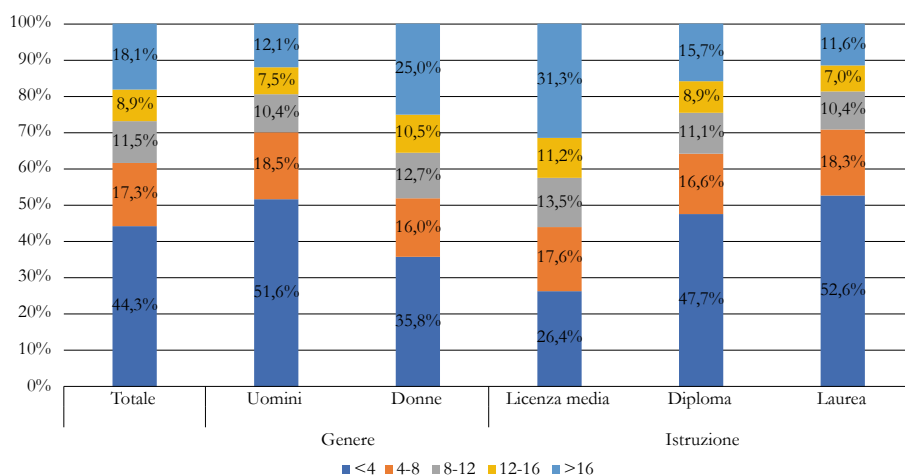
I bassi salari, anche a causa della crescente diffusione di contratti part-time e a tempo determinato mostrata nel capitolo 4, caratterizzano per molti anni una grande percentuale di lavoratori che sono entrati nel mercato del lavoro nel periodo 1996-1998 (Figura 5.3). Complessivamente, il 38,4% dei lavoratori ha un reddito annuo inferiore alla soglia di povertà lavorativa per almeno 8 anni su 20, e questa percentuale aumenta drammaticamente fra le donne (48,2%) e i lavoratori scarsamente qualificati (56,0%)⁷. Riassumendo, i rischi di futura inadeguatezza delle pensioni derivano da tre fattori: bassi salari, interruzioni del lavoro e basse aliquote di contribuzione. Tutti questi elementi potrebbero generare un limitato montante di contributi nel sistema contributivo.

⁷ Si noti che il rischio di povertà lavorativa fa riferimento sia al rischio di guadagnare in un anno un reddito positivo, ma inferiore alla soglia di povertà, o di avere un reddito nullo in quell'anno.

Come già spiegato, è interessante mostrare come le coorti più giovani di lavoratori si confrontano in termini di accumulo dei contributi pensionistici nella fase osservata della carriera lavorativa con il ‘dipendente mediano’ rappresentativo.

Quindi, il confronto del montante di individui iscritti al regime NDC con quello potenziale di questo ipotetico lavoratore mediano, ci aiuta a mostrare quanti individui hanno accumulato, finora, pochi contributi pensionistici nella fase iniziale della loro carriera e rischiano di diventare pensionati poveri se la loro carriera non migliorerà nei prossimi anni.

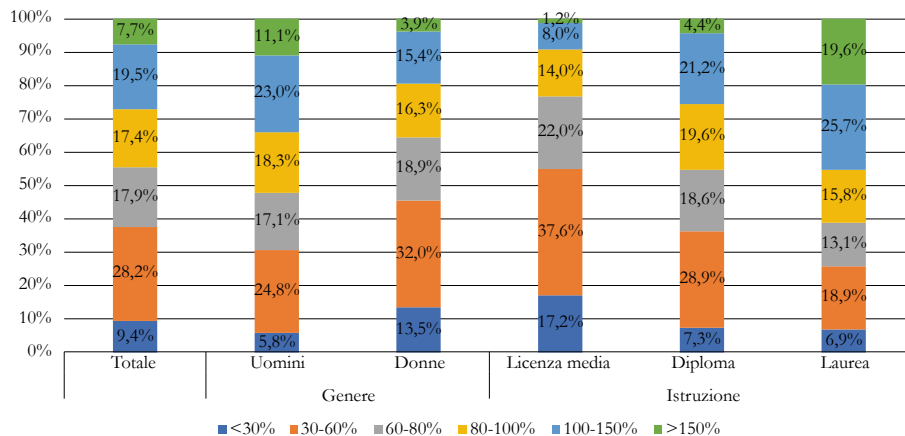
Figura 5.3 Distribuzione del numero di anni trascorsi da working poor nel periodo ventennale



Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

Riscontriamo purtroppo una grande eterogeneità nei contributi maturati nel periodo ventennale (Figura 5.4). Guardando tutti i lavoratori, mentre il 27,2% di essi ha maturato più del dipendente mediano di riferimento (ma solo il 19,3% e il 9,2% tra le donne e le persone scarsamente qualificate, rispettivamente), il 37,5% ha accumulato meno del 60% del montante di questo dipendente di riferimento. L'istruzione è mediamente premiata sul lungo termine, poiché il 45,5% dei laureati nel nostro campione ha accumulato più del dipendente mediano nel periodo osservato, ma, coerentemente con il quadro di una grande eterogeneità anche all'interno di lavoratori con caratteristiche simili, la quota dei laureati con una minore accumulazione dei contributi non è affatto trascurabile (circa 1 su 4 ha accumulato non più del 60% del dipendente mediano nel corso dei 20 anni).

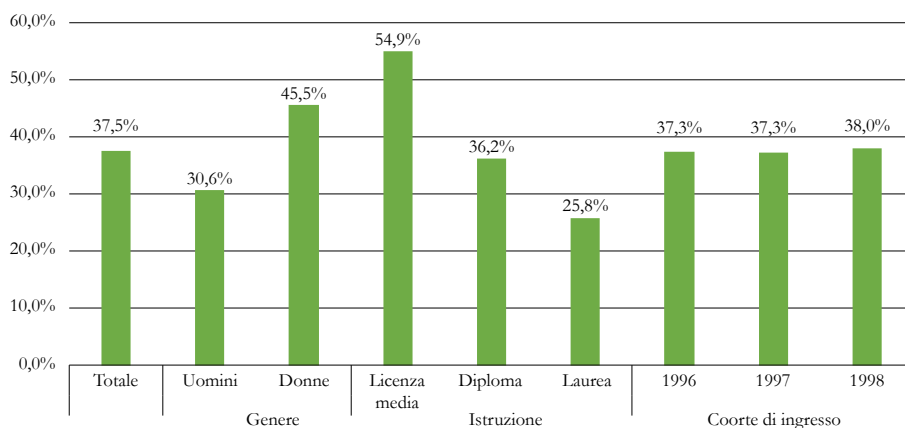
Figura 5.4 Distribuzione del montante contributivo accumulato nel periodo di 20 anni, rispetto al dipendente di riferimento



Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

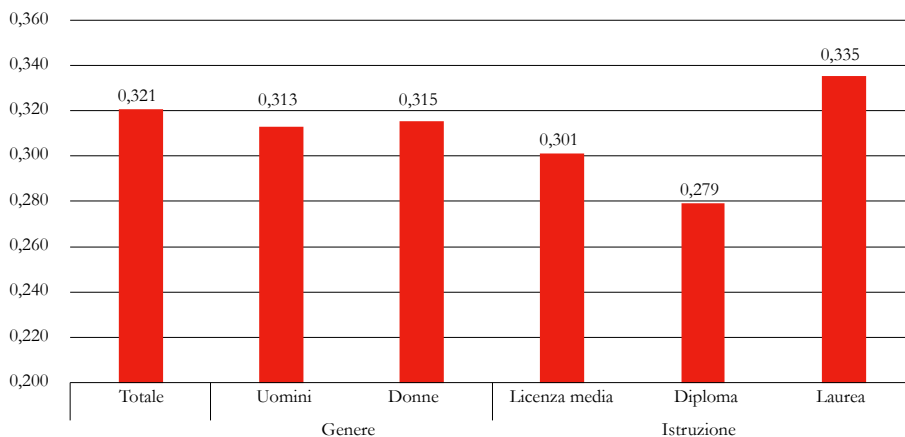
La Figura 5.5 riassume il rischio di bassa accumulazione e mostra la percentuale di lavoratori – distinti per genere e istruzione – che hanno accumulato meno del 60% rispetto al lavoratore mediano nel periodo di 20 anni e quindi, in linea con l’approccio relativo alla povertà, può essere considerata a rischio di povertà da anziani, se la carriera non migliorerà in modo significativo nella seconda metà di essa.

Figura 5.5 Quota di lavoratori che hanno accumulato meno del 60% del montante del dipendente di riferimento nel periodo ventennale



Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

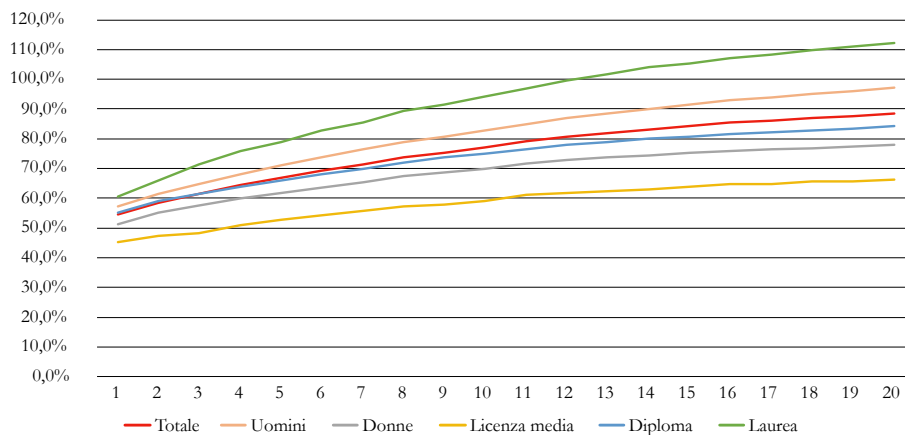
Figura 5.6 Indice Gini del montante accumulato alla fine del periodo ventennale



Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

Il quadro di grande eterogeneità nelle dinamiche di carriera è anche confermato quando – come indicatore della disuguaglianza pluriennale del reddito da lavoro – calcoliamo l'indice Gini del montante contributivo alla fine del periodo ventennale (Figura 5.6). Considerando che una consueta regola empirica segnala che la disuguaglianza è elevata quando il valore di Gini supera 0,30, il Gini ammonta a 0,321 e, confermando la grande eterogeneità fra i laureati, il valore più alto emerge fra questi (0,335). Tuttavia, a causa delle caratteristiche dei nostri dati, siamo in grado di osservare solo una durata limitata (anche se lunga) della carriera lavorativa, mentre le dinamiche di carriera sono generalmente inclinate verso l'alto a causa delle crescenti opportunità di lavoro e dei premi salariali relativi all'esperienza lavorativa. Quindi, si potrebbe obiettare che questo quadro preoccupante potrebbe cambiare in gran parte nei prossimi anni, quando verrà osservata l'intera carriera. A tal fine, come detto, le micro-simulazioni dinamiche ci consentono di completare i singoli modelli di carriera.

Figura 5.7 Importo medio accumulato alla fine di ogni anno del periodo ventennale, in percentuale dell'accumulazione del dipendente di riferimento



Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

Tuttavia, per tenere conto dell'influenza delle carriere nel corso dei 20 anni, è interessante illustrare come l'ammontare medio accumulato – espresso in relazione all'accumulo dell'impiegato mediano – si è evoluto alla fine di ogni anno dall'entrata nel mercato del lavoro (Figura 5.7, in cui si nota che il dipendente di riferimento, che guadagna sempre il salario mediano, è per definizione caratterizzato da una dinamica retributiva piatta nel corso dei 20 anni)⁸. Come previsto, tutti i gruppi di lavoratori sono caratterizzati da una dinamica di carriera crescente, a dimostrazione del fatto che i rischi di inadeguata maturazione dei contributi sono chiaramente sopravvalutati quando i lavoratori vengono osservati in una fase troppo precoce della loro carriera. Tuttavia, è anche degno di nota sottolineare l'eterogeneità delle dinamiche di carriera (Rubinstein e Weiss 2006). In effetti, il tasso di crescita dei montanti maturati nel periodo di 20 anni è molto più ripido per i laureati e gli uomini, che per le donne e le persone scarsamente qualificate, segnalando così che l'aumento dell'esperienza lavorativa di per sé potrebbe non essere sufficiente per evitare ai lavoratori meno avvantaggiati il rischio di ottenere pensioni inadeguate.

⁸ Si noti che i valori nella Figura 5.7 al 20° anno differiscono dai valori mostrati nella Tabella 5.1, poiché nella Figura 5.7 mostriamo solo i valori medi per i lavoratori che hanno effettivamente lavorato in quell'anno, mentre nel calcolo della Tabella 5.1 includiamo anche quei lavoratori che sono scomparsi dall'archivio amministrativo prima del 20° anno.

5.2 Dinamiche di carriera lungo un periodo di 5 anni

Osservare le dinamiche di carriera delle persone entrate nel mercato del lavoro nel periodo 1996-1998 ha il limite di non permetterci di confrontare l'evoluzione di queste dinamiche tra coorti e di evidenziare l'eterogeneità dell'impatto della crisi economica tra essi.

A questo scopo, in questa sezione confrontiamo gli indicatori osservando le dinamiche del periodo di 5 anni dopo l'ingresso nel mercato del lavoro delle coorti 1996-2013. Pertanto, se da un lato questo confronto non ci consente di fornire informazioni adeguate sui rischi pensionistici futuri, dall'altro ci consente di osservare se negli anni passati sia emerso un deterioramento nei primi anni di carriera, soprattutto a causa della crisi economica. Pertanto, anche se presentiamo indicatori riassuntivi lungo nel quinquennio, distinguendo anche i lavoratori per genere e istruzione, in questa sezione ci concentriamo sulle differenze per gruppo d'ingresso.

I valori medi di tutti gli indicatori utilizzati in questo capitolo descrivono chiaramente un quadro del peggioramento delle condizioni nella prima fase della carriera per le coorti più giovani, e in particolare per coloro che sono entrati nel mercato del lavoro nel periodo 2007-2012 e sono stati quindi più esposti ai rischi di occupabilità, dovuti agli effetti della crisi nella fase iniziale della loro carriera (Tabella 5.2). Ad esempio, va sottolineato che la percentuale media di settimane contributive rispetto a quelle totali nel periodo di 5 anni (cioè 260) si è ridotta di circa 10 punti percentuali, confrontando le coorti di lavoratori entrate nel mercato del lavoro alla fine del XX secolo e quelle entrate alla fine del primo decennio del XXI secolo. Allo stesso modo, è sorprendente confrontare il montante contributivo medio nel quinquennio delle coorti d'ingresso del 1999 (65,2% rispetto al dipendente mediano) e della coorte del 2009 (51,5%).

Tabella 5.2 Indicatori di sintesi del modello di carriera quinquennale: valori medi

	Quota di settimane lavorate rispetto alle settimane totali nel periodo			Povert� lavorativa	Accumulo di contributi alla fine del periodo
	Settimane lavorate	Settimane come collaboratore o libero professionista	Settimane pagando un'aliquota ridotta	Anni trascorsi da <i>working poor</i>	Contributi rispetto al dipendente di riferimento
Totale	75,4%	3,5%	13,0%	48,6%	60,2%
Genere					
Maschi	76,3%	3,3%	14,0%	43,3%	65,1%
Femmine	74,6%	3,7%	11,9%	54,1%	55,1%
Istruzione					
Bassa	68,1%	0,9%	7,2%	61,5%	48,1%
Media	76,3%	2,6%	11,0%	46,9%	59,6%
Alta	79,0%	6,9%	20,6%	42,6%	69,6%
Coorte d'ingresso					
1996	77,4%	5,6%	17,9%	43,4%	62,9%
1997	78,0%	2,5%	14,4%	42,7%	64,1%
1998	78,2%	2,3%	11,1%	43,1%	64,6%
1999	78,3%	2,9%	12,1%	42,6%	65,2%
2000	77,3%	2,4%	11,6%	44,6%	63,7%
2001	77,1%	3,1%	12,6%	45,2%	62,1%
2002	75,2%	3,8%	12,2%	48,9%	59,5%
2003	75,8%	3,5%	12,8%	48,1%	61,0%
2004	76,5%	3,9%	13,5%	47,2%	61,7%
2005	77,7%	3,6%	13,1%	46,8%	62,2%
2006	76,8%	3,8%	13,4%	46,7%	61,5%
2007	72,9%	3,5%	11,8%	55,1%	54,3%
2008	71,4%	3,6%	11,4%	56,1%	54,8%
2009	69,4%	4,5%	14,4%	57,9%	51,5%
2010	70,5%	3,8%	11,7%	56,4%	54,9%
2011	70,8%	3,5%	12,6%	57,1%	54,3%
2012	70,4%	3,7%	13,2%	58,5%	53,8%
2013	74,6%	3,3%	14,2%	55,1%	56,9%

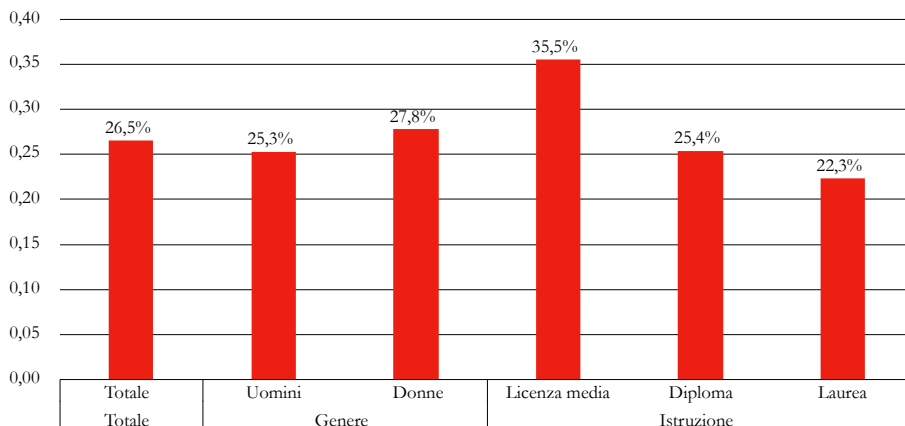
Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

Pertanto, il quadro preoccupante mostrato nella sezione 5.1 potrebbe peggiorare ulteriormente negli anni futuri, se la dinamica di carriera delle coorti più esposte ai rischi macroeconomici generati dalla crisi economica non migliorerà notevolmente negli anni futuri.

Va anche notato che la percentuale di lavoratori ‘assenti’ nel 5° anno è di circa il 10% nella maggior parte delle coorti, ma, come previsto, aumenta durante la crisi fino a quasi il 17% per le coorti 2008-2010 (16,8%, 16,5% e 17,2%, rispettivamente).

Un quadro molto preoccupante del peggioramento delle condizioni per le coorti più giovani – anche se limitato a questa breve fase iniziale della carriera – emerge anche quando osserviamo la diffusione degli indicatori dei rischi di carriera che consideriamo in questo capitolo.

Figura 5.8 Quota di lavoratori che hanno versato contributi per meno di 3 anni nel periodo quinquennale

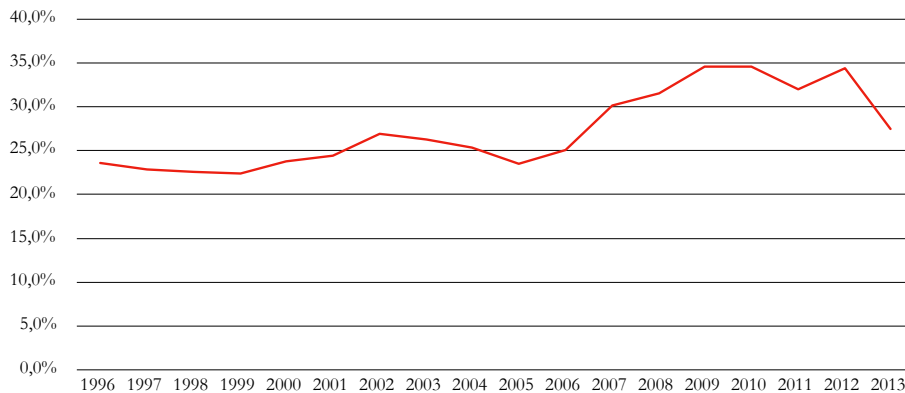


Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

La percentuale di lavoratori che ha maturato meno di 3 anni di periodi contributivi dall’anno successivo all’ingresso nel mercato del lavoro è in media del 26,5% in tutte le coorti (Fig. 5.8) ed è salita dal 25% circa al 35% per le coorti che hanno iniziato a lavorare durante la crisi (Figura 5.9).

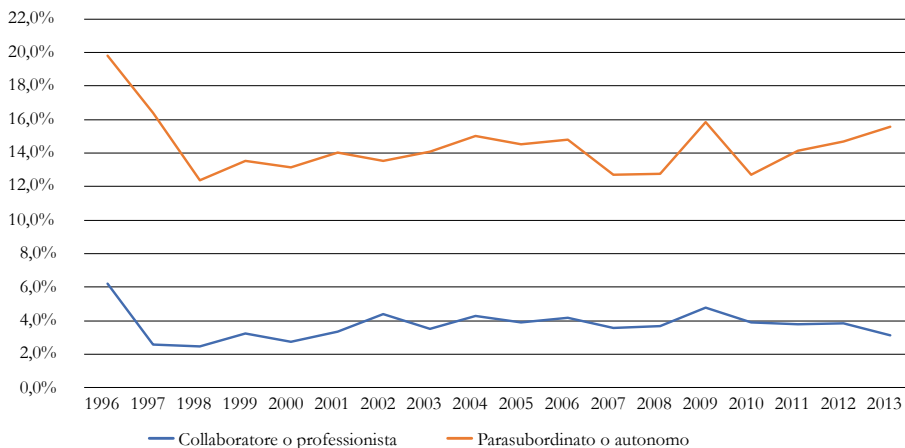
Non emergono invece grandi differenze tra coorti per quanto riguarda la percentuale di lavoratori che hanno lavorato per almeno 2 anni su 5 con un regime di aliquota contributiva ridotta (Figura 5.10, dove emerge un picco nel 1996 a causa dell’entrata in attività nel 1996 della Gestione separata, ovvero il fondo in cui i liberi professionisti e i collaboratori parasubordinati sono tenuti a versare i contributi pensionistici; Raitano 2018).

Figura 5.9 Quota di lavoratori che hanno versato contributi per meno di 3 anni nel periodo di 5 anni, per coorte d'ingresso



Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

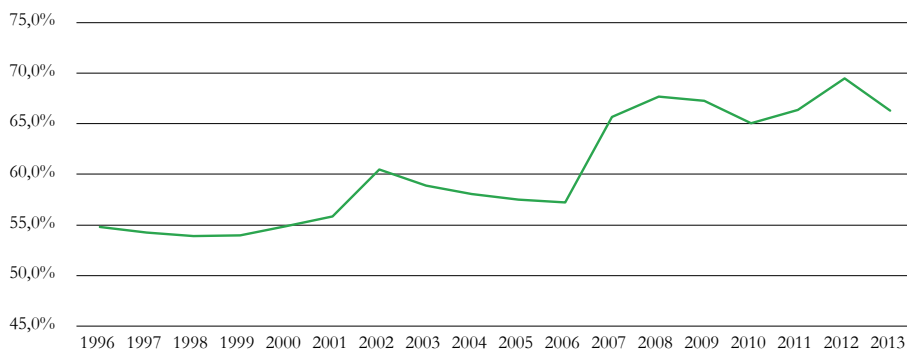
Figura 5.10 Quota di lavoratori che hanno versato contributi ad aliquota ridotta per almeno 2 anni su 5, per coorte d'ingresso



Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

I rischi di povertà sul lavoro sono ampiamente diffusi nella fase iniziale della carriera. Tuttavia, la diffusione di questo rischio è aumentata drammaticamente tra coorti (Figura 5.11): la percentuale di lavoratori che ha trascorso almeno 3 su 5 anni in condizioni di povertà lavorativa è salita da circa il 55% al 70% dai gruppi più vecchi a quelli più giovani.

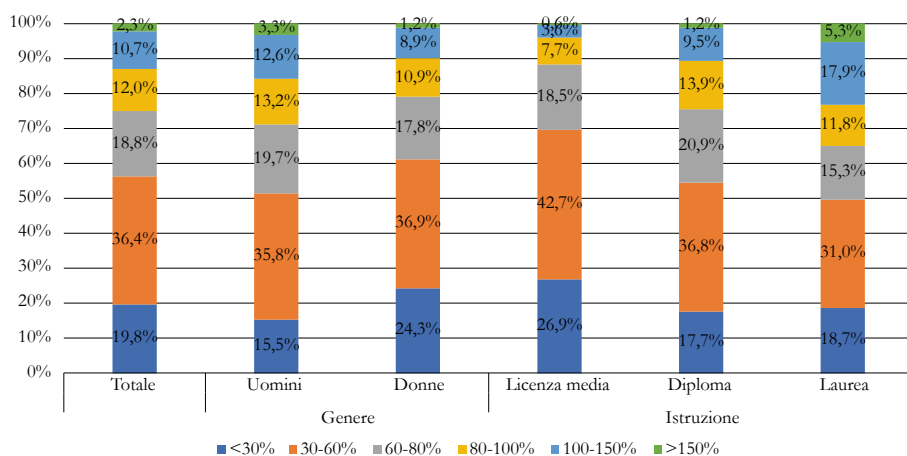
Figura 5.11 Quota di lavoratori in condizioni da working poor da almeno 3 su 5 anni, per coorte d'ingresso



Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

Infine, per quanto riguarda il montante dei contributi pensionistici, valutato rispetto al dipendente mediano, troviamo che tra tutte le coorti il 46,2% dei lavoratori ha accumulato meno del 60% del montante del lavoratore mediano nel periodo di 5 anni (Figura 5.12), ma questo indicatore del ‘futuro rischio di povertà in pensione’ è aumentato notevolmente (Figura 5.13), segnalando una ridotta capacità di molti lavoratori appartenenti alle coorti più giovani di versare un livello adeguato di contributi nella fase iniziale della loro carriera.

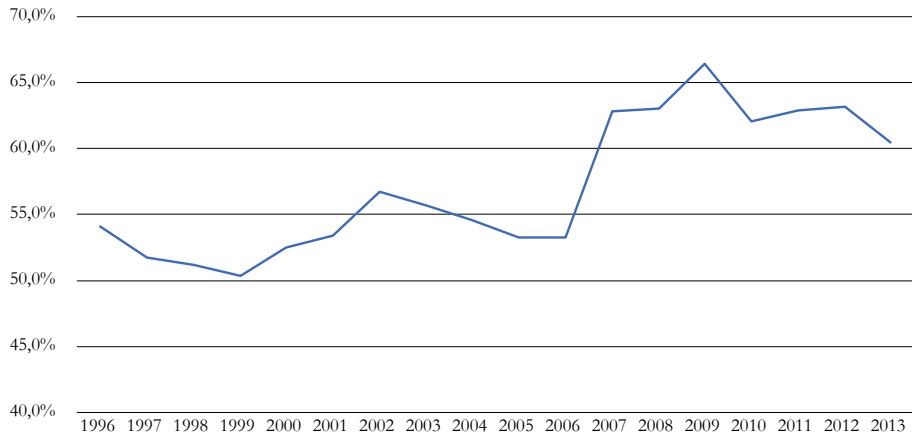
Figura 5.12 Distribuzione del montante contributivo nozionale nel periodo quinquennale, rispetto al dipendente di riferimento



Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

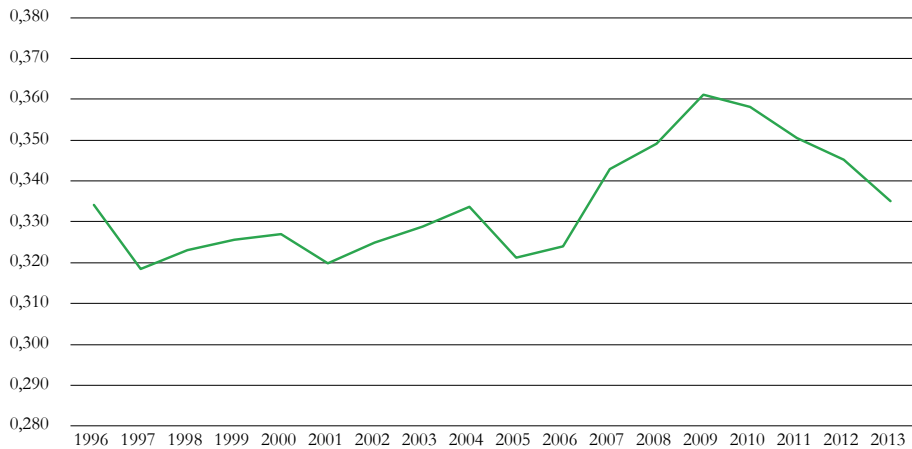
Si noti inoltre che anche l'eterogeneità fra i lavoratori è aumentata nel tempo, come sintetizzato dall'indice Gini del montante maturato nel periodo quinquennale (Figura 5.14).

Figura 5.13 Quota di lavoratori che hanno accumulato meno del 60% rispetto al dipendente di riferimento nel periodo quinquennale, per coorte d'ingresso



Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

Figura 5.14 Indice Gini del montante accumulato alla fine del periodo quinquennale, per coorte d'ingresso



Fonte: elaborazione degli Autori su dati AD-SILC

Conclusioni

In questo capitolo, sfruttando la ricchezza del dataset longitudinale AD-SILC, abbiamo osservato i risultati del mercato del lavoro in una lunga fase della carriera lavorativa delle prime coorti di individui interamente appartenenti al regime pensionistico contributivo. Abbiamo scoperto che – nonostante le dinamiche di carriera individuali migliorino in media con l'anzianità – una quota non trascurabile di individui è caratterizzata da carriere infruttuose che determinano un limitato accumulo di contributi nello schema contributivo. Inoltre, confrontando per un periodo di tempo più limitato le persone che iniziano a lavorare prima e durante la crisi economica, abbiamo scoperto che l'esposizione ai rischi del mercato del lavoro è notevolmente aumentata per le coorti più giovani. Naturalmente, non siamo a conoscenza del futuro sviluppo della carriera di queste coorti di lavoratori, ma saranno comunque simulate in questo progetto sfruttando le potenzialità del modello di micro-simulazione T-DYMM. Tuttavia, possiamo sostenere che se le dinamiche di carriera non miglioreranno nei prossimi anni una quota non trascurabile di lavoratori appartenenti al regime contributivo – in cui le prestazioni pensionistiche rispecchiano quasi interamente l'esito dell'intera carriera lavorativa – potrebbe affrontare il rischio di diventare pensionati poveri.

Dato questo contesto – caratterizzato in Italia da persistenti deboli risultati macroeconomici e crescenti disuguaglianze nel mercato del lavoro – si possono quindi valutare, da una prospettiva di equità, i possibili limiti di una formula contributiva, in cui le pensioni dipendono strettamente dai contributi.

Da un punto di vista normativo, coloro che considerano equo – oltre che attuarialmente corretto – uno schema NDC, presumono implicitamente che tutti gli individui abbiano le stesse opportunità di versare contributi nella loro vita lavorativa, indipendentemente da possibili circostanze che li svantaggino (ad esempio abilità, salute, capacità di continuare a lavorare in età avanzata, fortuna legata al ciclo economico o all'accordo contrattuale ottenuto).

Le crescenti disparità all'interno del mercato del lavoro – per quanto riguarda i salari, le opportunità di lavoro, gli accordi contrattuali – nei paesi dell'UE e in Italia (vedi capitolo 4.2 e Raitano 2019) potrebbero invece farci mettere in discussione l'idea che i contributi pensionistici dipendano solo dagli sforzi individuali e solo questi sforzi dovrebbero essere premiati dal sistema pensionistico.

Pertanto, anche se presenta il vantaggio principale di stabilizzare il bilancio pensionistico intertemporale e correggere alcune iniquità regressive del precedente regime, il contributivo potrebbe non essere in grado di correggere ulteriori tipi di disuguaglianze emergenti nel mercato del lavoro che svantaggiano alcuni gruppi di lavoratori. Seguendo Roemer (1998), per migliorare la giustizia sociale gli individui dovrebbero essere risarciti in pensione per i loro diseguali risultati ottenuti nel lavoro – indipendentemente dai loro meriti – attraverso una redistribuzione progressiva, che indirizzi relativamente più

risorse a coloro che hanno pagato contributi più bassi durante la vita lavorativa. A parte le reti di sicurezza garantite con schemi di reddito minimo a favore di persone anziane povere, le norme attuariali alla base del regime NDC escludono invece qualsiasi forma di redistribuzione fra i pensionati in Italia. Pertanto, come già osservato, il sistema pensionistico pubblico italiano sta diventando semplicemente uno specchio dei risultati individuali nel mercato del lavoro.

Inoltre, le deviazioni dall'equità effettiva potrebbero anche dipendere da divari non casuali nell'aspettativa di vita tra gli individui e sia l'importo della pensione NDC, sia i requisiti per avere accesso a pensioni di vecchiaia o prestazioni di prepensionamento, dipendono in Italia dall'aspettativa di vita media.

La neutralità attuariale implica che il tasso interno di rendimento, equivalente al valore effettivo dei contributi versati e delle pensioni ricevute durante l'intero corso della vita, sia lo stesso per tutti gli individui (Borsch-Supan 2006). Tuttavia, se l'aspettativa di vita differisce tra due individui e il sistema pensionistico non tiene conto di questa differenza, questi individui riceveranno una diversa ricchezza pensionistica anche se versassero gli stessi contributi e l'individuo con una longevità inferiore sarebbe penalizzato. Pertanto, un sistema di sicurezza sociale, come il contributivo italiano, che calcola le prestazioni pensionistiche solo in base all'accumulazione figurativa dei contributi versati – senza considerare le differenze nella longevità attesa fra gruppi di individui – potrebbe non essere considerato attuarialmente equo, poiché potrebbe scontrarsi con criteri di solidarietà, in quanto ridistribuisce da chi vive di meno a chi vive di più⁹.

Di conseguenza, se le persone con un migliore stato socioeconomico e un reddito più elevato vivono più a lungo – come dimostrato da tutti gli studi empirici sul gradiente socioeconomico della salute e della mortalità (ad esempio Marmot 2015) – avranno una ricchezza pensionistica relativamente più elevata (rispetto alla quantità accumulata di contributi) durante la loro vita, rispetto alle persone con uno stato socioeconomico e redditi più bassi e un rischio più elevato di morte a qualsiasi età. Pertanto, senza un'adeguata compensazione, il sistema contributivo rischia di innescare una redistribuzione regressiva nel corso della vita di un individuo (cioè, da quelli meno abbienti a quelli più benestanti), e questo tipo di redistribuzione si scontra chiaramente con l'equità attuariale e con concetti più sostanziali di giustizia distributiva. Un ulteriore svantaggio potrebbe anche emergere in Italia, penalizzando coloro che provengono da una peggiore condizione socioeconomica, poiché, come sottolineato, l'età pensionabile cresce con l'aumentare dell'aspettativa di vita media, indipendentemente dalla longevità individuale prevista.

⁹ La direzione redistributiva è ulteriormente complicata dal fatto che il contributivo italiano paga anche pensioni ai superstiti e, quindi, in media, ridistribuisce dai singoli alle coppie.

Pertanto, dal punto di vista politico, senza trascurare i numerosi vantaggi dovuti all'introduzione della formula contributiva, si può valutare la possibilità di inserire possibili correzioni, per fornire una certa garanzia agli individui che fossero caratterizzati da una lunga e duratura carriera lavorativa infruttuosa (Raitano 2017). Le micro-simulazioni dinamiche degli esiti del mercato del lavoro e la distribuzione delle prestazioni pensionistiche di lungo termine, effettuate nell'ambito di questo progetto, forniranno, dunque, ulteriori evidenze sulla necessità di reintrodurre o meno uno strumento di redistribuzione all'interno del sistema pensionistico pubblico attuariale italiano.

Riferimenti bibliografici

- Borsch-Supan A. (2006), What are NDC systems? What do they bring to reform strategies?, in Holzmann R., Palmer E. (eds.), *Pension reform: issues and prospects for NDC schemes*, Washington DC, World Bank Publishing, pp.35-55
- Holzmann R., Palmer E. (eds.) (2006), *Pension Reform: Issues and Prospect for Non-financial Defined Contribution (NDC) Schemes*, Washington DC, World Bank Publishing
- Jessoula M., Raitano M. (2017), Italian pensions from “vices” to challenges: assessing actuarial multi-pillarization twenty years later, in Natali D. (eds.), *The New Pension Mix in Europe*, Brussels, Peter Lang Publishing, pp.39-66
- Marmot M. (2015), *The health gap. The challenge of an unequal world*, London, Bloomsbury Publishing
- Raitano M. (2017), *Poveri da giovani, poveri da anziani? Prospettive previdenziali e vantaggi della pensione di garanzia*, Quaderni della coesione sociale n.1, Reggio Emilia, OCIS
- Raitano M. (2018), Italy. Para-subordinate workers and their social protection, in OECD (ed.), *The Future of Social Protection: What works for non-standard workers?*, Paris, OECD Publishing, pp.145-170
- Raitano M. (2019), Trends and structural determinants of income inequality: an overview, in European Commission (eds.), *Addressing Inequalities. A Seminar of Workshops*, Luxembourg, Publications Office of the European Union
- Roemer J. (1998), *Equality of opportunity*, Cambridge MA, Harvard University Press
- Rubinstein Y., Weiss Y. (2006), Post schooling wage growth: investment, search and learning, *Handbook of the Economics of Education*, 1, pp.1-67

6. Analisi dei dati sulla ricchezza (SHIW)

Introduzione

In questo capitolo forniamo alcune evidenze sulla distribuzione della ricchezza, la scomposizione e i suoi determinanti in Italia, sulla base dell'Indagine sul bilancio delle famiglie (*Survey on Household Income and Wealth*, SHIW). Secondo la Banca d'Italia (di seguito BI), la ricchezza netta è divisa in tre componenti principali, ovvero ricchezza reale (principalmente case), attività finanziarie e passività finanziarie. Ognuna di queste è composta a sua volta da diverse sottocomponenti, descritte in dettaglio nel resto del capitolo.

Sebbene questa analisi si concentri sugli ultimi due decenni della storia economica italiana, vale la pena sottolineare che il bilancio della ricchezza netta è aumentato negli ultimi 50 anni, con gli anni '80 come unico decennio di stagnazione. Questo fenomeno è strettamente correlato al massiccio aumento della percentuale di famiglie proprietarie di una casa. Negli anni '70, la percentuale di famiglie con case di proprietà ammontava al 45% – quasi uguale a quella delle famiglie di inquilini – mentre negli ultimi anni la percentuale è salita al 70%¹.

Nel resto del capitolo è stata data particolare enfasi all'analisi dell'evoluzione della ricchezza finanziaria e delle sue principali determinanti, puntando su scelte di portafoglio. Come ben noto tra i professionisti del settore, i campioni d'indagine non sono le fonti più affidabili di dati quando si tratta di ricchezza individuale e familiare a causa di problemi di sotto-segnalazione (sottostima)². In particolare, per quanto riguarda la ricchezza finanziaria, si tratta di un problema che si presenta anche quando vengono utilizzati i dati SHIW, ottenuti con l'utilizzo di metodi di correzione come proposto da D'Aurizio *et al.* (2006). Tuttavia, è stato sottolineato che tale questione è

¹ Vedi D'Alessio (2012) e i rapporti biennali di BI basati su SHIW per una panoramica completa della storia della ricchezza italiana (<https://www.bancaditalia.it/pubblicazioni/indagine-famiglie/index.html>).

² La sottostima si riferisce agli intervistati che non dichiarano (intenzionalmente o meno) la proprietà di un bene mobile o immobile, nonché quando il valore dichiarato non corrisponde a quello vero in caso di dichiarazione.

più rilevante se si considera il livello assoluto di ricchezza, rispetto al caso dell'analisi della distribuzione relativa³.

Il capitolo è strutturato in due parti. Nella sezione 6.1, forniamo alcune prove sulla distribuzione della ricchezza e i coefficienti patrimoniali, quello della ricchezza finanziaria sulla ricchezza totale netta, nonché il rapporto tra le attività finanziarie a rischio sulle attività finanziarie totali. L'intervallo di tempo dell'analisi descrittiva copre il periodo 2000-2016, consentendoci di mostrare le differenze di tendenza prima e dopo la crisi finanziaria del 2008 e la crisi del debito sovrano nel 2011. Utilizziamo i suddetti rapporti come variabili dipendenti per lo studio delle determinanti delle scelte di portafoglio finanziario (sezione 6.2). Le stime si basano sulle *wave* semestrali per il periodo 2004-2016. In particolare, esaminiamo l'alfabetizzazione finanziaria, l'occupazione non-standard e i contratti atipici in relazione alle decisioni di investimento finanziario. Infine, si affronta il tema degli schemi di previdenza complementare, divenuti una componente fondamentale della ricchezza delle famiglie negli ultimi anni. Entrambe le analisi sono condotte a livello familiare, mentre le caratteristiche individuali si riferiscono al capofamiglia.

6.1 Analisi descrittiva

Per prima cosa, concentriamoci su alcune prove emerse dai dati SHIW.

6.1.1 Disuguaglianza

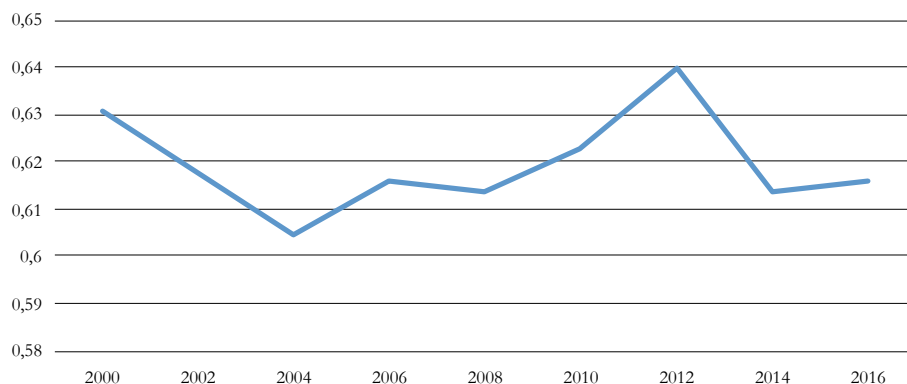
In questa prima parte dell'analisi descrittiva, forniamo una panoramica sulla distribuzione della ricchezza in Italia, concentrandoci sulla disuguaglianza, in analogia con quanto è mostrato nella sezione 3.7 per la disuguaglianza di guadagni lordi. Per quanto riguarda l'analisi della disuguaglianza che segue, abbiamo adottato due delle misure di disuguaglianza più popolari, ovvero l'indice di Gini e il rapporto p_{75}/p_{25} . La tendenza dell'indice di Gini nella Figura 6.1 è in linea con lo studio BI di Cannari e D'Alessio (2018)⁴. La diminuzione della disuguaglianza nella ricchezza misurata da Gini agli inizi degli anni 2000 è un'evidenza ben nota in Italia. L'interpretazione più comune di questo calo è stata collegata a un aumento dei prezzi (e quindi dei valori di mercato) delle case (Cannari e D'Alessio 2018, figura 2). Tale interpretazione è confermata dalla scomposizione dell'indice di Gini della ricchezza netta nelle sue tre principali componenti (vedi Tabella 6.1). Seguendo il metodo di scomposizione proposto da Lerman e Yitzhaki (1985), la quota di Gini spiegata dalla componente

³ Secondo Cannari e D'Alessio (2018), l'adeguamento effettuato per tener conto della sottostima non modifica sostanzialmente la tendenza alla disuguaglianza, mentre può influire sui livelli di disuguaglianza assoluta.

⁴ Ci riferiamo a questo studio per un approfondimento più completo sull'argomento.

sulla ricchezza reale è in aumento dal 2000. Un'altra spiegazione concorrente alla riduzione della disuguaglianza all'inizio del secolo si basa sulla diminuzione dei prezzi delle azioni a seguito della crisi dot-com 2000-2001.

Figura 6.1 Gini della ricchezza netta



Fonte: elaborazione degli Autori su dati SHIW 2000-2016

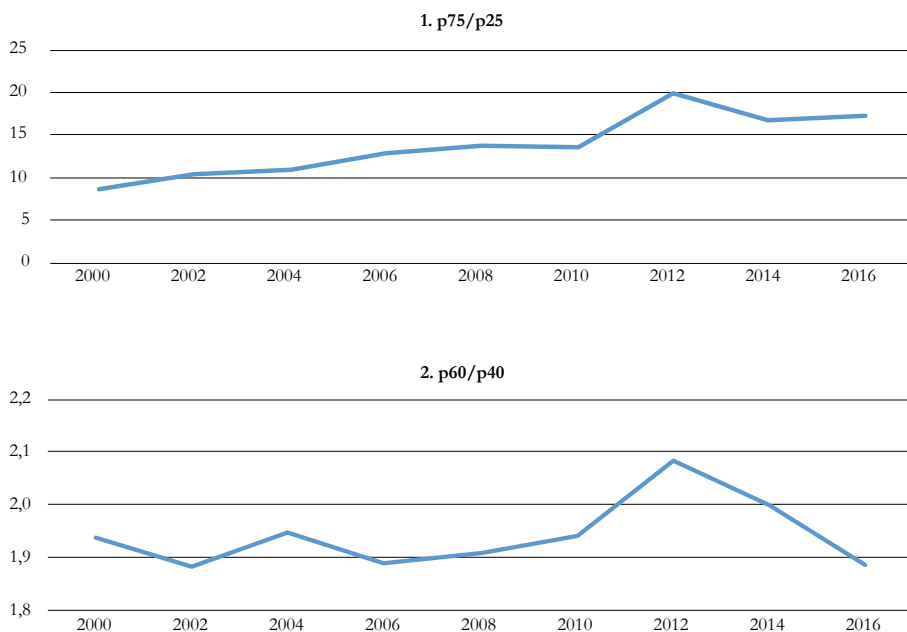
Tabella 6.1 Azioni dell'indice Gini della ricchezza netta

Componente ricchezza	2000	2002	2004	2006	2008	2010	2012	2014	2016
Ricchezza reale	0,848	0,883	0,923	0,910	0,918	0,904	0,888	0,875	0,857
Attività finanziarie	0,179	0,131	0,100	0,106	0,095	0,108	0,120	0,130	0,154
Passività finanziarie	-0,026	-0,014	-0,023	-0,016	-0,013	-0,012	-0,008	-0,005	-0,011

Fonte: elaborazione degli Autori su dati SHIW 2000-2016

L'altro dato rilevante che emerge dalla tendenza dell'indice di Gini è il picco che si verifica nel 2012. Esso mostra un andamento crescente nel periodo 2008-2012, riflettendo l'effetto combinato della crisi del 2008 seguita dalla crisi del debito sovrano del 2011 sull'economia italiana. A differenza dell'indice di Gini per il periodo 2000-2016, il rapporto di $p75/p25$ presenta col tempo una generale tendenza ascendente (vedi Figura 6.2.1). Ciò può essere spiegato dal fatto che l'indice di Gini è più sensibile alle variazioni nel mezzo di una distribuzione piuttosto che nelle code (Atkinson 1970). La tendenza è ancora più pronunciata quando si osserva la misura $p90/p10$ (non mostrata qui), mentre il rapporto $p60/p40$ (vedi Figura 6.2.2), come previsto, ha una tendenza più simile all'indice di Gini, con una leggera diminuzione iniziale all'inizio del periodo di tempo osservato, seguita da un'impennata corrispondente alla crisi finanziaria che culmina con l'ondata SHIW del 2012.

Figura 6.2 Rapporti percentuali di ricchezza netta:



Fonte: elaborazione degli Autori su dati SHIW 2000-2016

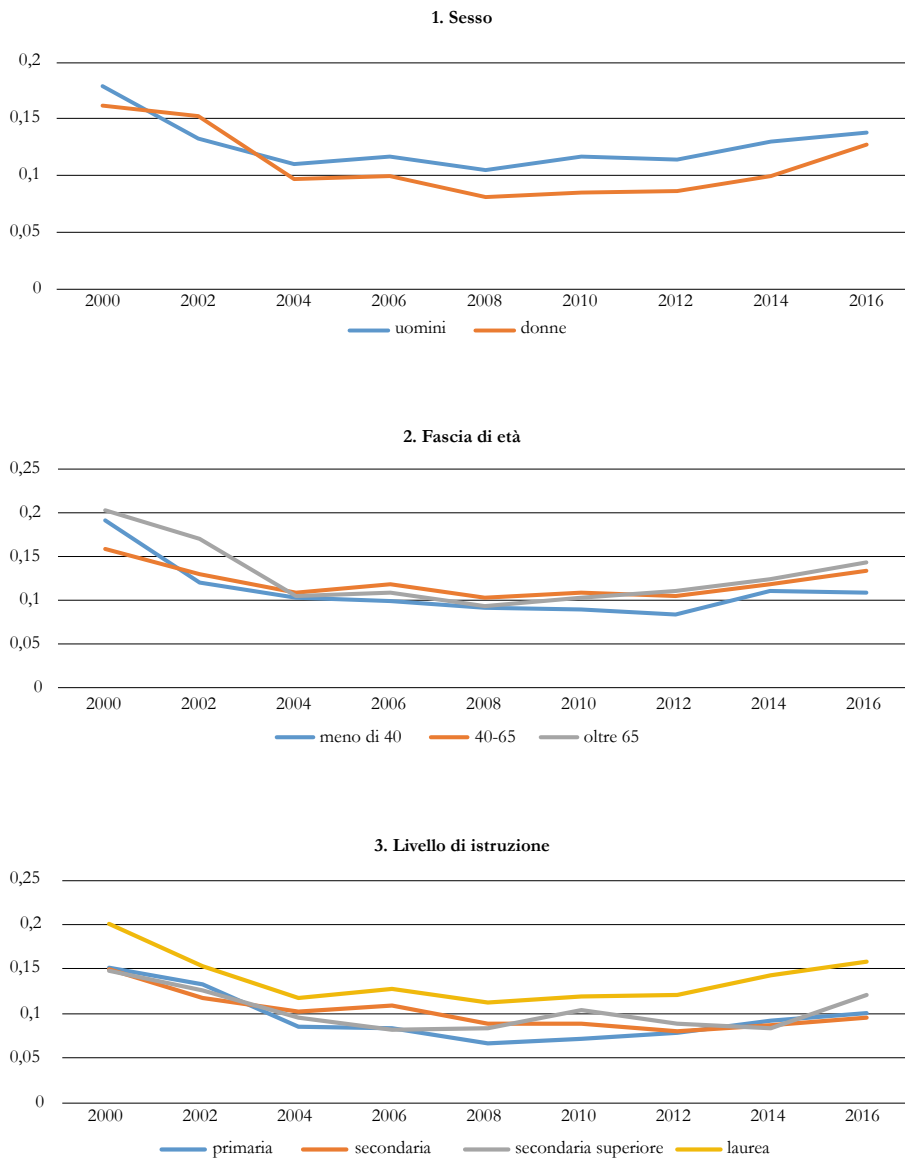
6.1.2 Rapporti di ricchezza finanziaria

Nella seconda parte del capitolo, studiamo l'evoluzione degli aggregati di ricchezza finanziaria straordinari. Ci concentriamo sul rapporto della ricchezza finanziaria sulla ricchezza netta complessiva (qui di seguito f/w) e sul rapporto delle attività finanziarie rischiose sul totale delle attività finanziarie (qui di seguito rf/f). Scomponiamo questi aggregati per sesso, età e livello di istruzione. Definiamo tre fasce di età: fino a 40 anni, da 40 a 65 anni e oltre i 65 anni. Per il livello di istruzione, distinguiamo quattro gruppi di capifamiglia: in possesso dell'istruzione primaria, secondaria di I grado, secondaria di II grado e terziaria.

I primi tre grafici (vedere Figure 6.3.1-6.3.3) si riferiscono al rapporto f/w e presentano un andamento decrescente nel tempo, con un leggero recupero negli ultimi quattro anni – simile a un andamento a U. Quando si scompone l'analisi in base alle caratteristiche dei capifamiglia, non emerge alcuna significativa discrepanza ad eccezione di: i) una tendenza per i maschi a detenere una quota maggiore di attività finanziarie rispetto alle donne a partire dal 2004, anche se il divario appare ridotto negli ultimi anni; ii) un leggero divario negativo in *bianco e nero* per coloro che hanno meno di 40 anni nel 2016, mentre la loro quota iniziale nel 2000 era quasi uguale a quella delle persone di

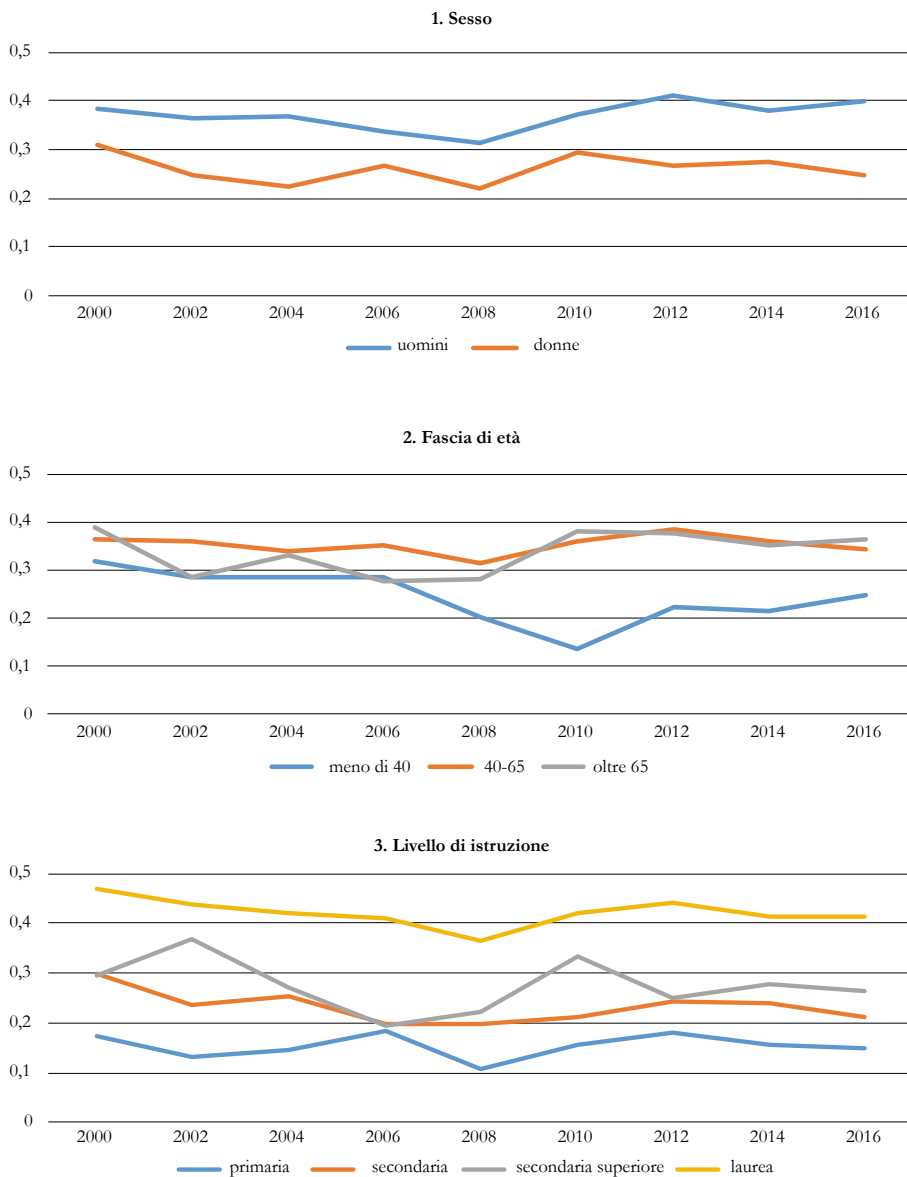
età superiore ai 65 anni (la categoria con il più alto f/w per entrambi gli anni); e iii) un divario positivo durante l'intero periodo per i laureati terziari rispetto alle altre tre categorie.

Figura 6.3 Rapporto f/w in base alle caratteristiche dei capifamiglia:



Fonte: elaborazione degli Autori su dati SHIW 2000-2016

Figura 6.4 Rapporto rf/f in base alle caratteristiche dei capifamiglia:



Fonte: elaborazione degli Autori su dati SHIW 2000-2016

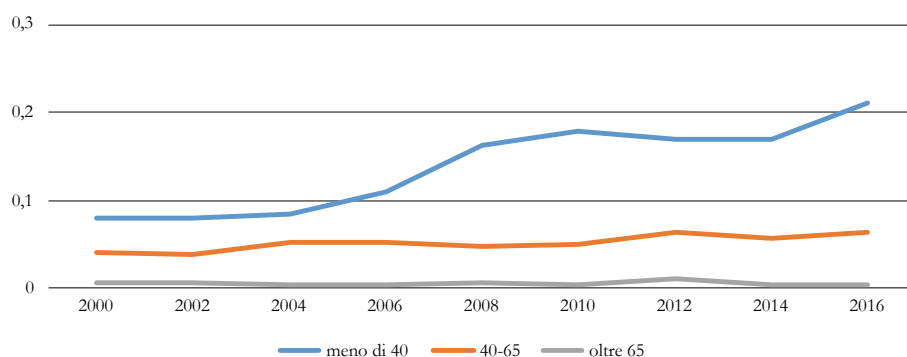
Secondo la definizione della BI, le attività rischiose riguardano le obbligazioni del settore privato, azioni e altre partecipazioni, piani di investimento gestiti, titoli emessi

all'estero e altre attività finanziarie (ad es. deposito, certificati di deposito, operazioni pronti contro termine). Per quanto riguarda $r/f/f$ (vedi Figura 6.4.1-6.4.3), a differenza di f/n , la tendenza generale è abbastanza stabile per tutto il periodo 2000-2016. In questo caso, la scomposizione dell'analisi per sesso, età e livello di istruzione fornisce interessanti discrepanze tra i gruppi. I capifamiglia di sesso femminile tendono a detenere una quota inferiore di attività rischiose rispetto agli uomini. Una vasta quantità di letteratura sulle economie comportamentali e sperimentali ha indagato le differenze di genere in termini di rischio e ambiguità di avversione⁵ (vedi, tra gli altri, Borghans *et al.* 2009; Schubert *et al.* 1999), nonché sull'assunzione di rischi finanziari (Powell e Ansic 1997). Sebbene questi studi si differenzino nel metodo e nell'interpretazione dei risultati ottenuti, le donne si trovano ad essere più avverse al rischio e all'ambiguità rispetto agli uomini e tendono ad assumere meno rischi finanziari.

L'unica fascia d'età che ha ridotto significativamente gli investimenti in attività rischiose appena prima e dopo la crisi finanziaria del 2008 è quella dei capifamiglia più giovani. Parallelamente a queste prove, come emerge dalla Figura 6.5, questo gruppo ha aumentato le proprie passività finanziarie sulla ricchezza netta durante lo stesso arco di tempo (principalmente i mutui). Una possibile spiegazione è che il peso dei mutui, aggravato dalle carenze di liquidità durante la crisi, abbia scoraggiato le famiglie di questa fascia d'età dall'investire in attività rischiose.

Infine, le lacune negli investimenti rischiosi sono estremamente significative se si considerano i diversi livelli di istruzione. I capifamiglia con istruzione primaria o inferiore tendono a investire in attività rischiose in media circa il 15% del loro portafoglio finanziario, mentre gli individui con istruzione terziaria investono in media circa il 45%.

Figura 6.5 Passività finanziarie sulla ricchezza netta per classe di età del capofamiglia



Fonte: elaborazione degli Autori su dati SHIW 2000-2016

⁵ Il termine *avversione all'ambiguità (incertezza)* è definito come *la preferenza del decisore di scommettere a favore e contro un evento casuale, la cui probabilità è nota, piuttosto che su un equivalente con vaghe probabilità* (Di Mauro 2008).

6.2 Determinanti delle scelte finanziarie

Nella seconda parte dell'analisi cerchiamo di approfondire alcune determinanti delle scelte del portafoglio finanziario. Lo facciamo osservando entrambi i gruppi descritti nella sezione precedente, ovvero f/w e rf/f . Nel primo paragrafo, dedichiamo la nostra attenzione all'alfabetizzazione finanziaria. Nel secondo, ci concentriamo sulle condizioni di lavoro e, in particolare, sugli accordi di lavoro e su contratti atipici. Infine, nell'ultimo paragrafo osserviamo lo schema delle scelte di regime pensionistico complementare.

6.2.1 Alfabetizzazione finanziaria

L'alfabetizzazione finanziaria è un argomento nuovo nella letteratura sulle scelte finanziarie. Lusardi e Mitchell (2014) avanzano la seguente definizione: *per alfabetizzazione finanziaria intendiamo la capacità delle persone di elaborare informazioni economiche e prendere decisioni ponderate sulla pianificazione finanziaria, l'accumulazione di ricchezza, le pensioni e il debito*. In questo paragrafo vogliamo verificare se il livello di alfabetizzazione finanziaria abbia un'influenza sulla propensione delle famiglie italiane a investire in attività rischiose. Recenti evidenze sull'argomento sono state trovate in Francia da Arrondel *et al.* (2015) e in Cina da Liao *et al.* (2017).

Nel questionario SHIW per la *wave* 2016 sono state incluse tre domande sull'alfabetizzazione finanziaria per quanto riguarda i tassi di interesse nominali e reali e la diversificazione del rischio. Grazie a queste domande, abbiamo costruito una variabile categoriale ordinata che cattura il livello di conoscenza finanziaria variabile da 0 a 3 (cioè 0: analfabeta; 1: poco istruito; 2: medio-moderatamente istruito; 3: istruito) a seconda del numero di risposte corrette.

Nella Tabella 6.2, è mostrata la distribuzione dell'alfabetizzazione finanziaria per sesso, fascia d'età e livello d'istruzione. Nel complesso, il campione è ben distribuito tra le quattro categorie in cui abbiamo stratificato l'alfabetizzazione finanziaria. In primo luogo, va notato che le famiglie italiane tendono a rispondere correttamente alle domande finanziarie. I capifamiglia di sesso maschile presentano un livello più alto di alfabetizzazione finanziaria, mentre quelli di mezza età (tra i 40 e i 65 anni) rappresentano la fascia di età più finanziariamente letterata. Inoltre, non a caso, il livello di alfabetizzazione finanziaria è fortemente correlato al livello di istruzione, con quasi il 50% di risposte corrette a tutte le tre domande da parte di soggetti con istruzione terziaria. Questi risultati descrittivi sono in linea con i risultati di Baglioni *et al.* (2018) in un lavoro basato su un questionario di indagine, in cui gli autori trovano che essere donna o essere meno istruiti è associato a una minore familiarità con l'ambiente finanziario. La questione del divario di genere nell'alfabetizzazione finanziaria è stata affrontata in dettaglio anche da Hasler e Lusardi (2017).

Tabella 6.2 Alfabetizzazione finanziaria per caratteristiche dei capifamiglia

Alfabetizzazione finanziaria	Maschi		Femmine		Totale
(0) analfabeta	17,62		31,02		24,13
(1) poco istruito	18,45		20,11		19,26
(2) medio-moderatamente istruito	31,90		28,43		30,21
(3) istruito	32,03		20,44		26,40
	Meno di 40	40-65	Oltre 65		Totale
(0) analfabeta	20,67	16,00	33,18		24,13
(1) poco istruito	20,50	18,87	19,43		19,26
(2) medio-moderatamente istruito	29,50	33,82	26,62		30,21
(3) istruito	29,33	31,32	20,76		26,40
	Primaria	Sec. I grado	Sec. II grado	Terziaria	Totale
(0) analfabeta	47,18	21,99	11,50	6,44	24,13
(1) poco istruito	20,68	22,11	16,84	12,52	19,26
(2) medio-moderatamente istruito	22,10	32,68	33,67	33,29	30,21
(3) istruito	10,04	23,22	37,99	47,75	26,40
Totale	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00

Fonte: elaborazione degli Autori su dati SHIW 2000-2016

Nel resto del paragrafo approfondiamo il ruolo dell'alfabetizzazione finanziaria insieme ad altre variabili rilevanti elencate e discusse di seguito come motore delle scelte di investimento delle famiglie. In particolare, ci concentriamo su investimenti rischiosi utilizzando come variabile dipendente il rapporto delle attività finanziarie rischiose sul totale delle attività finanziarie – ciò che abbiamo definito per semplicità come rf/f . A differenza delle analisi precedenti, utilizziamo i dati SHIW per l'anno 2016, poiché si tratta della prima e unica *wave* (al momento della stesura) in cui vengono poste domande sul livello di alfabetizzazione finanziaria. L'analisi è condotta attraverso un modello Tobit, scelto al fine di gestire adeguatamente la grande quantità di valori pari a zero nella variabile dipendente (solo una piccola percentuale delle famiglie presenta valori positivi di attività rischiose nel proprio portafoglio).

Le variabili esplicative incluse nel modello sono le seguenti: livello di alfabetizzazione finanziaria, sesso, età, età al quadrato, stato civile, status lavorativo, lavoratore autonomo

(variabile binaria), istruzione terziaria (variabile binaria), macro aree (variabili binarie), quintili di ricchezza e numero di percettori di ricchezza.

I risultati sono mostrati nella Tabella 6.3. Come previsto, un aumento del livello di alfabetizzazione finanziaria corrisponde a un aumento di rf/f . Lo status lavorativo ha un impatto positivo sulle scelte finanziarie rischiose e lo stesso accade quando il capofamiglia possiede un'istruzione universitaria. Le regioni settentrionali italiane hanno una maggiore propensione a investire in attività rischiose. Infine, il livello del rapporto cresce con l'aumentare della ricchezza netta, dimostrando che le famiglie più ricche tendono a investire di più in attività finanziarie rischiose rispetto a quelle più povere.

Tabella 6.3 Modello Tobit per rf/f

rf/f	Coefficiente	S.e.
Alfabetizzazione finanziaria	0,2768 ***	(0,0213)
Femmina	-0,0778 **	(0,0378)
Età	-0,0057	(0,0088)
Età al quadrato	0.0000	(0.0001)
Sposata	0,0517	(0,0434)
Occupata	0,1583 ***	(0,0549)
Istruzione terziaria	0,1869 ***	(0,0435)
Centro	-0,3795 ***	(0,0435)
Sud	-1,0921 ***	(0,0693)
Ricchezza quintile_2	0,9576 ***	(0,1334)
Ricchezza quintile_3	1,1429 ***	(0,1321)
Ricchezza quintile_4	1,3981 ***	(0,1318)
Ricchezza quintile_5	1,6660 ***	(0,1333)
N. guadagni	-0,0292	(0,0285)
Lavoratore autonomo	0,0060	(0,0541)
Costante	-2,0644 ***	(0,2912)
Osservazioni	5.834	
Oss. Censurate a sinistra	4.909	

Fonte: elaborazione degli Autori su dati SHIW 2000-2016

6.2.2 Contratti di lavoro atipici e non-standard

Nel secondo paragrafo analizziamo il ruolo di alcune condizioni di lavoro specifiche sulle scelte d'investimento delle famiglie. A seguito dei risultati ottenuti nella sezione 3.8, in cui si è dimostrato che il tipo di accordo contrattuale rappresenta un fattore determinante della disuguaglianza di reddito, ci interroghiamo sul possibile impatto di questa dimensione sulla proprietà delle attività finanziarie. In particolare, ci concentriamo su lavoratori non-standard (lavoratori subordinati e temporanei) e su dipendenti con contratti a tempo determinato (circa l'8% del campione).

Modelliamo separatamente la relazione tra lo status del capofamiglia del lavoratore non-standard e due variabili del rapporto endogeno:

1. Status lavorativo non-standard del capofamiglia e rapporto tra ricchezza finanziaria e ricchezza totale netta (f/w) indagato attraverso un modello di selezione in due fasi di Heckman (1979), al fine di tenere conto del ruolo della selezione separatamente dal risultato. Lo strumento per la limitazione dell'esclusione è il livello di istruzione educativa dei capifamiglia.
2. Status lavorativo non-standard del capofamiglia e rapporto tra attività finanziarie rischiose e complessive (rf/f), analizzate mediante un modello Tobit.

La variabile dipendente per il modello di selezione in due fasi di Heckman è una versione modificata di quella f/w discussa sopra. Questo rapporto modificato mira ad acquisire un processo di generazione di dati statici per ciò che riguarda f/w , con alcune correzioni che sono elencate e motivate come segue:

- a. il numeratore di questo rapporto è uguale a $\max(0, f - acs)$ con $acs = \max[0, (yd)/12]$. Il termine acs rappresenta un *proxy* specifico del reddito familiare mensile disponibile al netto delle componenti salariali non monetarie (ad esempio i benefici marginali) e gli affitti imputati dalle proprietà immobiliari. In tal modo, miriamo a catturare la propensione attuale e passata a risparmiare in termini di ricchezza finanziaria superiore rispetto a una misura del saldo medio delle partite correnti.
- b. il denominatore è $\max(0, n)$, ovvero la ricchezza netta totale se il valore delle attività è maggiore delle passività, altrimenti è zero. Questo impedisce che il rapporto sia negativo.
- c. La variabile di selezione per la stima della funzione di controllo (rapporto Mills inverso) è uguale a uno, se il rapporto modificato è maggiore di zero, mentre è zero se il rapporto modificato è nullo. L'idea è quella di prendere in considerazione quelle famiglie che dichiarano un valore positivo della ricchezza finanziaria al di sotto di una certa soglia bancaria (o postale) di risparmi – dipendentemente dal flusso medio mensile del reddito disponibile – come se non avessero ricchezza finanziaria. Di conseguenza, quei nuclei familiari che hanno un valore positivo del rapporto modificato detengono una scorta di ricchezza finanziaria – anche sotto forma di liquidità – in eccesso al limite specifico per uso domestico.

Per quanto riguarda le covariate di controllo, includiamo: genere, età, età al quadrato, stato civile, status lavorativo, istruzione terziaria (variabile binaria), macro aree (variabili binarie), quintili di ricchezza reale, numero di percettori, settore di occupazione (es. agricoltura, industria, commercio, trasporti, banche e assicurazioni, pubblica amministrazione). Utilizziamo i dati SHIW raggruppati per il periodo 2004-2016 e controllo sugli effetti del tempo.

I risultati sono mostrati nella Tabella 6.4. Partendo dal basso, vale la pena notare che il coefficiente stimato per rapporto Mills inverso – nella versione stimatore a due fasi – è significativa al livello 1%, mentre il test Wald, che riguarda le stime ML rifiuta l'ipotesi nulla di indipendenza tra equazioni. Questi test supportano la scelta di modellare il processo di selezione in modo separato.

Per quanto riguarda il tipo di accordo contrattuale, la tabella mostra che i contratti a tempo determinato e uno status lavorativo non-standard sono entrambi indicatori significativi di una minore probabilità di detenere beni finanziari (liquidi o meno), soprattutto per il secondo indicatore. Queste variabili sono più rilevanti per modellare la selezione (ovvero $Pr(\text{rapporto modificato}) > 0$, vedere la seconda colonna) piuttosto che il risultato (ovvero il valore del rapporto modificato, vedere colonna 1). Non sorprende che lo stato di pensionamento spieghi positivamente sia la probabilità che il risultato, a causa dell'elevata percentuale di ricchezza finanziaria delle famiglie detenuta dai pensionati. Inoltre, l'educazione terziaria, il numero di ricchezza all'interno del nucleo familiare e di capofamiglia liberi professionisti sono altresì indicatori positivi in entrambe le equazioni.

Emerge un modello geografico rispetto alla probabilità e al risultato, entrambe discendenti man mano che ci si muove da Nord a Sud. Principalmente, emerge una forte non linearità quando si considera il ruolo di un certo quintile di ricchezza reale. In particolare, possedere una ricchezza reale è un indicatore positivo di possesso di beni finanziari, ma allo stesso tempo influisce negativamente sul rapporto tra ricchezza finanziaria e ricchezza totale netta (f/n). Un effetto ad U emerge per la selezione nel tempo (cioè variabili binarie annue), mentre non viene riscontrata alcuna tendenza per il risultato finale. Infine, il settore del lavoro considerato sembra non svolgere alcun ruolo rilevante, se non per un effetto positivo dell'essere impiegato nel settore bancario. L'analisi relativa al rapporto tra attività finanziarie rischiose e attività finanziarie complessive (rf/f) viene condotta attraverso un modello Tobit per gli stessi motivi illustrati nel paragrafo precedente. Le variabili esplicative incluse nel modello sono: lavoro non-standard (variabile binaria), contratto a tempo determinato (variabile binaria), sesso, età, età al quadrato, stato civile, anno (variabili binarie), status lavorativo, esperienza lavorativa, lavoratore autonomo (variabile binaria), istruzione terziaria (variabile binaria), macro aree (variabili binarie), quintili di ricchezza, settore di occupazione (ad esempio, agricoltura, industria, commercio, trasporti, banche e assicurazioni, pubblica amministrazione) e il numero di percettori di ricchezza all'interno della famiglia.

Tabella 6.4 Rapporto tra ricchezza finanziaria e ricchezza totale netta (f/w) con correzione di Heckman

	Rapporto modificato (1)	S.e.	Selezione (2)	S.e.
Educazione del padre			0,0270 *	(0,0140)
Occupazione non-standard	-0,0176	(0,0116)	-0,3813 ***	(0,0727)
Tempo determinato	-0,0128 **	(0,0063)	-0,2453 ***	(0,0369)
Donna	-0,0131 ***	(0,0035)	-0,0165	(0,0249)
Età	0,0048 ***	(0,0012)	-0,0105	(0,0078)
Età al quadrato	-0,0000 ***	(0,0000)	0,0001 **	(0,0001)
Occupato	-0,0035	(0,0110)	0,3660 ***	(0,0771)
Esperienza lavorativa	-0,0006 *	(0,0003)	0,0004	(0,0023)
Pensionato	0,0227 ***	(0,0074)	0,4220 ***	(0,0475)
Sposato	-0,0032	(0,0039)	-0,0720 ***	(0,0262)
Istruzione terziaria	0,0524 ***	(0,0038)	0,3350 ***	(0,0272)
N. guadagni	0,0057 ***	(0,0020)	0,0270 *	(0,0157)
Lavoratore autonomo	0,0207 ***	(0,0045)	0,0827 **	(0,0357)
Centro	-0,0180 ***	(0,0040)	-0,1760 ***	(0,0294)
Sud	-0,0596 ***	(0,0037)	-0,4051 ***	(0,0251)
Quintile ricchezza reale_2	-0,3357 ***	(0,0083)	0,5636 ***	(0,0327)
Quintile ricchezza reale_3	-0,4870 ***	(0,0068)	0,6385 ***	(0,0336)
Quintile ricchezza reale_4	-0,5067 ***	(0,0069)	0,8143 ***	(0,0348)
Quintile ricchezza reale_5	-0,5284 ***	(0,0071)	0,8741 ***	(0,0390)
Anno = 2006	0,0086	(0,0055)	-0,0931 **	(0,0405)
Anno = 2008	0,0010	(0,0054)	-0,2012 ***	(0,0396)
Anno = 2010	0,0072	(0,0057)	-0,1946 ***	(0,0402)
Anno = 2012	0,0005	(0,0054)	-0,3806 ***	(0,0395)
Anno = 2014	-0,0048	(0,0054)	-0,2877 ***	(0,0381)
Anno = 2016	-0,0090	(0,0060)	-0,2182 ***	(0,0410)
Settore dummy_industriale	0,0157	(0,0099)	-0,0077	(0,0730)
Settore dummy_commerciale	0,0011	(0,0102)	-0,0718	(0,0762)
Settore dummy_trasporti	-0,0016	(0,0123)	-0,0445	(0,0904)
Settore dummy_bancario	0,0510 ***	(0,0125)	-0,0403	(0,1050)
Settore dummy_amm. pubblica	0,0101	(0,0095)	-0,0605	(0,0720)
Mills	-,255 ***	(0,03,602 mila)		
Costante	0,4517 ***	(0,0316)	0,0670	(0,2023)
N. osservazioni	36.183		36.183	
Test Wald	(rho = 0): chi2 (1) = 6.27	Prob> chi2 = 0,0123		

Fonte: elaborazione degli Autori su dati SHIW 2000-2016

Tabella 6.5 Modello Tobit per il rapporto delle attività finanziarie da-rischio-a-totali (rf/f), SHIW, 2004-16

rf/f	Coefficiente	S.e.
Lavoro non-standard	-0,1047 *	(0,0541)
Tempo determinato	-0,0754 ***	(0,0234)
Donna	-0,1025 ***	(0,0124)
Età	0,0165 ***	(0,0029)
Età al quadrato	-0,0002 ***	(0,0000)
Esperienza lavorativa	0,0012	(0,0013)
Occupato	-0,1088 **	(0,0495)
Pensionato	0,0241	(0,0296)
Sposato	-0,0053	(0,0132)
Laurea	0,3116 ***	(0,0136)
Centro	-0,2700 ***	(0,0131)
Sud	-0,7469 ***	(0,0181)
Ricchezza quintile_2	0,6437 ***	(0,0290)
Ricchezza quintile_3	0,6496 ***	(0,0290)
Ricchezza quintile_4	0,8846 ***	(0,0285)
Ricchezza quintile_5	1.1480 ***	(0,0292)
Anno = 2006	-0,0827 ***	(0,0187)
Anno = 2008	-0,1413 ***	(0,0190)
Anno = 2010	-0,0762 ***	(0,0189)
Anno = 2012	-0,0822 ***	(0,0191)
Anno = 2014	-0,1083 ***	(0,0192)
Anno = 2016	-0,1698 ***	(0,0204)
Numero di percettori	0,0094	(0,0080)
Settore dummy_industriale	0,1305 ***	(0,0436)
Settore dummy_commerciale	0,1055 **	(0,0449)
Settore dummy_trasporti	0,0130	(0,0533)
Settore dummy_bancario	0,3898 ***	(0,0492)
Settore dummy_amm. Pubblica	0,0914 **	(0,0432)
Lavoratore autonomo	-0,0538 ***	(0,0166)
Costante	-1,3669 ***	(0,0865)
Osservazioni	41.498	

Fonte: elaborazione degli Autori su dati SHIW 2000-2016

I risultati sono mostrati nella Tabella 6.5. Essere impiegato in un lavoro non-standard ha un negativo e significativo impatto sul r/f , e lo stesso vale per i lavoratori a tempo determinato. I capifamiglia tendono ad essere meno rischiosi, in termini di investimenti finanziari. Quelli con istruzione terziaria mostrano una maggiore tendenza a investire in attività rischiose. Vivere nella parte settentrionale dell'Italia aumenta la probabilità di investire in attività rischiose. Il rapporto r/f aumenta rispetto alla ricchezza netta di proprietà di una famiglia. Le variabili binarie annue denotano un trend negativo di r/f in tutto il lasso di tempo osservato. Come previsto, lavorare nel settore bancario ha un impatto significativo e positivo sulla probabilità di investire in attività rischiose.

6.2.3 Pensioni complementari

In questa parte finale della sezione ci concentriamo sui regimi pensionistici integrativi (privati), per la loro maggiore incidenza nei portafogli di ricchezza. Studiamo i determinanti della scelta di avere una pensione integrativa attraverso un modello logit. Come nel caso precedente, utilizziamo i dati SHIW raccolti per il periodo 2004-2016. Le variabili esplicative incluse nel modello sono: sesso, età, età al quadrato, stato civile, anno (variabili binarie), status lavorativo, esperienza lavorativa, lavoratore autonomo (variabile binaria), istruzione terziaria (variabile binaria), macro aree (binarie variabili), quintili di ricchezza, settore di occupazione (agricoltura, industria, commercio, trasporti, banche e assicurazioni, pubblica amministrazione), lavoro non-standard (variabile binaria), contratto a tempo determinato (variabile binaria) e numero di percettori di ricchezza all'interno della famiglia.

I risultati sono mostrati nella Tabella 6.6. La partecipazione a regimi pensionistici integrativi aumenta con l'età ed è fortemente influenzata dal possesso di un titolo universitario. Per quanto riguarda gli altri indicatori, le pensioni private sono più comunemente diffuse nelle regioni settentrionali italiane. Non sorprende che la scelta di contribuire a un regime pensionistico complementare sia positivamente correlata al livello di ricchezza netta delle famiglie. Per quanto riguarda le variabili binarie dell'anno, emerge una tendenza crescente nella partecipazione rispetto all'anno di riferimento (2004). Infine, è interessante sottolineare che il fatto di essere un lavoratore autonomo è negativamente correlato alla probabilità di essere iscritto a un regime pensionistico integrativo. Questo dato potrebbe essere spiegato in un contesto di gestione del rischio complessivo, in cui i lavoratori autonomi – che hanno un più alto rischio nelle loro attività lavorative private rispetto ad altri lavoratori – preferiscono non aggiungere ulteriori fonti di rischio nelle loro scelte di investimento durante il ciclo di vita.

Tabella 6.6 Modello Logit per la partecipazione a regimi pensionistici supplementari

Pensione complementare	Coefficiente	S.e.
Donna	-0,0700	(0,0511)
Età	0,1717 ***	(0,0176)
Età al quadrato	-0,0020 ***	(0,0002)
Esperienza lavorativa	0,0027	(0,0052)
Occupato	0,2956 *	(0,1759)
Pensionato	-0,0530	(0,1299)
Sposato	0,0487	(0,0528)
Laurea	0,4112 ***	(0,0533)
Centro	-0,2888 ***	(0,0553)
Sud	-0,6911 ***	(0,0578)
Ricchezza quintile_2	0,6888 ***	(0,0834)
Ricchezza quintile_3	0,9123 ***	(0,0837)
Ricchezza quintile_4	0,9974 ***	(0,0821)
Ricchezza quintile_5	1.3583 ***	(0,0856)
Anno = 2006	0,0032	(0,0858)
Anno = 2008	0,0683	(0,0860)
Anno = 2010	0,8558 ***	(0,0799)
Anno = 2012	0,7308 ***	(0,0800)
Anno = 2014	0,7623 ***	(0,0807)
Anno = 2016	0,6468 ***	(0,0884)
Numero di percettori	0,2870 ***	(0,0295)
Settore dummy_industriale	0,8266 ***	(0,1516)
Settore dummy_commerciale	0,5705 ***	(0,1588)
Settore dummy_trasporti	1,0291 ***	(0,1751)
Settore dummy_bancario	1.5272 ***	(0,1739)
Settore dummy_amm.pubblica	0,4350 ***	(0,1521)
Lavoratore autonomo	-0,5824 ***	(0,0633)
Non standard	-0,3031	(0,1843)
Tempo determinato	-0,0999	(0,0796)
Constant	7,5298***	(0,4316)
Observations	48.748	

Fonte: elaborazione degli Autori su dati SHIW 2000-2016

Conclusioni

In questo capitolo abbiamo fornito alcune prove sulla distribuzione della ricchezza tra le famiglie in Italia, sulla base dell'Indagine sui bilanci delle famiglie (*Survey on Household on Income and Wealth*, SHIW) pubblicato dalla Banca d'Italia. Una diminuzione della disuguaglianza di ricchezza all'inizio degli anni 2000 è una prova ben nota in Italia, e un'interpretazione comune di questa recessione lo collega a un aumento dei prezzi delle case la cui proprietà è diffusa tra le famiglie italiane. Un'altra spiegazione concorrente alla riduzione della disuguaglianza all'inizio del secolo si basa sulla diminuzione dei prezzi delle azioni a seguito della crisi delle dot-com. Altro fatto rilevante che emerge dall'analisi descrittiva è un picco nell'indice di Gini della ricchezza netta, verificatosi nel 2012. Esso segue una tendenza al rialzo iniziata nel 2008 che riflette gli effetti combinati sull'economia italiana della crisi finanziaria mondiale del 2008, seguita dalla crisi del debito sovrano europeo nel 2011.

A differenza della tendenza non monotona mostrata dall'indice di Gini, i rapporti interquantili mostrano un aumento complessivo della disuguaglianza di ricchezza nel periodo 2004-2016.

Abbiamo quindi cercato di approfondire alcune delle determinanti delle scelte del portafoglio finanziario, osservando il rapporto tra ricchezza finanziaria e ricchezza totale netta (f/n) e il rapporto tra attività finanziarie rischiose e attività finanziarie totali (rf/f). Si è trovato un ruolo positivo significativo svolto dall'alfabetizzazione finanziaria nella detenzione di beni finanziari rischiosi, mentre l'occupazione non-standard o la posizione atipica nel mercato del lavoro sono associate a minori investimenti in attività rischiose.

Infine, l'analisi della partecipazione ai regimi pensionistici integrativi conferma e quantifica un problema critico per la ricchezza della previdenza sociale e l'adeguatezza a lungo termine del sistema pensionistico in Italia. In particolare, gli individui e le famiglie che trarrebbero maggiori benefici da un regime pensionistico complementare – vale a dire quelli con un basso patrimonio finanziario e reale accumulato e/o con carriere frammentate nel mercato del lavoro – sono anche quelli che mostrano la partecipazione più bassa al pilastro pensionistico privato.

Riferimenti bibliografici

- Atkinson A.B. (1970), On the Measurement of Inequality, *Journal of Economic Theory*, 2, n.3, pp.244-263
- Arrondel L., Majdi D., Savignac F. (2015), Stockholding in France: the role of financial literacy and information, *Applied Economics Letters*, 22, n.16, pp.1315-1319

- Baglioni A., Colombo L., Piccirilli G. (2018), On the anatomy of financial literacy in Italy. *Economic Notes: Review of Banking, Finance and Monetary Economics*, 47, n.2-3, pp.245-304
- Borghans L., Heckman J.J., Golsteyn B.H., Meijers H. (2009), Gender differences in risk aversion and ambiguity aversion, *Journal of the European Economic Association*, 7, n.2-3, pp.649-658
- Cannari L., D'Alessio G. (2018), *La disuguaglianza della ricchezza in Italia: ricostruzione dei dati 1968-75 e confronto con quelli recenti*, Questioni di economia e finanza n.428, Roma, Banca d'Italia
- D'Alessio G. (2012), Ricchezza e disuguaglianza in Italia, in D. Checchi (ed.), *Disuguaglianze diverse*, Bologna, Il Mulino
- D'Aurizio L., Faiella I., Iezzi S., Neri A. (2006), The under-reporting of financial wealth in the Survey on Household income and Wealth, Temi di discussione n.610, Roma, Banca d'Italia
- Di Mauro C. (2008), Uncertainty Aversion Vs. Competence. An Experimental Market Study, *Theory and Decision*, 64, n.2, pp.301-331
- Hasler A., Lusardi A. (2017), *The gender gap in financial literacy. A global perspective*, Global Financial Literacy Excellence Center, The George Washington University School of Business <<https://bit.ly/2NS3Z12>>
- Heckman J.J. (1979), Sample selection bias as a specification error, *Econometrica*, 47, n.1, pp.153-162
- Lerman R.I., Yitzhaki S. (1985), Income inequality effects by income source. A new approach and applications to the United States, *Review of Economics and Statistics*, 67, n.1, pp.151-156
- Liao L., Xiao J.J., Zhang W., Zhou C. (2017), Financial literacy and risky asset holdings: evidence from China, *Accounting & Finance*, 57, n.5, pp.1383-1415
- Lusardi A., Mitchell O.S. (2014), The economic importance of financial literacy. Theory and evidence, *Journal of economic literature*, 52, n.1, pp.5-44
- Powell M., Ansic D. (1997), Gender Differences in Risk Behaviour in Financial Decision-Making. An Experimental Analysis, *Journal of Economic Psychology*, 18, n.6, pp.605-628
- Schubert R., Gysler M., Brown M., Brachinger H. (1999), Financial Decision-Making. Are Women Really More Risk-Averse?, *American Economic Review*, 89, pp.381-385

7. T-DYMM 3.0

Introduzione

Il mondo del lavoro è in continua evoluzione. La discontinuità nelle carriere lavorative e le sfide di un'adeguata protezione sociale per i lavoratori atipici sono tra gli argomenti più rilevanti in questo ambiente in rapida evoluzione fino ad oggi. Per affrontare questi e altri problemi, la nuova versione di T-DYMM, il *Treasury Dynamic Microsimulation Model* del Ministero dell'Economia e finanze, rappresenta un'opportunità unica per studiare gli effetti di medio e lungo periodo delle politiche attuali e scenari alternativi. In una prospettiva di disparità di reddito di mercato in costante aumento, è di fondamentale importanza favorire la discussione su come riequilibrare i risultati post-mercato. Nell'ambito del progetto MOSPI, riteniamo che le potenziate capacità di simulazione di T-DYMM saranno di grande aiuto a tali scopi.

In questo capitolo, sarà presentata una breve tassonomia dei modelli di microsimulazione nella sezione 7.1. In tal modo, intendiamo fornire una panoramica dei fondamenti metodologici e dei principali usi della microsimulazione nel campo dell'economia. La trattazione verterà sulla distinzione tra modelli incentrati sugli effetti di breve periodo piuttosto che sugli effetti di medio e lungo periodo di un determinato cambiamento di policy e offriremo uno sguardo preliminare ai modi in cui le risposte comportamentali ai cambiamenti di policy possono essere incorporate all'interno dei modelli dinamici. Il nostro scopo è quello di delineare le funzionalità di T-DYMM in un contesto comparativo, tenendo conto del suo ruolo nella comunità della microsimulazione.

La sezione 7.2 si concentra sugli sviluppi dell'ultima versione di T-DYMM, offrendo una prospettiva sulle sue versioni precedenti (Caretta *et al.* 2013; IESS 2016).

Infine, la sezione 7.3 delinea gli argomenti di ricerca che la nuova versione del modello tenterà di affrontare.

7.1 Tassonomia dei modelli di microsimulazione

Nell'ampio spettro di tecniche e approcci che di solito chiamiamo *strumenti per la valutazione delle politiche pubbliche*, l'uso di modelli di simulazione trova uno spazio concreto e ben definito. A differenza delle scienze naturali, dove gli esperimenti randomizzati sono la pietra angolare per una migliore comprensione dell'ambiente circostante, essi non sono quasi mai praticabili per lo studio delle questioni socioeconomiche. Le difficoltà incontrate nel definire le condizioni ideali per gli esperimenti hanno fatto propendere i ricercatori per la simulazione dell'ambiente oggetto di studio. Ad esempio, come nel nostro caso, partendo da un campione rappresentativo della popolazione e simulando le caratteristiche individuali e il sistema *tax-benefit* nel lungo periodo si può studiare l'effetto di una modifica delle norme pensionistiche sull'adeguatezza delle prestazioni erogate. La presenza di individui simulati all'interno del modello consente un'analisi approfondita degli effetti di una determinata politica su particolari sottogruppi della popolazione, nonché dell'impatto distributivo complessivo.

I primi modelli di simulazione in campo economico sono nati negli anni '30 (Baldini e Toso 2009). Generalmente definiti come *modelli macroeconomici*, focalizzano la loro attenzione sul funzionamento del sistema economico nel suo complesso (semplificato da un sistema di equazioni) e sulle variabili aggregate che lo definiscono meglio. Da questa visione puramente macroeconomica, l'attenzione si è successivamente spostata sull'inclusione di una base microeconomica nei *modelli computazionali di equilibrio generale* (CGE), unendo la teoria dell'equilibrio generale con l'evidenza fornita da dati amministrativi aggregati. La necessità di tener conto della complessa eterogeneità della popolazione ha portato alla nascita di quelli che ora possono essere definiti *modelli di micro simulazione* verso la fine degli anni '50, anche se il loro ampio uso è stato reso possibile solo a partire dall'inizio degli anni '70 grazie agli sviluppi nelle capacità computazionali dei software. Il passaggio di attenzione dalle unità macroeconomiche a quelle microeconomiche può essere ricondotto al lavoro di Orcutt (1957), il quale ha gettato le basi del campo di ricerca in "Un nuovo tipo di sistema socioeconomico", e che ritorna dieci anni dopo (Orcutt 1967) per sottolineare l'importanza di unire le tecniche di microsimulazione con i modelli macroeconomici. La ricchezza di informazioni ora disponibili su individui e famiglie ha finalmente permesso la simulazione dettagliata e la proiezione della moltitudine di dimensioni e interazioni che gli agenti economici sperimentano.

In economia, i modelli di microsimulazione sono strumenti utilizzati nell'attività di simulazione basati su dati campionari o amministrativi di micro unità di analisi quali individui, famiglie o imprese. L'attività di modellizzazione consiste nell'uso di software computazionali al fine di "catturare l'impatto dei cambiamenti di policy (*es. il sistema tax-benefit, corsivo nostro*) e/o dei cambiamenti nel comportamento degli agenti economici"

(Dekkers 2015b). A differenza dei modelli macroeconomici, l'eterogeneità individuale è completamente preservata e modellata.

Nel corso degli anni, una vasta letteratura ha descritto usi, scelte metodologiche e struttura dei modelli di microsimulazione (tra i tanti: Merz 1991; Bourguignon e Spadaro 2006; Dekkers 2015b). Per i nostri scopi, faremo uso di una distinzione che vede da un lato i modelli statici e i modelli di offerta di lavoro, in cui l'effetto di un cambiamento di policy viene valutato nel breve periodo, contrapposti ai modelli dinamici, che sono strumenti per lo studio degli effetti di medio e lungo periodo. Ciò che si sostiene qui non ha l'ambizione di coprire l'intera gamma di applicazioni dei modelli di microsimulazione. Molti altri usi in campo economico quali l'utilizzo di modelli spaziali (O'Donoghue *et al.* 2014; Tanton 2018), modelli sanitari (Rutter *et al.* 2010), modelli macro-micro (Peichl 2016) e modelli concentrati sul lato delle imprese (Buslei *et al.* 2014) non vengono trattati in questa sede.

7.1.1 Focus sugli effetti di breve periodo: modelli statici e modelli di offerta di lavoro

Il tratto peculiare di questi modelli è il focus sull'orizzonte temporale di breve periodo. I modelli statici simulano il complesso sistema di tasse e trasferimenti di un determinato paese – o per una moltitudine di paesi come nel caso di EUROMOD (Sutherland e Figari 2013). Ad esempio, imponendo un aumento delle aliquote dell'imposta sul reddito delle persone fisiche, ciò che il modello ci consente di calcolare sono gli *effetti di primo ordine* (altrimenti chiamati *effetti diretti*) della modifica della politica simulata, ovvero la redistribuzione degli oneri e benefici fiscali e dei costi di bilancio totali di tale riforma, senza tenere conto delle risposte comportamentali.

Per semplificare ulteriormente la questione, non sappiamo quante ore gli individui sarebbero disposti ad offrire sul mercato del lavoro a seguito di uno shock fiscale. Di conseguenza, ciò avrebbe un impatto sul livello del reddito da lavoro guadagnato, supponendo che il maggiore o minore numero di ore sia completamente assorbito dal lato della domanda. Ciò non significa che i modelli statici non forniscano informazioni utili allo studio delle risposte sull'offerta di lavoro: la direzione del cambiamento può essere colta osservando l'aliquota fiscale media per gruppi di reddito o l'aliquota fiscale marginale effettiva di specifici contribuenti. Il loro uso è spesso il punto di partenza di un'analisi più elaborata, che richiede innanzitutto la simulazione del sistema *tax-benefit* sottostante.

La maggioranza dei modelli che simulano le regole *tax-benefit* lo fa utilizzando dati cross-sezionali di natura campionaria rappresentativi della popolazione di riferimento (Martini e Trivellato 1997; Ceriani *et al.* 2013). A causa del probabile disallineamento tra i dati di reddito lordo e i corrispondenti totali di fonte amministrativa, è necessaria l'implementazione di un algoritmo di lordizzazione (Immervoll e O'Donoghue 2001), che consente di correggere la discrepanza esistente tra i valori di reddito lordo così

come forniti dall'indagine e i valori reali. Più limitati sono i casi in cui il modello è costruito solo su dati amministrativi, anche se la combinazione delle due fonti di dati è diventata una pratica comune. Inoltre, le variabili sociodemografiche e i valori di reddito su cui è costruito il modello si riferiscono a un anno fiscale (ad es. $t-3$) che raramente corrisponde al sistema *tax-benefit* simulato (t). Ciò implica l'aggiornamento dei valori di reddito sulla base dei conti nazionali aggregati (ad es. utilizzando l'indice dei prezzi al consumo), oltre all'invecchiamento statico della popolazione (*static ageing*), in cui le persone mantengono le loro caratteristiche originali come inizialmente raccolte nell'indagine, ma viene assegnato un nuovo peso campionario per rispecchiare i cambiamenti sociodemografici nella transizione $t-3 \rightarrow t$. Il peso dei contribuenti per classi di reddito della distribuzione (lorda) di riferimento viene spesso calibrato prima di simulare il sistema *tax-benefit* per l'anno t . L'ultima fase consiste nella validazione macroeconomica del modello, in cui i redditi/contribuenti e gli aggregati di reddito (quali il reddito lordo totale soggetto a tassazione, le imposte totali dovute e i trasferimenti totali ricevuti) sono confrontati con i valori ufficiali per determinare l'accuratezza del modello (Sutherland 2018).

Il framework di modellizzazione sopra evidenziato può essere ulteriormente esteso includendo le risposte sull'offerta di lavoro. Le persone reagiscono ai cambiamenti di policy modificando il numero di ore lavorate o i comportamenti di consumo. Catturare questi effetti significa studiare gli *effetti di secondo ordine* (o *effetti indiretti*) di una modifica del sistema *tax-benefit*.

Un quadro semplificato preso a prestito da Aaberge e Colombino (2014) potrebbe essere di aiuto nella definizione di questi modelli. Supponiamo che un campione rappresentativo di individui o famiglie ($i = 1, \dots, N$) al tempo t disponga di un insieme di possibilità β_i i cui elementi (x_i) includono scelte di offerta di lavoro quali le ore di lavoro e i settore di occupazione, oltre ai comportamenti di consumo. Per semplificare le cose, β_i può essere espresso nel modo più elementare come segue:

$$B_i = \{(c, b) : c \leq f(wb, I)\}$$

dove b sono le ore di lavoro; c è il reddito netto disponibile; w indica la retribuzione lorda oraria; I è il reddito non da lavoro e $f(\cdot)$ è il sistema *tax-benefit*. Supponendo che le preferenze non cambino a seguito di uno shock imposto nel sistema fiscale, l' i -esimo agente agirà in modo da massimizzare una funzione di utilità vincolata $U_i(x_i)$ che raccoglie le preferenze individuali. Consentendo a b di variare in un intervallo settimanale predefinito (ad es. $H = 35, \dots, 45$ con b numero intero) o in modo continuo nel tempo, il nostro agente sceglierà i nuovi elementi x_i tali per cui $x_i = \max U_i(x_i)$ con $x_i \in \beta_i$.

Per una spiegazione dettagliata sul funzionamento di questi modelli, si veda Aaberge e Colombino (2018), in cui viene fornita una distinzione tra *modelli di offerta di lavoro discreta* e *modelli di offerta di lavoro continua*.

Tabella 7.1 Modelli statici e di offerta di lavoro ancora in funzione in Italia

Nome	Riferimento	Modello	Dati	Caratteristica principale
BETAMOD	Albarea <i>et al.</i> (2015)	S	IT-SILC	Stime affidabili del tasso di evasione fiscale
BIMic	Curci <i>et al.</i> (2017)	S	SHIW	Modello della Banca d'Italia; stime affidabili degli asset mobiliari e immobiliari
Modello di Colombino	Colombino (2015)	LS	SHIW	Ampiamente utilizzato per lo studio di una politica universale di sostegno al reddito in Italia
EUROMOD (IT)	Sutherland e Figari (2013)	S	IT-SILC	Comparabilità tra paesi e simulazione completa dei trasferimenti
FaMiMod	Cozzolino e Di Marco (2015)	S	IT-SILC	Modello ISTAT; ampiezza delle politiche simulate
ITaxSIM	Baldini <i>et al.</i> (2015b) ¹	S	IT-SILC	Modello del Dipartimento del Tesoro; ampiezza delle politiche simulate
Modello di Pacifico	Pacifico (2009)	LS	SHIW	Consente di introdurre errori nella stima dei salari, eterogeneità non osservata nelle preferenze e costi fissi monetari non osservati
MAPP ©	Baldini <i>et al.</i> (2015a); Boscolo (2019)	S	IT-SILC	Trasferimenti monetari e in kind; simulazioni dettagliate delle componenti di reddito esenti da tassazione progressiva
MEF (Finanze)	Di Nicola <i>et al.</i> (2015)	S	IT-SILC / ITR	Modello del Dipartimento delle Finanze; costruito su un <i>matching</i> esatto tra dati campionari e dichiarazioni dei redditi
MicroReg	Maitino <i>et al.</i> (2017)	S	IT-SILC	Imposte indirette e benefici in kind
Modello di Pellegrino	Pellegrino <i>et al.</i> (2011)	S	SHIW	Fiscalità immobiliare
SM2	Betti <i>et al.</i> (2011)	S	IT-SILC	Algoritmo di lordizzazione utilizzato in EU-SILC per l'Italia
TABEITA	D'Amuri e Fiorio (2006)	S	IT-SILC	Enfasi sul processo di lordizzazione e sui problemi di validazione del modello
TREMOD	Azzolini <i>et al.</i> (2017)	S	ICFT / ITR	Modello regionale (Provincia di Trento) basato sulla piattaforma EUROMOD
UPB	Gastaldi <i>et al.</i> (2017)	S	SHIW	Modello dell'Ufficio Parlamentare di Bilancio; ampiezza delle politiche simulate

Nota: S sta per 'modello statico', mentre LS indica 'modello di offerta di lavoro'. IT-SILC sta per Indagine sul reddito e le condizioni di vita per l'Italia; SHIW è l'Indagine sul bilancio delle famiglie italiane della Banca d'Italia; ICFT è l'Indagine sulle condizioni di vita delle famiglie trentine; mentre ITR indica le dichiarazioni dei redditi individuali. Per una trattazione più completa dei modelli statici in Italia si veda Azzolini *et al.* (2017). Per una discussione internazionale si veda Li *et al.* (2014c).

¹ L'articolo indicato sembra essere l'unico in cui sia stato utilizzato ITaxSIM. Daniele Pacifico ha costruito il modello.

L'approccio discreto sembra aver acquisito maggiore popolarità nell'ambito della microsimulazione, sia grazie alla sua definizione più realistica di quali siano le scelte di offerta di lavoro, dove le persone hanno maggiori probabilità di affrontare opzioni di lavoro limitate (ad esempio lavoro part-time o full-time), che dei vantaggi computazionali nella stima delle funzioni di preferenza individuale (Creedy e Kalb 2005).

Un elenco dei modelli statici e di offerta di lavoro ancora in uso nel contesto italiano e delle loro caratteristiche principali è riportato nella Tabella 7.1.

Data la descrizione di cui sopra, T-DYMM condivide con i modelli statici la simulazione del sistema *tax-benefit*. La nuova versione del modello beneficerà di un ulteriore sviluppo del *Modulo Fiscale* reso possibile dall'uso delle dichiarazioni dei redditi individuali, nonché da una simulazione più completa delle misure di protezione sociale.

7.1.2 Focus su effetti di medio e lungo periodo: modelli dinamici

I modelli dinamici sono strumenti che simulano e prevedono nel tempo i comportamenti degli agenti. Sono stati usati per molti scopi quali le proiezioni delle dimensioni sociodemografiche nell'ambito delle politiche attuali o scenari alternativi; per la valutazione della sostenibilità e dell'equità dei programmi di assistenza sociale destinati ad avere effetti rilevanti nel lungo periodo; per unire la microsimulazione all'analisi macroeconomica, in cui i modelli dinamici fungono da input per i modelli CGE (Colombo 2010; Buddelmeyer *et al.* 2012; Peichl 2016). Come nel caso precedente, il punto di partenza è un campione rappresentativo della popolazione in un dato momento t o un dataset misto che unisce dati campionari a dati amministrativi e/o censuari a livello micro. Più raro è il caso in cui vengono utilizzati solo dati ipotetici¹. I comportamenti sono modellati e simulati mediante l'utilizzo dell'analisi di regressione congiuntamente alle tecniche di simulazione Monte Carlo. A differenza dei modelli statici, l'invecchiamento della popolazione avviene simulando le caratteristiche individuali e familiari future (*dynamic ageing*). Supponiamo che sia nota la probabilità di un evento (ad esempio, partorire, morire, sposarsi, essere un dipendente piuttosto che un lavoratore autonomo), calcolata grazie ad un modello probabilistico, oppure ricavata da informazioni esterne sulla probabilità dell'evento divisa per età e sesso, quali matrici di transizione annuali (ad esempio, tabelle di mortalità o di fertilità). Per assegnare il verificarsi di un evento specifico agli agenti, la probabilità corrispondente viene confrontata con un numero casuale u_i estratto da una distribuzione uniforme $[0,1]$ per ciascun i -esimo individuo. L'evento viene assegnato quando è inferiore a \cdot . Il processo viene quindi ripetuto iterativamente nel tempo per ciascun evento, seguendo un ordine sequenziale.

¹ Vedi: <https://liam2.plan.be/>.

La suddetta descrizione del framework di modellizzazione ci ricorda quanto siano cruciali le specificazioni econometriche e la struttura modulare del modello. Innanzitutto, trovare equazioni ottimali che simulino con precisione la probabilità di un certo numero di eventi non è un compito facile. A tal fine, l'uso di dati amministrativi svolge un ruolo importante. Ad esempio, il modulo per il mercato del lavoro di T-DYMM si avvale di un panel di dati contenente informazioni dettagliate sugli status lavorativi e sulle storie contributive. D'altra parte, la scelta di cosa simulare all'interno della struttura del modello e quando farlo è importante. Gli eventi sono assegnati secondo un ordine sequenziale, che mira a replicare le scelte del percorso di vita individuale. I moduli demografici e di istruzione precedono, di solito, i moduli del mercato del lavoro, così come i moduli pensionistici e fiscali vengono dopo la simulazione del reddito lordo da lavoro guadagnato. Definire la sequenza degli eventi così da rappresentare irrealisticamente le scelte del percorso di vita può portare a proiezioni distorte.

Usando le classificazioni presentate in O'Donoghue (2001), esistono modelli dinamici che simulano i comportamenti dell'intera popolazione (*population models*) o di un gruppo della popolazione (*cohort models*). In entrambi i casi, le persone invecchiano utilizzando lo stesso framework di modellizzazione. L'unica differenza è che i *cohort models* invecchiano un gruppo specifico, seguendo ciascun individuo fino all'ultimo periodo in cui si verifica l'evento morte, mentre i modelli di popolazione portano tutti gli individui a un dato momento t nel futuro. Un'altra distinzione che può essere rilevata è se il modello sia *aperto* o *chiuso*. Un modello chiuso consente alle persone di sposarsi solo con altre persone del campione iniziale. Al contrario, i modelli aperti creano artificialmente i coniugi degli individui del campione che subiscono l'evento matrimonio, rendendo più difficile garantire la rappresentatività della popolazione. In entrambi i casi, i neonati e i migranti sono generati esternamente da una routine di clonazione. Infine, i modelli dinamici sono caratterizzati dal trattamento del tempo come *discreto* o *continuo*. Quando il tempo è discreto, i comportamenti vengono simulati in ciascun periodo t (di solito annuo) in base all'ordine sequenziale predefinito e le transizioni di stato avvengono solo all'inizio del nuovo periodo $t + 1$ (ad es. da impiegato a tempo t a disoccupato a tempo $t + 1$, il che significa che l'*i-esimo* individuo vivrà almeno un anno di disoccupazione). Quando il tempo è continuo, invece, le funzioni di sopravvivenza vengono utilizzate per simulare il tempo degli eventi e possono verificarsi transizioni di stato in qualsiasi periodo, consentendo un calcolo più preciso del tempo effettivo trascorso in ciascuno stato. Anche se teoricamente più attraente, il trattamento del tempo in modo continuo pone una serie di sfide a partire dalla disponibilità dei dati e dai problemi di stima (Li *et al.* 2014a).

Il funzionamento dei modelli a tempo continuo è stato ampiamente trattato in Willekens (2006), dove viene fornita una spiegazione accurata del *quantile function approach* utilizzato in tale framework di modellizzazione.

In conclusione, degno di nota è l'uso delle procedure di allineamento nella microsimulazione dinamica. L'importanza dell'allineamento risiede nella limitata

capacità predittiva dei modelli dinamici. Lo scopo essenziale di tali modelli non è quello di fornire previsioni sulle variabili demografiche o macroeconomiche; piuttosto, questi modelli incorporano proiezioni demografiche e macroeconomiche e forniscono approfondimenti sulle caratteristiche aggregate e distributive del campione in simulazione, riguardanti soprattutto il mercato del lavoro, il sistema *tax-benefit*, il sistema pensionistico ecc.

La proiezione delle caratteristiche future del campione sulla sola base delle equazioni del modello può portare a valori aggregati che difficilmente coincidono con le proiezioni ufficiali. Per questi motivi, l'uso delle procedure di allineamento è generalmente considerato come un passo necessario verso la costruzione di una proiezione coerente dello scenario di base del modello, sebbene il dibattito su quali variabili debbano essere allineate e quanto ampi debbano essere gli allineamenti è lungi dall'essere chiuso (Baekgaard 2002; Li *et al.* 2014a).

L'allineamento consiste in una tecnica di calibrazione utilizzata per vincolare l'output del modello agli aggregati derivati esternamente (Scott 2001). Il numero di individui che subiscono l'evento τ (ad es. partorire, morire, essere impiegati) può essere allineato a proiezioni esterne al modello (ad es. tassi di fertilità, tassi di mortalità, tassi di occupazione), spesso divise per età e sesso. La selezione degli individui può essere effettuata in modo casuale o classificandoli sulla base della probabilità di sperimentare l'evento allineato – quello che viene definito in letteratura come *sorting-based alignment method* (Li e O'Donoghue 2014a). Si noti che le proiezioni di riferimento possono essere quelle ufficiali rese disponibili da istituzioni terze o calcolate autonomamente utilizzando modelli macroeconomici, quali quelli di equilibrio generale (CGE). In quest'ultimo caso, gli output del modello CGE fungono da input per l'allineamento dei modelli dinamici in un'impostazione top-down (Peichl 2016).

Nella Tabella 7.2 è riportato un elenco di tutti i modelli dinamici sviluppati in Italia e delle caratteristiche principali.

Tabella 7.2 Modelli dinamici in Italia

Nome	Riferimento	Dati d'indagine	Dati amministrativi	In operazione	Gruppo/Popolazione	Aperto/Chiuso	Discreto/Continuo	Caratteristica principale
CAPP_DYN	Mazzaferro e Morciano (2012); Tedeschi <i>et al.</i> (2013)	IT-SILC	No	No	Popolazione	Chiuso	Discreto	Analisi dell'evoluzione della ricchezza ed effetti distributivi
DYNAMITE	Ando e Nicoletti-Altimari (2004)	SHIW	No	No	Popolazione	Chiuso	Discreto	Rapporto tra struttura demografica e tasso di risparmio
IrpetDin	Maitino e Sciclone (2009)	IT-SILC	Si (INPS)	Si	Popolazione	Chiuso	Discreto	Unico esempio di modello regionale (Toscana)
Italian Cohort	Baldini (2001)	SHIW	No	No	Gruppo	Chiuso	Discreto	Effetto redistributivo dell'intervento statale in campo sociale
Modello di Michelangeli e Pietrunti	Michelangeli e Pietrunti (2014)	SHIW	No	Si	Popolazione	Chiuso	Discreto	Focus sull'indebitamento delle famiglie e sul monitoraggio della vulnerabilità finanziaria
MIND	Bianchi <i>et al.</i> (2005)	SHIW	No	No	Popolazione	Chiuso	Discreto	Enfasi sull'allineamento del modello e sui problemi di validazione
T-DYMM	Caretta <i>et al.</i> (2013) ¹ ; IESS (2016) ²	IT-SILC	Si (INPS)	Si	Popolazione	Chiuso	Discreto	Sostenibilità finanziaria e adeguatezza del sistema di sicurezza sociale

Nota: IT-SILC sta per Indagine sul reddito e le condizioni di vita per l'Italia; SHIW è l'Indagine sui bilanci delle famiglie italiane della Banca d'Italia; mentre INPS è l'acronimo di Istituto Nazionale della Previdenza Sociale. Si veda O'Donoghue (2001) e Li e O'Donoghue (2013), per una discussione internazionale sui modelli dinamici. Nella tabella sopra, i *modelli agent-based* non sono inclusi poiché sono tradizionalmente distinti dai modelli dinamici in letteratura (Bac *et al.* 2016). Per un esempio nel contesto italiano si veda Leombruni e Richiardi (2006).

¹ Si riferisce alla prima versione del modello (T-DYMM 1.0).

² Si riferisce alla seconda versione del modello (T-DYMM 2.0).

7.1.3 Risposte di policy all'interno di un framework dinamico di microsimulazione

Date ipotesi plausibili sugli aggregati macroeconomici nel futuro, i modelli dinamici sono stati principalmente utilizzati per far luce sui risultati di lungo periodo delle politiche attuali e scenari alternativi. I singoli attributi vengono proiettati nel tempo utilizzando le probabilità di transizione e le tecniche di campionamento. Questo paragrafo si concentra su come modellare e incorporare le risposte ai cambiamenti delle politiche in un quadro di modellizzazione dinamica. Gli sforzi di ricerca si sono concentrati principalmente sull'inclusione delle decisioni di pensionamento e delle risposte all'offerta di lavoro, sebbene possano essere modellate altre risposte quali la richiesta dei trasferimenti monetari (benefit take-up), i modelli di consumo e le pratiche di autocura per la salute. Di seguito, esploreremo la possibilità di migliorare le capacità di simulazione di T-DYMM alla luce dell'attuale stato dell'arte in questo campo. Tuttavia, è necessario ricordare che la modellizzazione delle risposte comportamentali si basa sul presupposto cruciale che i cambiamenti di policy simulati non modificano le preferenze degli agenti, indipendentemente dal fatto che le risposte siano identificate mediante l'utilizzo di modelli comportamentali strutturali o modelli a forma ridotta. Innanzitutto, vale la pena notare che la procedura di allineamento costituisce un primo modo di analizzare scenari politici alternativi in determinate circostanze. Un esempio di tale uso è stato delineato in O'Donoghue *et al.* (2010). Come sostengono gli autori, una soluzione per l'inclusione delle interazioni comportamentali è *confrontare il valore medio dell'evento (pre-allineamento), quale il tasso di transizione medio o i guadagni medi nello scenario di base, con la media nello scenario alternativo. Un potenziale metodo è quello di aumentare i valori dell'allineamento per differenza proporzionale*. L'attrattiva di tale strategia di modellizzazione risiede nella sua semplicità di applicazione. Allo stesso tempo, l'approssimazione delle risposte comportamentali degli agenti potrebbe essere un presupposto troppo irrealistico su cui fare affidamento. Come fattore chiave negli studi di microsimulazione, l'eterogeneità degli agenti può essere catturata meglio con approcci più opportunamente microfondati².

Come notato da Li *et al.* (2014b), i modelli dinamici possono usare *modelli comportamentali strutturali, modelli statistici a forma ridotta* (analisi di regressione probabilistica) *o oppure matrici di transizione per simulare il cambiamento*. Quindi, più specificamente: *I modelli comportamentali sono fondati sulla teoria economica, nel senso che i cambiamenti nelle caratteristiche istituzionali o di mercato [come i cambiamenti esogeni di policy o nelle caratteristiche della domanda di lavoro] causano cambiamenti nei comportamenti individuali attraverso un processo di ottimizzazione... I modelli a forma ridotta e le matrici di transizione vengono spesso utilizzati*

² Si tenga presente che l'uso delle procedure di allineamento per una rappresentazione più coerente dello scenario di base può coesistere con modalità alternative di inclusione delle risposte di policy all'interno di un framework dinamico.

per simulare mortalità, fertilità, formazione dei nuclei familiari, transizioni del mercato del lavoro ecc. Poiché questi modelli di solito non dipendono dall'inclusione di parametri di policy, sono spesso limitati alla simulazione dello status quo e non sono adatti per l'analisi di scenari alternativi.

Nonostante il loro uso limitato per tali scopi di modellizzazione, potrebbero essere impiegati modelli statistici di forma ridotta per catturare l'entità e la dimensione degli aggiustamenti comportamentali a seguito di un cambiamento di policy. Tuttavia, ciò dipende dall'inclusione di parametri di policy (ad esempio una covariata nell'equazione di transizione che identifica la presenza o l'assenza di una specifica impostazione di policy, nonché la sua intensità) e l'uso di una variabile dipendente che rappresenti efficacemente il modo in cui gli individui tendono a reagire ai cambiamenti di politica. Un valido esempio di microsimulazione comportamentale attraverso l'uso dell'analisi di regressione probabilistica è dato dal modello dinamico della Banca d'Italia (DYNAMITE) (Ando e Nicoletti-Altimari 2004). Il modello è stato interamente costruito su dati SHIW. L'età pensionabile prevista al momento dell'indagine è stata utilizzata per identificare le risposte comportamentali individuali. Tra le covariate sono stati inclusi incentivi economici come il tasso interno di rendimento di diversi regimi pensionistici e le perdite previste sotto forma di mancate prestazioni pensionistiche. Una prima equazione è stata utilizzata per determinare l'età pensionabile prevista, una volta che le persone entrano nel mercato del lavoro per la prima volta. Quindi, grazie a una seconda equazione che tiene conto anche delle caratteristiche che variano nel tempo quali cambiamenti nella composizione familiare, numero di figli a carico, pensionamento del partner e shock monetari temporanei, l'età pensionabile prevista è stata ricalcolata per ogni anno nell'intervallo di età che va dai 50 ai 57 anni, utilizzando quest'ultima come età minima richiesta.

Concentrandosi sulla decisione di pensionamento, un modello strutturale comportamentale è implementato in SADNAP (van Sonsbeek 2011). Il framework qui descritto è l'*option value model* proposto da Stock e Wise (1990).

Le persone scelgono l'età ottimale per andare in pensione massimizzando l'utilità prevista nel ciclo di vita composta da reddito da lavoro e reddito da pensione separatamente. Per ogni anno compreso nell'intervallo di età discreto preso a riferimento (ad es. 60-69), è necessario stimare il valore atteso di entrambe le componenti di reddito. La scelta dell'età in cui andare in pensione viene effettuata quando gli individui hanno 60 anni supponendo che siano nati tutti il 1° gennaio. Ciò significa che il reddito da lavoro è sconosciuto nel primo e negli anni successivi dell'intervallo di età in cui viene pianificata la decisione di pensionamento (e lo stesso vale per il reddito da pensione). La funzione del valore è quindi definita come segue:

$$V_t(R) = \sum_{s=t}^{r-1} \left(\frac{1}{1-p}\right)^{s-t} p(s|t) U_r((Y_s)^r) + \sum_{s=r}^S \left(\frac{1}{1-p}\right)^{s-t} p(s|t) U_b(kB_s(R)^r)$$

dove t è uguale a 1 (60 anni nel nostro intervallo di età); s varia nell'intervallo di età, estremi inclusi; p è il tasso applicato per attualizzare i flussi di reddito futuri; $p(s|t)$ rappresenta le probabilità di sopravvivenza nel s -esimo anno; γ è un parametro che rispecchia l'avversione al rischio individuale; $B_s(R)$ sono le prestazioni pensionistiche percepite; S è l'anno in cui la probabilità di morire è pari a 1³.

Alcuni modelli hanno tentato di includere le risposte sull'offerta di lavoro in ambito dinamico mediante l'utilizzo di modelli comportamentali strutturali. Uno dei primi contributi venne dal modello svedese MICROHUS (Klevmarken e Olovsson 1996). Gli adeguamenti comportamentali ai cambiamenti di policy sono stati valutati alla luce di un'importante riforma sulla tassazione dei redditi e dei consumi personali, avvenuta in Svezia nel 1991. Mentre gli aumenti o le diminuzioni delle ore di lavoro (annuali) simulate sono stati calcolati utilizzando il modello di Hausman (Burtless e Hausman 1978; Hausman 1979), che rientrerebbe nella categoria dei modelli continui in base alla classificazione proposta in precedenza, altri adattamenti comportamentali come il trasferimento in una nuova casa o cambiamenti nella composizione familiare sono stati inclusi mediante regressioni probabilistiche. L'isolamento delle risposte sull'offerta di lavoro da tutte le restanti risposte è stato condotto confrontando scenari di policy che differiscono per il tipo di risposta comportamentale considerata. Un primo scenario comprendente tutti gli aggiustamenti comportamentali considerati è stato confrontato con uno speculare, ad eccezione delle risposte sull'offerta di lavoro, che sono state mantenute costanti. Quest'ultimo scenario è stato quindi confrontato con un altro che non includeva nessuna delle risposte comportamentali sopra descritte, consentendo quindi una completa separazione degli effetti.

Altri esempi di aggiustamenti sul lato dell'offerta di lavoro possono essere trovati in modelli dinamici come SESIM (Ericson e Hussenius 1999) e LIAM (O'Donoghue *et al.* 2010), in cui è stato implementato un framework discreto anziché continuo. Questo modo di affrontare gli aggiustamenti dell'offerta di lavoro è rafforzato dall'utilizzo dei risultati dei modelli CGE, in cui le rigidità e i vincoli della domanda di lavoro possono essere adattati meglio per soddisfare l'attuale funzionamento di un sistema complesso come quello economico.

7.2 Le nuove funzionalità di T-DYMM

A seguito della tassonomia fornita in precedenza, T-DYMM rientra nella categoria dei modelli di microsimulazione dinamica.

³ Ai nostri fini, S dovrebbe essere pari all'aspettativa di vita dell'individuo definita dall'attuale sistema pensionistico contributivo in Italia. Questa modifica rispetto al modello originale è guidata dal modo in cui vengono determinate le prestazioni pensionistiche. La somma dei contributi versati durante l'intera vita lavorativa, oltre agli interessi maturati, è divisa per l'aspettativa di vita all'età pensionabile al fine di determinare l'importo delle prestazioni annuali concesse.

Rispetto ad altri modelli dinamici, sia a livello locale che mondiale, T-DYMM ha il grande vantaggio di utilizzare un dataset ricco di dati di fonte amministrativa. La sua caratteristica distintiva è che si basa sull'intera storia lavorativa dell'individuo per la modellizzazione delle carriere lavorative e delle prestazioni pensionistiche, nonché sull'uso delle dichiarazioni dei redditi individuali per una simulazione più precisa del sistema *tax-benefit*. Inoltre, i miglioramenti nella copertura del modello e nelle sue capacità predittive fanno di T-DYMM uno strumento cruciale per la modellizzazione socioeconomica del sistema di welfare italiano. In un contesto in cui pochi modelli dinamici sono ancora in uso in Italia (vedi Tabella 7.2), T-DYMM è di grande valore non solo per la comunità di microsimulazione in sé, ma anche per informare meglio il policy maker e fornire evidenze sull'impatto di medio e lungo periodo dei fenomeni esistenti.

7.2.1 T-DYMM 3.0: le versioni precedenti di T-DYMM

La prima versione del modello di microsimulazione dinamica (DMSM) T-DYMM – di seguito T-DYMM 1.0, vedi MEF-FGB (2012) – ha beneficiato in modo significativo dell'esperienza del modello MIDAS-IT (Dekkers 1999), un DMSM precedentemente sviluppato da ISAE (Istituto italiano di studi ed analisi economiche)⁴.

T-DYMM 1.0 è un modello a invecchiamento dinamico della popolazione e a tempo discreto: le transizioni in tutti i processi di aggiornamento vengono eseguite anno per anno e sono realizzate mediante metodologie probabilistiche (tecnica Monte Carlo). È un modello chiuso: nuovi individui entrano nel campione ogni anno come neonati, ma i flussi migratori non sono simulati.

T-DYMM 1.0 eredita da MIDAS-IT la struttura generale e la piattaforma di simulazione LIAM (O'Donoghue *et al.* 2009). A differenza di MIDAS-IT, T-DYMM 1.0 contiene nel Modulo Fiscale i principali elementi di EconLav (Coromaldi e Guerrera 2009), un modello di microsimulazione statica del sistema fiscale italiano sviluppato da ISFOL⁵, con il sostegno del Ministero dell'Economia e delle finanze e del Ministero del Lavoro, per l'analisi degli effetti delle riforme del sistema fiscale e previdenziale.

La struttura stilizzata del modello T-DYMM 1.0 è composta da tre moduli principali (demografico, mercato del lavoro e pensioni) collegati tra loro da feedback ricorsivi (ovvero nello stesso periodo la relazione causale è unidirezionale), integrata con un quarto modulo esterno (fiscale, in esecuzione su Stata).

T-DYMM 2.0 mantiene in gran parte la stessa architettura della sua versione precedente, innovando una serie di aspetti cruciali. Innanzitutto, T-DYMM 2.0 si avvale di una nuova piattaforma di simulazione, LIAM2⁶, che rappresenta la naturale evoluzione

⁴ Il modello è stato sviluppato nel contesto di AIM, un sesto progetto finanziato dall'UE (vedere Dekkers *et al.* 2009).

⁵ L'Istituto per lo sviluppo della formazione professionale dei lavoratori. Da novembre 2016, ISFOL è stato rinominato INAPP (Istituto nazionale per l'analisi delle politiche pubbliche).

⁶ Vedi <https://liam2.plan.be/>.

della piattaforma LIAM precedentemente impiegata e offre notevoli miglioramenti in termini di velocità di calcolo e capacità di analisi dei dati. Per quanto riguarda la struttura del modello, T-DYMM 2.0 ha visto lo sviluppo di due sottomoduli sui sussidi di disoccupazione e sui regimi pensionistici privati (complementari).

La versione del modello attualmente in fase di sviluppo (T-DYMM 3.0) sarà caratterizzata da numerose innovazioni, che vanno dal miglioramento della rappresentatività del campione iniziale, all'aggiunta di nuovi moduli e all'arricchimento di quelli esistenti, all'aggiornamento ed espansione degli istituti e della legislazione simulata all'interno di T-DYMM. Le novità più importanti sono:

- una procedura per assicurare una migliore rappresentatività dei risultati attraverso la ricalibrazione delle unità campionarie del dataset iniziale di T-DYMM;
- lo sviluppo del Modulo Migrazione, in cui sono modellati sia i flussi di immigrazione, sia quelli di emigrazione;
- un ripensamento della struttura sequenziale del Modulo Mercato del Lavoro che consente molteplici scelte simultanee, basato sull'analisi logit multinomiale, mentre le versioni precedenti di T-DYMM erano basate esclusivamente su analisi di regressione binomiale;
- per quanto riguarda il Modulo Pensioni, nelle simulazioni saranno inclusi i pensionati che lavorano. Nelle precedenti versioni di T-DYMM, la pensione e il lavoro erano trattati in modo semplicistico come incompatibili, ma la rilevanza del fenomeno nei dati reali, le età pensionabili elevate degli anni a venire e il previsto rafforzamento degli incentivi economici per continuare a lavorare, una volta stabilite le regole del metodo di calcolo contributivo NDC (contribuzione nozionale definita), suggeriscono che è necessaria una rappresentazione meno stilizzata dei pensionati;
- L'inclusione del Modulo Fiscale nel framework di LIAM2, che migliora notevolmente la velocità del modello. La disponibilità di dati sulle singole dichiarazioni dei redditi (cfr. paragrafo 1.3 della presente relazione) porterà grandi vantaggi nell'aggiornamento e nello sviluppo del Modulo Fiscale e consentirà un'analisi più completa della disparità di reddito;
- lo sviluppo di un Modulo Ricchezza, mirato a modellare l'insieme degli assets mobili e immobili a disposizione della famiglia (ricchezza reale e finanziaria, incluso un miglior design per il sottomodulo delle pensioni private). Questo modulo migliorerà ulteriormente la simulazione dei trasferimenti monetari basati sulla prova dei mezzi, dove sono necessarie anche informazioni sulla ricchezza;
- l'inclusione di un certo numero di nuovi istituti nel modello, in modo da rendere T-DYMM 3.0 adatto ad analisi più ampie del sistema di welfare italiano. In particolare, simuleremo il *Reddito di cittadinanza*, un regime di reddito minimo rafforzato, in vigore da marzo 2019, e *Quota 100*, un regime di pre-pensionamento alternativo in vigore da febbraio 2019.

Come ulteriori sviluppi, il team di lavoro esplorerà anche la possibilità di:

- includere le risposte comportamentali nella scelta dell'età pensionabile, possibilmente implementando il modello delineato in Stock e Wise (1990);
- modellare gli *eventi morte e disabilità* come processi causali e non determinati casualmente come nelle versioni precedenti del modello. Sfruttando le informazioni recentemente acquisite sugli stati di salute contenute nell'ultima versione di AD-SILC ed espandendo la gamma di istituti che affrontano i problemi di disabilità simulati nel modello, è possibile sviluppare un modello di disabilità adeguato, adattando T-DYMM 3.0 così da valutare l'impatto dei cambiamenti delle politiche anche in quell'area del sistema di welfare.

Nei prossimi paragrafi esamineremo in modo più dettagliato alcune delle innovazioni qui presentate. Prima di affrontare la rinnovata struttura modulare di T-DYMM 3.0, esaminiamo i miglioramenti nel dataset di partenza.

7.2.2 Il nuovo dataset iniziale di T-DYMM 3.0

L'uso di un campione rappresentativo della popolazione è il punto di partenza di quasi tutti i modelli per una buona rappresentazione della realtà simulata. L'eterogeneità individuale è pienamente sfruttata e modellata in modo da simulare interazioni sociodemografiche e comportamenti economici. Tuttavia, il livello di informazioni necessarie va spesso oltre la rappresentatività fornita dalle indagini campionarie. Si potrebbe essere interessati a studiare in che modo un'ipotetica riforma su un piccolo sottogruppo specifico di lavoratori li influenzerebbe, in termini di futuri risultati specifici di gruppo, e in che modo ciò influenzerebbe i livelli di disuguaglianza complessivi. Per fare ciò, il campione di partenza deve rappresentare in modo accurato la popolazione presa a riferimento. Allo stesso tempo, i modelli di microsimulazione possono anche essere utilizzati per stimare i valori aggregati e medi (ad esempio, la spesa pensionistica complessiva), richiedendo l'uso appropriato delle tecniche di calibrazione.

Alla luce di quanto precede, T-DYMM 3.0 utilizzerà una tecnica consolidata per la calibrazione delle unità campionarie (Creedy e Tuckwell 2004; Pacifico 2014) al fine di *eseguire* le nostre simulazioni su un dataset che rappresenta realisticamente le molte dimensioni cui siamo interessati. La ricalibrazione viene eseguita sulla wave AD-SILC per l'anno 2017⁷, punto di partenza del nostro modello. Le frequenze totali di diversi sottogruppi di campioni sono calibrate (a livello individuale) prendendo a riferimento i valori aggregati messi a disposizione dal Dipartimento delle Finanze italiano⁸ e dall'ISTAT⁹.

⁷ Vedi il capitolo 1 per una descrizione dettagliata del dataset AD-SILC.

⁸ Vedi https://www1.finanze.gov.it/finanze3/pagina_dichiarazioni/dichiarazioni.php, dove sono fornite molte informazioni sulle dichiarazioni fiscali aggregate per ogni anno fiscale.

⁹ Vedi <http://dati.istat.it/>, dove i dati sull'età divisi per classi, numero di stranieri e livello di istruzione più elevato sono stati presi come riferimento nella procedura di ponderazione.

La ricalibratura del peso si ottiene minimizzando la funzione lagrangiana che segue rispetto a i pesi ricalibrati:

$$L = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^k \frac{(rw_j - ow_j)^2}{ow_j} + \sum_{k=1}^m \lambda_k \left[t_k - \sum_{j=1}^k rw_j x_j \right]$$

dove ow è il peso originale; $(rw_j - ow_j)/ow_j$ è la funzione di distanza chi-quadrata per il j -esimo individuo; λ_k è il k -esimo moltiplicatore lagrangiano; t_k è il vettore k di totali esterni; x_j è il vettore delle variabili oggetto di calibrazione.

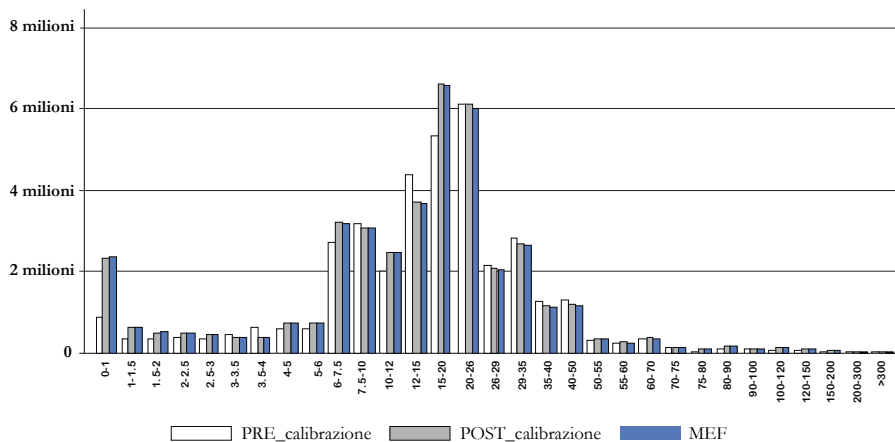
Il focus della ricalibratura riguarda diverse dimensioni. Finora abbiamo considerato quanto segue: numero di contribuenti, lavoratori dipendenti, lavoratori autonomi e pensionati con reddito lordo positivo soggetto all'imposta sul reddito delle persone fisiche (imposta sul reddito delle persone fisiche, IRPEF) per classi di reddito e area geografica; individui e famiglie per genere; famiglie per numero di membri e tipologia; individui e famiglie immigrate per sesso e macroarea di nascita; individui per classe di età; individui di almeno 15 anni di età per il livello di istruzione più alto conseguito. In seguito alla procedura di ponderazione sul dataset AD-SILC 2017, gli individui vengono duplicati nel campione sulla base del peso campionario calibrato. Quindi, una volta espanso il dataset, i capifamiglia vengono selezionati e campionati con ripetizione in modo da estrarre un campione di 100.000 famiglie. Infine, i restanti membri delle famiglie sono uniti ai corrispondenti capifamiglia. La procedura qui descritta è una pratica comune negli studi di microsimulazione dinamica e consente di superare le difficoltà che i modellisti incontrano quando utilizzano i metodi di allineamento, sebbene siano state proposte anche strategie alternative che non comportano l'espansione del dataset (Dekkers e Cumpston 2012).

Di seguito, l'accuratezza del metodo di calibrazione viene testata utilizzando il dataset AD-SILC 2011, l'anno base di T-DYMM 2.0 (IESS 2016)¹⁰. La distribuzione presa a riferimento è il reddito lordo soggetto all'imposta sul reddito delle persone fisiche (IRPEF) per l'anno fiscale 2011. I pesi originali IT-SILC sono stati ricalibrati per le variabili sopra elencate. Come mostrato nella Figura 7.1, la distribuzione calibrata degli individui con reddito lordo positivo soggetto a IRPEF aderisce quasi perfettamente ai totali esterni (distribuzione MEF). La distribuzione non calibrata sottostima il numero di individui che rientrano nel primo gruppo di reddito (0-1.000) di oltre un milione, un tipico esempio di come i dati campionari non riescano a rappresentare adeguatamente i valori estremi di una distribuzione. La procedura di calibrazione dimostra di essere utile anche nell'aggiustare il *misreporting* degli individui nella parte centrale della distribuzione.

¹⁰ AD-SILC 2017 non ha potuto essere testato a questo punto, in quanto non era disponibile al momento dell'analisi.

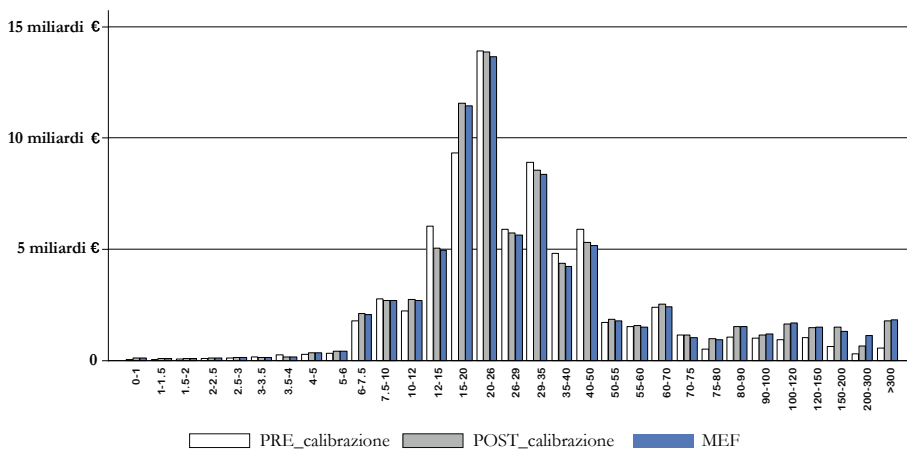
Ciò è particolarmente vero per due dei tre gruppi di reddito più numerosi (12.000-15.000 e 15.000-20.000).

Figura 7.1 Individui con reddito lordo soggetto a IRPEF per classe di reddito (valori sull'asse orizzontale in migliaia di euro)



Fonte: elaborazione degli Autori su dati IT-SILC 2011 e MEF

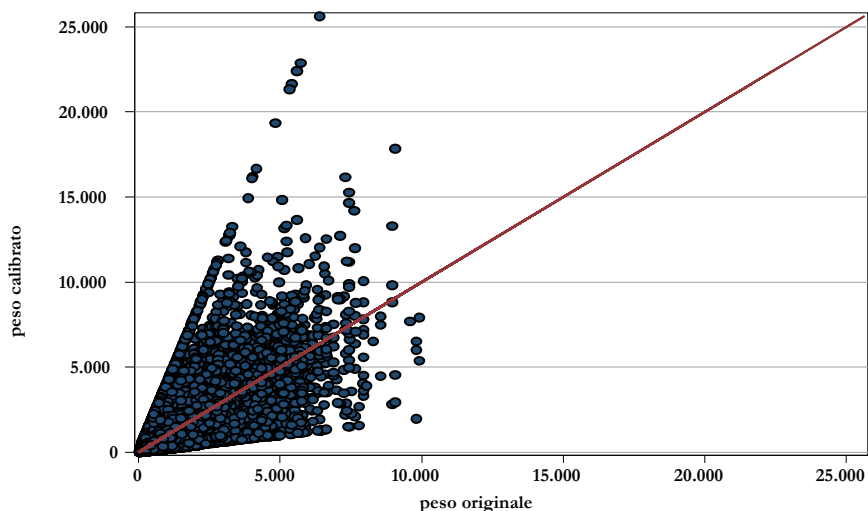
Figura 7.2 Reddito lordo totale soggetto a IRPEF per classe di reddito: valori sull'asse orizzontale in migliaia di euro



Fonte: elaborazione degli Autori su dati IT-SILC 2011 e MEF

Come risultato di tali aggiustamenti, il reddito lordo totale calibrato soggetto a IRPEF rappresenta meglio i totali di fonte amministrativa rispetto allo scenario non calibrato, per tutte le classi di reddito coinvolte (cfr. Figura 7.2). I miglioramenti sono particolarmente evidenti per le classi con reddito medio sopra menzionate e sulla coda destra della distribuzione del reddito. L'indice di Gini del reddito al lordo delle imposte aumenta da 0,4043 a 0,4513 quando vengono confrontate le distribuzioni non calibrata e calibrata, mentre la disuguaglianza di reddito in Italia calcolata sulle dichiarazioni dei redditi varia nell'intervallo [0,45; 0,46] (Di Nicola *et al.* 2015; Di Caro 2018).

Figura 7.3 Scatter plot dei pesi ricalibrati rispetto ai pesi originali per il dataset AD-SILC 2011



Fonte: elaborazione degli Autori su dati IT-SILC 2011 e MEF

Nella Figura 7.3 i pesi ricalibrati sono comparati ai pesi originali, per dare un'idea intuitiva delle distorsioni introdotte dalla procedura di calibrazione. Ciò che si può notare è che, eccetto i valori anomali nella parte superiore del grafico, i nuovi pesi assegnati agli individui non sono profondamente diversi da quelli vecchi, anche quando la ricalibrazione ha interessato un numero elevato di dimensioni come nel nostro caso.

7.2.3 La nuova struttura di T-DYMM 3.0

La Figura 7.4 offre una schematizzazione della struttura modulare di T-DYMM 3.0. L'anno di riferimento è il 2017, corrispondente all'ultima annata di IT-SILC a nostra disposizione e la simulazione dura 53 anni fino al 2070, l'ultimo anno delle proiezioni

macroeconomiche dell'*Ageing Working Group* (Comitato di politica economica della Commissione europea)¹¹, impiegato nelle procedure di allineamento.

La nuova versione del modello deve includere:

1. Un Modulo Demografico, che comprende persistenza intergenerazionale, processi di nascita, flussi migratori, risultati dell'istruzione e mercato del matrimonio (relazioni *de facto*/separazioni, matrimoni/divorzi). La principale innovazione rispetto a T-DYMM 2.0 è l'inclusione del Modulo Migrazione¹², mentre sono in corso anche lavori su un sottomodulo riguardante le disabilità;
2. Un Modulo per il Mercato del Lavoro, che simula in maniera probabilistica le singole dinamiche del mercato del lavoro, vale a dire transizioni occupazionali (dentro e fuori il mercato del lavoro e tra categorie di occupazione, settori e tipologie contrattuali), reddito da lavoro e possibili periodi di disoccupazione (se i requisiti sono soddisfatti, le indennità di disoccupazione sono attribuite). In T-DYMM 3.0, a seguito di un'analisi approfondita di AD-SILC, di indagini INAPP e dei nuovi dati disponibili del Dipartimento delle Finanze (cfr. capitolo 1), il modulo sul mercato del lavoro comprende sottosezioni dedicate a pensionati che lavorano, migranti lavoratori e lavoratori non-standard, per i quali ci aspettiamo che vengano progettati modelli di stima dedicati;
3. Un Modulo Pensioni, per la definizione dei requisiti di ammissibilità e le decisioni di pensionamento e per il calcolo e l'indicizzazione delle prestazioni pensionistiche. Le principali aggiunte al modulo pensionistico consisteranno nell'aggiornamento della legislazione e nell'integrazione di un sottomodulo sui pensionati che lavorano;
4. Un Modulo Fiscale, che calcola il reddito netto da lavoro e pensioni. Analogamente al modulo pensionistico, la normativa pertinente dovrà essere aggiornata anche per il Modulo Fiscale. Inoltre, le nuove informazioni acquisite contenute nelle dichiarazioni fiscali (si veda il paragrafo 1.3) consentiranno la simulazione di nuovi trasferimenti monetari esenti da imposte (ad es. prestazioni familiari e indennità di alloggio);
5. Un Modulo Ricchezza, che simula la ricchezza reale e finanziaria (compresi i regimi pensionistici privati). Questo modulo si espanderà sul lavoro svolto in IESS (2016) per le pensioni private e includerà altre componenti rilevanti di ricchezza, basando le stime sui dati SHIW e SILC da un lato e sui dati amministrativi del Dipartimento delle Finanze dall'altro.

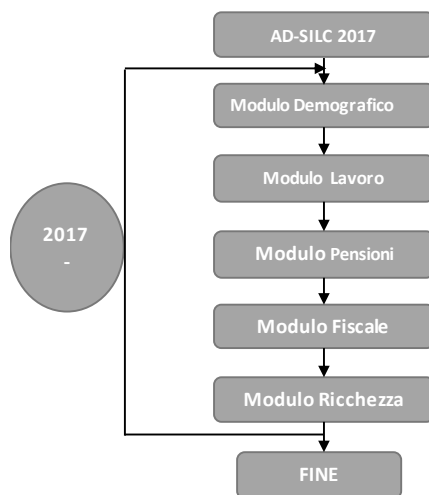
Mentre i report futuri offriranno una descrizione dettagliata del funzionamento di ciascun modulo, di seguito ci concentreremo sulle principali innovazioni strutturali

¹¹ Per gli scopi del progetto MOSPI, verranno utilizzate le proiezioni del Rapporto sull'invecchiamento del 2021. Vedi Commissione europea (2017).

¹² Il Modulo Migrazione opera tecnicamente come un sottomodulo all'interno del modulo demografico, ma estende la sua portata ad altri moduli, poiché dovranno essere prestate attenzioni particolari ai lavoratori migranti e ai pensionati migranti rispettivamente nel Modulo del Mercato del Lavoro e quello Pensionistico.

di T-DYMM 3.0, che riguardano l'introduzione del Modulo Migrazione e del Modulo Ricchezza. È inoltre in fase di sviluppo un nuovo sottomodello sui pensionati che lavorano.

Figura 7.4 Struttura di T-DYMM 3.0



7.2.4 Il sottomodulo dei pensionati che lavorano

Dal 2001, le prestazioni pensionistiche di vecchiaia e le pensioni di anzianità calcolate su oltre 40 anni di contributi possono essere cumulate con i redditi da lavoro. Dal 2009, tutte le pensioni anticipate possono essere cumulate indipendentemente dagli anni di contribuzione su cui è stata calcolata la pensione¹³.

Le versioni precedenti di T-DYMM hanno trattato il pensionamento come uno stato esclusivo, ovvero non compatibile con il lavoro. La struttura sequenziale del modello ha favorito una semplificazione in questo senso e il numero contenuto di pensionati che lavorano ha sostenuto questa impostazione.

Il numero di pensionati che lavorano sembra diminuire negli ultimi anni: secondo un rapporto 2020 dell'ISTAT, le cifre sono passate da 492 migliaia nel 2011 a 406 migliaia nel 2018. Ciò può essere spiegato dal rapido aumento delle età pensionabili che la riforma delle pensioni del 2011 (la cosiddetta Riforma Fornero) ha causato.

Tuttavia, l'incidenza del fenomeno potrebbe variare in modo consistente in futuro, dal momento che gli incentivi economici per posticipare la pensione sono destinati a rafforzarsi man mano che si instaura il regime pensionistico NDC.

¹³ Esistono ancora alcune limitazioni per le pensioni di invalidità.

Per quanto riguarda i dati osservati e tenendo conto dell'evoluzione prevista della popolazione di pensionati, T-DYMM 3.0 dedica un sottomodulo ai pensionati che lavorano. Le carriere contributive di questi individui verranno simulate in una sottosezione apposita del Modulo del Mercato del Lavoro in base ai parametri stimati nel dataset AD-SILC, e verranno applicate le regole di competenza sull'accumulazione e sulla tassazione dei contributi. Questo sviluppo deve garantire una rappresentazione più accurata della popolazione di pensionati all'interno del modello, oltre alla possibilità di testare opzioni di policy specificamente rivolte ai lavoratori anziani, una popolazione che si prevede in crescita nei prossimi decenni.

7.2.5 Il Modulo Migrazione

In un contesto globale in cui alcuni paesi affrontano la secolare sfida dell'invecchiamento della popolazione, mentre altri registrano una significativa crescita demografica, le pressioni migratorie sono destinate a svolgere un ruolo significativo nelle sfere economiche, sociali e politiche per gli anni a venire.

La modellizzazione della migrazione è stata un passo avanti fondamentale nelle capacità predittive dei modelli di microsimulazione dinamica (O'Donoghue *et al.* 2010). Nonostante le molte sfide che i modellisti devono affrontare, i flussi di emigrazione e immigrazione possono essere simulati con un soddisfacente livello di accuratezza. Mettendo da parte le sfide computazionali che questi fenomeni comportano, è necessario fornire delle evidenze empiriche a supporto delle decisioni cruciali nell'analisi di simulazione.

In primo luogo, le informazioni su età, genere, paese di origine, nascita e cittadinanza, livello di istruzione e dimensione della famiglia, sono alcuni degli aspetti essenziali necessari per caratterizzare la popolazione migrante nei dati e capire come questa debba essere clonata e inclusa nel modello di simulazione (Duleep e Dowhan 2008a; 2008b). In secondo luogo, ci si trova di fronte al compito impegnativo di identificare e operativizzare le determinanti del processo migratorio. In realtà, gli individui si spostano per una moltitudine di ragioni. La ricerca di migliori condizioni di vita può essere considerato il principale driver, ma spesso non può essere semplificato come 'ricerca di un potere d'acquisto più elevato'. L'accesso ai servizi e al benessere nel paese di destinazione può svolgere un ruolo significativo nella decisione di migrare, nonché una serie di ragioni culturali e contingenti (lo scoppio di un conflitto armato, i cambiamenti climatici e le sue conseguenze).

La disponibilità limitata di dati e la complessità intrinseca del fenomeno migratorio lasciano ampi margini di discrezione ai modellisti, quando si tratta di definire la struttura di un modulo dedicato.

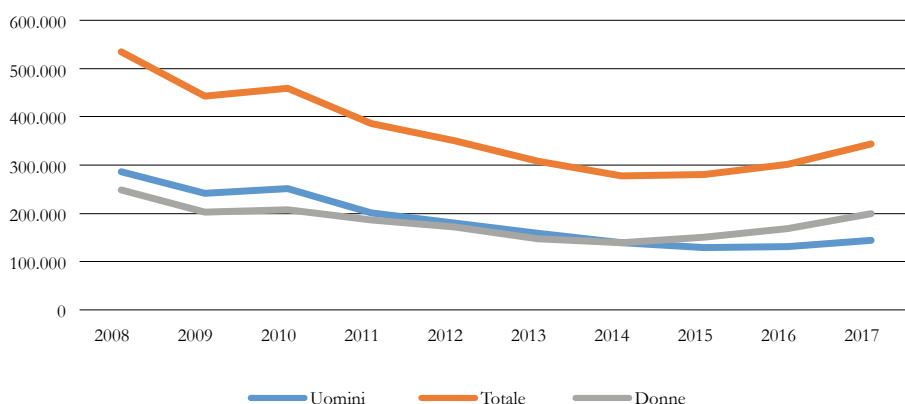
Ciò che segue offre uno sguardo sul fenomeno migratorio in Italia e delinea come intendiamo sviluppare un Modulo Migrazione all'interno di T-DYMM 3.0, derivante dal lavoro di Dekkers (2015a).

Cosa ci dicono i dati?

L'anno 1971 ha visto la chiusura di un ciclo migratorio iniziato oltre un secolo prima: per l'ultima volta dalla sua unità, l'Italia ha registrato un saldo negativo tra immigrazione ed emigrazione. Da allora, una tendenza in crescita ha visto l'Italia trasformarsi da un paese da cui si emigra in un paese di destinazione, con un picco di nuovi arrivi nel 2007 a seguito dell'accesso all'UE di Romania e Bulgaria (AISP 2017).

Lo scoppio della crisi economica nel 2008 ha interrotto bruscamente questa tendenza in crescita. Le figure 7.5 e 7.6 riportano i flussi di immigrazione verso l'Italia per genere e macroarea di nascita¹⁴ nel periodo 2008-2017. Il numero di persone in arrivo ha visto una sostanziale riduzione nel corso del periodo considerato (da 534.712 a 343.440), sebbene il flusso complessivo mostri un andamento crescente negli ultimi tre anni considerati. La diminuzione del numero di arrivi è stata più marcata per le donne, mentre dal 2014 in poi gli immigrati uomini rappresentano una quota più elevata dei nuovi arrivati.

Figura 7.5 I flussi di immigrazione per genere

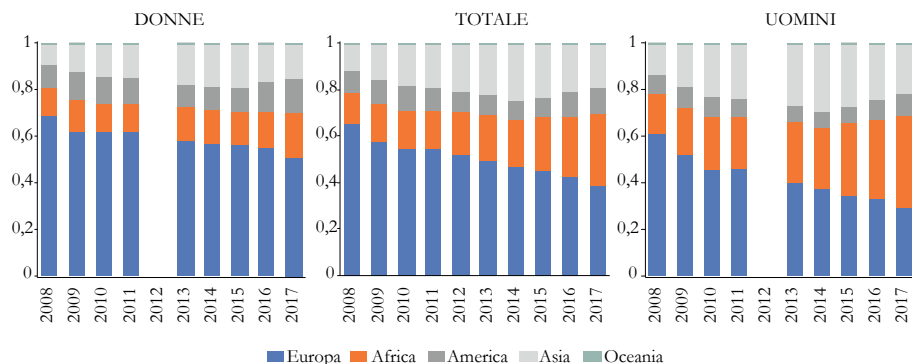


Fonte: elaborazione degli Autori su dati Eurostat

Come sottolineato dalla Figura 7.6, gli immigrati europei sono ancora il sottogruppo più consistente quando si considerano uomini e donne stranieri congiuntamente, ma è interessante notare la crescente rilevanza dei nuovi arrivati africani rispetto alla diminuzione della frequenza degli europei, e questo è particolarmente vero per gli immigrati maschi.

¹⁴ In questo paragrafo, abbiamo fatto la scelta consapevole di concentrarci sugli individui nati all'estero piuttosto che su coloro privi della cittadinanza italiana: in effetti, ai fini del modulo di migrazione, siamo interessati a tutti gli individui che rientrano nel modello senza essere 'nati' al suo interno.

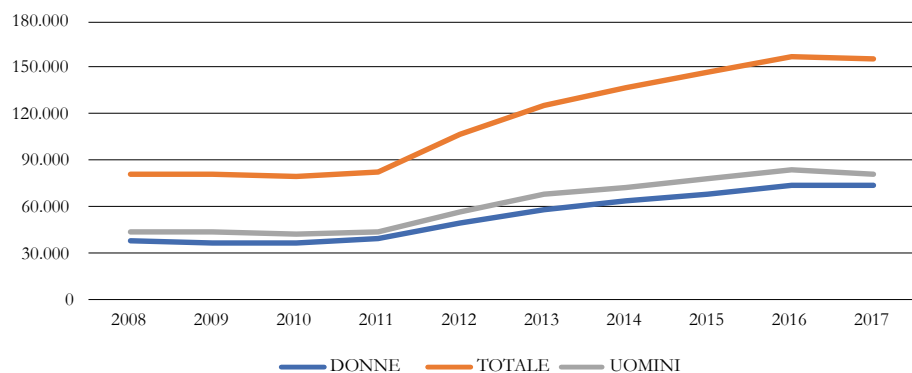
Figura 7.6 Distribuzione degli immigrati di origine straniera per continente di nascita e genere



Nota: disaggregare i dati non disponibili per l'anno 2012.

Fonte: elaborazione degli Autori su dati Eurostat

Figura 7.7 Flussi di emigrazione per genere



Fonte: elaborazione degli Autori su dati Eurostat

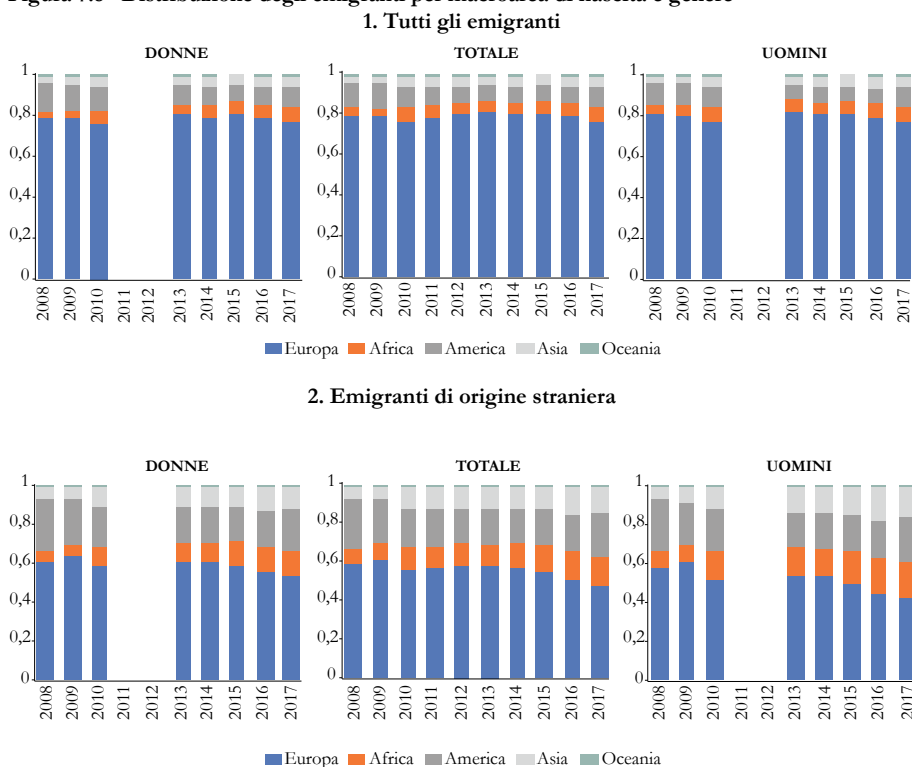
Dopo quasi trent'anni in cui gli immigrati dell'Europa orientale erano di gran lunga il sottogruppo più numeroso – emblematico è il caso del primo esodo albanese verso le coste italiane nel 1991 – è probabile che l'arrivo di persone nate in Africa continui a crescere nel prossimo futuro. Tra gli altri fattori, ciò è dovuto a un surplus strutturale di offerta di lavoro locale (Menonna e Blangiardo 2018). Secondo i *World Population Prospects 2019* delle Nazioni Unite, la popolazione dell'Africa sub-sahariana dovrebbe raddoppiare il suo volume attuale entro il 2050, raggiungendo 2,1 miliardi di persone¹⁵.

¹⁵ Vedi: <https://population.un.org/wpp/>.

Per quanto riguarda i flussi di emigrazione, il numero di persone che lasciano il paese è cresciuto rapidamente nel periodo 2008-2017 (da 80.947 a 155.110), con un picco di crescita che coincide con uno degli anni più difficili affrontati dall'economia italiana durante la recente crisi (2012). Stabile durante il periodo 2008-2011, il flusso di emigranti è cresciuto quasi costantemente fino al 2016, per poi stabilizzarsi nel 2017 (cfr. Figura 7.7). I flussi maschili e femminili mostrano uno schema simile nel corso degli anni. Otto su dieci individui emigrati dall'Italia sono nati in Europa – cinque dei quali sono nati in Italia – un rapporto che è relativamente costante durante l'intero periodo per entrambi i sessi. America, Africa e Asia condividono le restanti quote di emigranti (Figura 7.8.1).

La Figura 7.8.2 mostra che la componente europea di emigranti di origine straniera è diminuita nel corso degli anni: gli afflussi dai paesi europei (Romania) sono diminuiti negli ultimi anni e una buona parte di questi immigrati di lungo periodo sembra essersi stabilizzata nella nazione.

Figura 7.8 Distribuzione degli emigranti per macroarea di nascita e genere



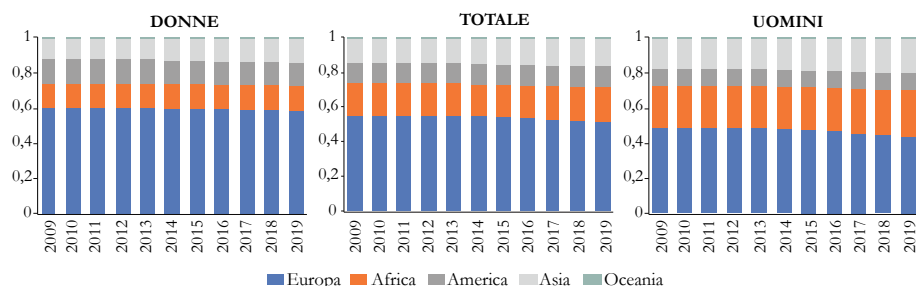
* I dati per l'Europa escludono le persone di origine italiana.

Nota: dati non disponibili per gli anni 2011 e 2012.

Fonte: elaborazione degli Autori su dati Eurostat

L'evoluzione dei flussi migratori nel tempo ha influenzato le caratteristiche della popolazione residente nata all'estero in Italia. La Figura 7.9 mostra come tra il 2009 e il 2019 la percentuale di stranieri europei sia diminuita visibilmente, soprattutto a favore di africani e asiatici. Si noti come la variazione sia essenzialmente dovuta alla componente maschile, mentre la composizione delle donne straniere è stata abbastanza stabile negli ultimi dieci anni.

Figura 7.9 Stock di residenti nati all'estero per continente di nascita e sesso



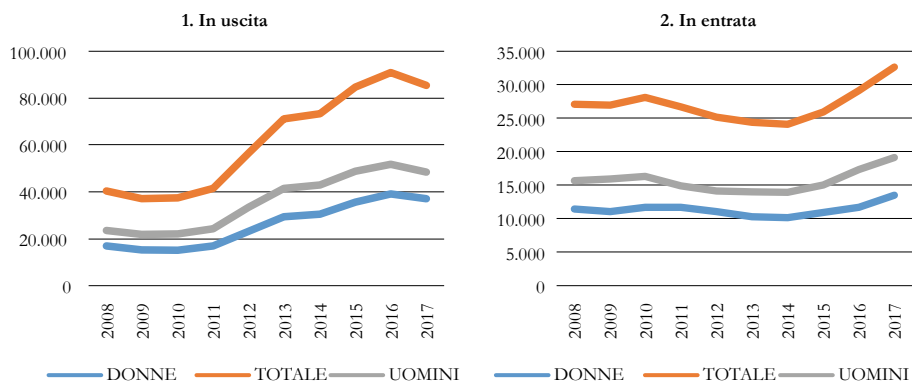
* I dati per l'Europa escludono le persone di origine italiana.

Fonte: elaborazione degli Autori su dati Eurostat

Ultimo ma non meno importante, le Figure 7.10.1 e 7.10.2 confrontano il flusso in uscita (individui che lasciano il paese) e il flusso in entrata (individui che ritornano nel paese) di persone nate in Italia per ciascuno degli anni considerati. La prima cosa che si dovrebbe notare è che l'Italia è caratterizzata da un saldo negativo che peggiora nel tempo. Il divario si è leggermente ridotto nel 2017, sia a causa della diminuzione degli espatri che di un aumento dei rimpatri rispetto all'anno precedente.

Quasi la metà di tutti gli emigranti dall'Italia sono nati nel paese: la recessione economica ha portato all'emigrazione sia residenti italiani che stranieri, come dimostra il confronto tra Figura 7.7 e Figura 7.10.1 (la differenza più interessante sembra essere la predisposizione significativamente più bassa delle donne di origine italiana a migrare rispetto a quelle di origine straniera). Infine, la ripresa degli afflussi migratori nel periodo 2015-2017, mostrata nella Figura 7.5, appare in linea con la crescita dei ritorni degli individui nati in Italia nello stesso periodo (Figura 7.10.2).

Figura 7.10 Flussi migratori di individui di origine italiana



Fonte: elaborazione degli Autori su dati Eurostat

La strategia di modellizzazione della migrazione

Lo sviluppo della strategia di simulazione per il fenomeno migratorio all'interno di T-DYMM 3.0 parte da una descrizione dettagliata del livello di rappresentatività che il dataset IT-SILC del 2017 garantisce, per quanto concerne il numero di immigrati che vivono in Italia. Nella Tabella 7.3, i totali (pesati) degli immigrati per paese di nascita e genere sono confrontati con i dati aggregati Eurostat, per valutare la rappresentatività degli immigrati nel campione che costituisce l'anno base di T-DYMM 3.0. I valori che si riferiscono alle colonne IT-SILC sono stati pesati utilizzando i pesi originali IT-SILC prima di qualsiasi ricalibrazione. Le categorie mostrate per i paesi e le aree geografiche più ampie sono quelle elencate in IT-SILC e coprono tutti gli Stati membri dell'UE, alcuni altri paesi europei selezionati, Canada e Stati Uniti e otto macroaree. La Tabella 7.3 mostra come per alcuni paesi d'origine SILC non riesca a garantire la rappresentatività.

Tabella 7.3 Rappresentatività dei residenti nati all'estero in IT-SILC 2017

Paese di nascita*	Maschi			Femmine			Totale		
	IT-SILC	Eurostat	Diff.	IT-SILC	Eurostat	Diff.	IT-SILC	Eurostat	Diff.
AT	1.409	4.730	-70%	5.761	10.748	-46%	7.170	15.478	-54%
BE	32.248	19.604	64%	26.780	25.894	3%	59.028	45.498	30%
BG	12.511	20.556	-39%	24.626	39.235	-37%	37.137	59.791	-38%
CY	0	186	-100%	0	246	-100%	0	432	-100%
CZ	1.976	1.778	11%	8.810	8.301	6%	10.786	10.079	7%
DE	61.837	91.179	-32%	120.475	119.068	1%	182.312	210.247	-13%
DK	4.872	1.052	363%	7.178	2.030	254%	12.050	3.082	291%
EE	0	245	-100%	469	1.229	-62%	469	1.474	-68%
EL	4.869	7.924	-39%	8.897	8.582	4%	13.766	16.506	-17%
ES	9.393	10.327	-9%	20.441	22.716	-10%	29.834	33.043	-10%
FI	0	577	-100%	3.398	2.140	59%	3.398	2.717	25%
FR	37.747	50.478	-25%	75.440	77.601	-3%	113.187	128.079	-12%
HR	0	9.588	-100%	0	13.568	-100%	0	23.156	-100%
HU	5.184	3.228	61%	18.992	9.798	94%	24.176	13.026	86%
IE	5.427	1.503	261%	0	2.100	-100%	5.427	3.603	51%
LT	0	1.330	-100%	5.592	4.605	21%	5.592	5.935	-6%
LU	765	2.089	-63%	0	2.593	-100%	765	4.682	-84%
LV	0	754	-100%	407	2.732	-85%	407	3.486	-88%
MT	0	528	-100%	0	1.363	-100%	0	1.891	-100%
NL	13.008	4.870	167%	6.666	7.910	-16%	19.674	12.780	54%
PL	18.546	26.509	-30%	62.370	87.621	-29%	80.916	114.130	-29%
PT	827	2.253	-63%	2.682	4.175	-36%	3.509	6.428	-45%
RO	394.325	412.664	-4%	533.991	612.365	-13%	928.316	1.025.029	-9%
SE	0	660	-100%	5.280	1.065	396%	5.280	1.725	206%
SI	2.489	1.804	38%	7.391	2.800	164%	9.880	4.604	115%

(continua)

Paese di nascita*	Maschi			Femmine			Totale		
	IT-SILC	Eurostat	Diff.	IT-SILC	Eurostat	Diff.	IT-SILC	Eurostat	Diff.
SK	1.822	2.571	-29%	4.168	8.275	-50%	5.990	10.846	-45%
UK	14.672	26.298	-44%	56.400	36.910	53%	71.072	63.208	12%
CH	96.156	88.901	8%	106.381	103.302	3%	202.537	192.203	5%
IS	0	69	-100%	0	136	-100%	0	205	-100%
ME	0	1.263	-100%	0	1.550	-100%	0	2.813	-100%
MK	0	38.846	-100%	0	32.046	-100%	0	70.892	-100%
NO	2.147	660	225%	0	1.065	-100%	2.147	1.725	24%
RS	0	24.196	-100%	0	20.441	-100%	0	44.637	-100%
TK	0	11.201	-100%	0	8.484	-100%	0	19.685	-100%
OEU	520.511	452.800	15%	734.239	745.685	-2%	1.254.750	1.198.485	5%
NAF	406.569	417.043	-3%	243.507	296.826	-18%	650.076	713.869	-9%
WAF	115.890	221.963	-48%	88.888	100.935	-12%	204.778	322.898	-37%
OAF	23.609	**	**	40.533	**	**	64.142	**	**
CAN	0	11.097	-100%	0	13.752	-100%	0	24.849	-100%
CSA	223.651	206.313	8%	393.405	329.100	20%	617.056	535.413	15%
USA	0	22.575	-100%	0	29.620	-100%	0	52.195	-100%
NME	15.994	21.473	-26%	21.360	23.978	-11%	37.354	45.451	-18%
OAS	538.617	527.639	2%	443.505	428.009	4%	982.122	955.648	3%
OCE	6.664	9.064	-26%	8.855	11.518	-23%	15.519	20.582	-25%
OTH	2.025	**	**	0	**	**	2.025	**	**
Totale	2.575.760	2.759.860	-6.7%	3.086.887	3.260.754	-5.3%	5.662.647	6.020.614	-5.9%

Nota: AT: Austria; BE: Belgio; BG: Bulgaria; CY: Cipro; CZ: Repubblica Ceca; DE: Germania; DK: Danimarca; EE: Estonia; EL: Grecia; ES: Spagna; FI: Finlandia; FR: Francia; HR: Croazia; HU: Ungheria; IE: Irlanda; LT: Lituania; LU: Lussemburgo; LV: Lettonia; MT: Malta; NL: Paesi Bassi; PL: Polonia; PT: Portogallo; RO: Romania; SE: Svezia; SI: Slovenia; SK: Repubblica slovacca; UK: Regno Unito; CH: Svizzera; IS: Islandia; ME: Montenegro; MK: ex Repubblica jugoslava di Macedonia (FYROM); NO: Norvegia; RS: Repubblica di Serbia; TK: Turchia; OEU: altri paesi europei; NAF: Nord Africa; WAF: Africa occidentale; OAF: Altra Africa; CAN: Canada; CSA: Africa centrale e meridionale; USA: Stati Uniti; NME: Vicino e Medio Oriente; OAS: Altra Asia; OCE: Australia e Oceania; OTH: Altro.

* Nessun individuo (maschio o femmina) è stato intervistato per i seguenti paesi di origine: CY; HR; MT; IS; ME; MK; RS; TK; USA; CAN.

** Dati non disponibili.

Anche senza considerare il genere, nessun individuo di CY, HR, MT, IS, ME, MK, RS, TK, USA e CAN è stato intervistato in SILC 2017. Secondo i dati Eurostat, questi individui rappresentano circa il 4% (240.755) del numero di residenti nati all'estero in Italia nel 2017 (6.020.614). Complessivamente, l'errata rappresentazione diminuisce all'aumentare della dimensione del sottogruppo di immigrati in termini relativi (si vedano le colonne Diff). Le tre categorie più numerose sono rispettivamente gli altri europei (OEU), i rumeni (RO) e i nordafricani (NAF), e per tutti e tre la differenza tra dati campionari e popolazione non supera il 10% in termini assoluti.

Anche se nessun modello esistente progetta la classificazione dei migranti al livello di dettaglio mostrato nella Tabella 7.3, i modellisti dovrebbero essere consapevoli delle intrinseche discrepanze nella rappresentatività che l'uso di dati campionari potrebbe imporre alla modellizzazione dell'immigrazione. A seguito della nostra analisi, abbiamo scelto di includere il sesso e la macroarea di nascita degli immigrati tra le dimensioni considerate nell'algoritmo di ricalibrazione sopra descritto (vedere paragrafo 7.2.2).

In quanto pratica comune nella microsimulazione dinamica, T-DYMM 3.0 si avvale di procedure di allineamento per proiettare alcuni risultati aggregati (si veda il paragrafo 7.1.2). Le principali fonti di allineamento sono le proiezioni dell'Ageing Working Group (di seguito dati AWG), che si basano su aggiornamenti periodici dei dati Eurostat per quanto riguarda le proiezioni demografiche. Ad oggi, sono disponibili solo proiezioni dei flussi migratori netti per sesso ed età. I flussi in entrata e quelli in uscita nonché la suddivisione per area di origine non sono disponibili e dovranno essere sviluppati 'in house'. Sarà necessario un certo livello di aggregazione per macroarea di origine, il quale si baserà sulle prove sopra descritte e sull'interpretazione di tali dati forniti dalla letteratura e dalle istituzioni che studiano questi fenomeni (ISTAT).

Per quanto riguarda i flussi di immigrazione, abbiamo visto nella Figura 7.6 che il rapporto tra immigrati africani rispetto a tutti i nuovi arrivati nel periodo 2008-2017 è cresciuto rapidamente, l'incidenza degli immigrati europei si è ridotta e le restanti categorie sembrano avere una distribuzione piuttosto regolare nel tempo. Questa tendenza combinata con l'atteso aumento della popolazione africana in tutto il mondo probabilmente trasformerà gradualmente il volto dell'immigrazione nel tempo.

Per quanto riguarda l'emigrazione, negli ultimi dieci anni è stato mostrato come le cifre aumentino in modo preoccupante. La tendenza sembra essersi stabilizzata e in qualche modo invertita per gli individui nati in Italia, ma non tanto per quelli nati all'estero: l'Italia è diventata un paese di destinazione, ma si è anche affermata in quanto paese di transizione per i migranti.

Al momento sono in fase di valutazione diverse alternative su come proiettare le distribuzioni di frequenza degli immigrati e degli emigrati, ma è inevitabile applicare un certo livello di semplificazione.

Una volta stabilite le procedure di allineamento, un ulteriore passo nella modellizzazione della migrazione consiste nell'identificazione delle *famiglie target*.

Secondo la procedura stabilita in Dekkers (2015a), il processo di migrazione consiste nella clonazione (immigrazione) o eliminazione (emigrazione) dal campione delle famiglie target, ovvero le famiglie che desideriamo includere nel processo migratorio perché presentano caratteristiche che riteniamo simili a quelle della popolazione target.

Gli immigrati sono identificabili nel nostro dataset AD-SILC 3.0 attraverso variabili IT-SILC come 'db210' (paese di nascita), 'pb220a' / 'citesa' (prima cittadinanza) e tutte le variabili presentate nell'allegato 1.1 della sezione 1 della presente relazione.

IT-SILC contiene anche informazioni utili per l'identificazione degli emigranti. Le variabili 'rb031' / 'aita' (l'anno della prima immigrazione in Italia) possono essere utilmente confrontate con 'aallo' (l'anno dopo il quale la famiglia ha vissuto in Italia senza andarsene per un periodo di un anno o più, disponibile solo per il periodo 2016-2017), per determinare quali famiglie migranti hanno maggiori probabilità di spostarsi di nuovo. Per gli emigranti di origine italiana potrebbero essere estratte informazioni utili dai dataset EU-SILC per tutti i paesi (tranne l'Italia), dove vengono esaminati individui emigrati di origine italiana, quindi il gruppo di lavoro sta esplorando la possibilità di accedere anche a questi dataset.

L'insieme di informazioni disponibili in AD-SILC 3.0 e in possibili fonti esterne ci consentirà di identificare un numero di sottogruppi omogenei all'interno del campione di migranti, e quindi trattare questi diversi gruppi separatamente.

Il prossimo passo richiede la selezione delle famiglie che fungono da donatori nella procedura di clonazione per i nuovi arrivati, nonché delle famiglie che emigrano.

Il processo di selezione può essere guidato da stime logistiche o dalla semplice estrazione di un numero casuale u_i estratto da una distribuzione uniforme $[0,1]$ per ogni i -esima famiglia appartenente all' i -esimo gruppo di clonazione di immigrati. Il numero casuale viene quindi utilizzato per classificare le famiglie ed è positivamente correlato alla probabilità di essere scelto come famiglia donatrice. Si noti che diversi metodi di classificazione potrebbero essere preferiti a un'imputazione casuale. Ad esempio, Dekkers (2015a) classifica le famiglie in base al numero di membri.

Una volta che una famiglia è stata selezionata per emigrare al momento t , è necessario tenere conto della possibilità per quella famiglia di ricongiungersi al campione, vale a dire di tornare al paese di origine. La famiglia emigrata dovrebbe invecchiare e continuare a esistere al di fuori del contesto italiano simulato, mentre la probabilità di tornare indietro è stimata come una funzione (non lineare) del tempo trascorso all'estero. Siamo anche valutando se premiare le famiglie che ritornano assegnando loro un reddito complessivo più elevato e in quale misura, ovvero supporre che un incentivo economico stia spingendo la scelta a tornare indietro. Un'altra importante questione relativa alla modellizzazione dell'emigrazione è come gestire i contributi accumulati in paesi stranieri. È un problema arduo e non siamo a conoscenza di alcuna soluzione comune per i modelli di microsimulazione ancora in uso: i sistemi

pensionistici variano ampiamente e il modo di gestire la concorrenza dei contributi maturati in diversi paesi dipende in larga misura da quelli coinvolti.

Dopo aver selezionato la famiglia migrante, l'ultimo passo nel processo di simulazione consiste nell'uso dell'algoritmo Pageant di Chénard (2000). Il metodo è utilizzato per garantire la coerenza tra le procedure di allineamento e la distribuzione degli immigrati e degli emigranti per sesso e classe di età. Dekkers (2015a) offre un esempio di implementazione dell'algoritmo applicato a LIAM2.

7.2.6 Il Modulo Ricchezza

Una delle novità di T-DYMM 3.0 è rappresentata dall'introduzione di un Modulo Ricchezza. Sebbene questo argomento sia comunemente riconosciuto come rilevante nello sviluppo della microsimulazione dinamica, volta a valutare gli effetti distributivi di lungo periodo delle riforme sociali ed economiche, è stato di rado affrontato in letteratura e solo alcuni modelli sono dotati di un modulo in grado di spiegare l'evoluzione della ricchezza privata nel tempo. Una delle eccezioni è l'articolo di Tedeschi *et al.* (2013), in cui gli autori introducono un modulo di ricchezza nel modello italiano CAPP-DYN. Attingiamo dal loro lavoro nella costruzione di questo nuovo modulo in T-DYMM.

L'inclusione della ricchezza privata nel modello è cruciale per valutare il benessere generale degli individui prima e dopo il pensionamento ed è indispensabile per consentire una stima accurata dei trasferimenti che richiedono la prova dei mezzi¹⁶. In particolare, ex ante, il ruolo della ricchezza determina le decisioni di risparmio/investimento e pensionamento. Le persone che fanno parte delle famiglie più ricche, ad esempio, possono decidere di anticipare la pensione, poiché possono contare sulla 'rete di sicurezza' rappresentata dalla ricchezza accumulata. Nel contesto italiano, le varie riforme del sistema pensionistico adottate dagli anni '90 hanno sensibilmente ridotto i rendimenti dei contributi sociali rispetto al passato e le generazioni più giovani sono in media destinate a godere di pensioni pubbliche meno generose rispetto ai loro genitori. Al fine di ottenere un livellamento dei consumi nel futuro, gli individui dovranno fare affidamento su risorse private più di quanto fosse necessario in passato e potrebbero voler aumentare i propri risparmi durante la vita lavorativa al fine di incanalarli in 'investimenti orientati alla pensione' quali i fondi pensione, gli immobili e altre forme di attività finanziarie.

Mentre la generalità dei moduli di T-DYMM considera l'individuo come unità di analisi, il Modulo Ricchezza considera la famiglia.

¹⁶ Ad esempio, il cosiddetto reddito di cittadinanza è vincolato al rispetto di una soglia di ricchezza reale (30.000 euro, non contabilizzando la prima casa) e a una soglia di ricchezza finanziaria (6.000 euro da adeguare alla dimensione della famiglia e alla possibile presenza di persone disabili).

La sequenza dei processi che incorporano i meccanismi di formazione, trasmissione e accumulazione della ricchezza delle famiglie è riassunta nella Figura 7.11. Il primo processo da modellare è la trasmissione intergenerazionale della ricchezza (1), seguita dall'aggiornamento della ricchezza netta (2), dalla decisione di acquistare o vendere abitazioni (3) e infine dalla decisione sul comportamento dei consumi (4), che a sua volta determina quanto viene risparmiato (5). L'insieme delle decisioni presentate nello schema dipende da una serie di stime econometriche, che spiegheremo brevemente e discuteremo nel resto di questo paragrafo.

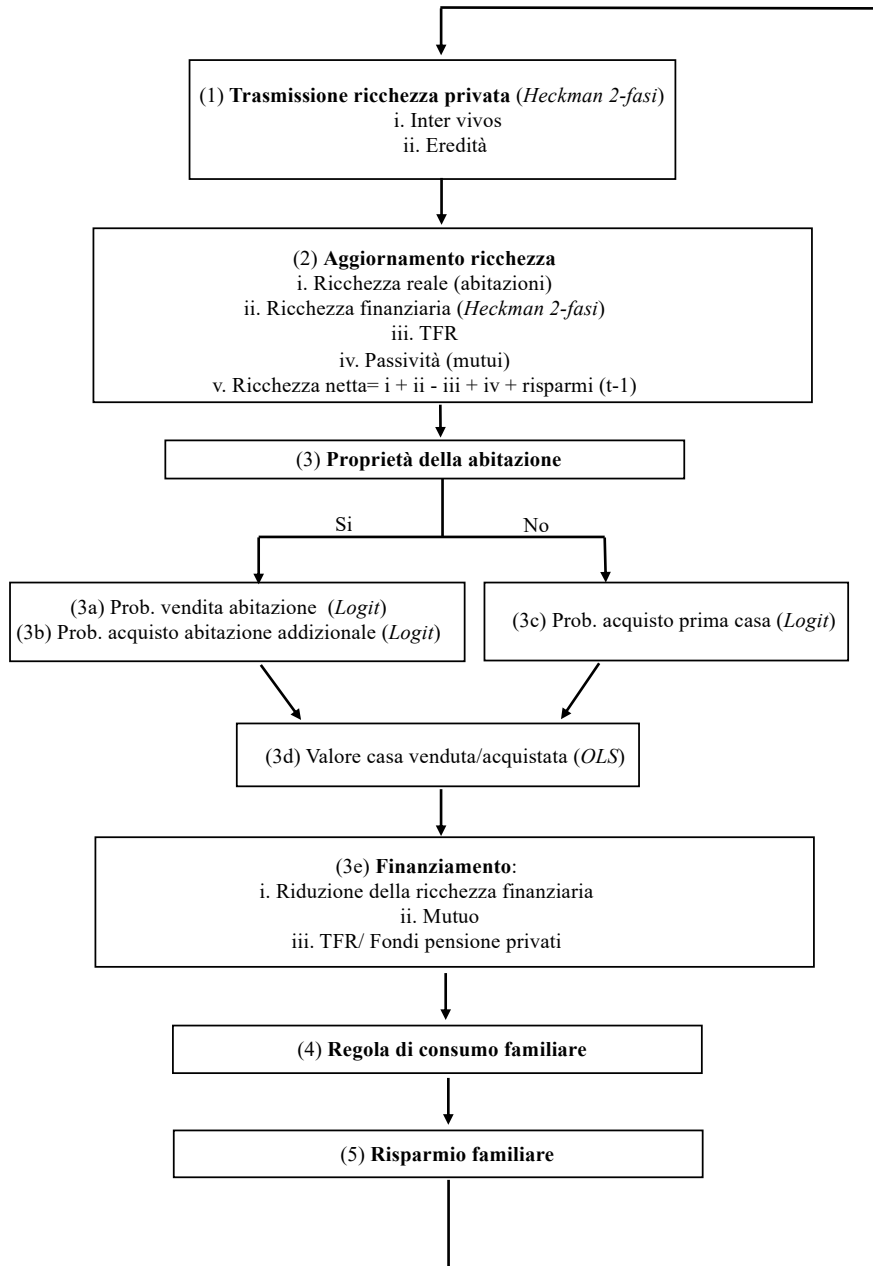
Come accennato in precedenza, i primi eventi simulati sono i trasferimenti intergenerazionali di ricchezza tra genitori e figli al di fuori della famiglia di origine (*inter vivos* e *mortis causa*). Utilizzando i dati SHIW (si veda il paragrafo 1.3), i trasferimenti *inter vivos* sono modellati mediante un approccio probabilistico basato sulla procedura a due fasi di Heckman (1979), al fine di tenere conto della distorsione nella selezione. Le due parti del trasferimento (potenziale donatore e potenziali destinatari) sono modellate separatamente e quindi allineate. I trasferimenti o lasciti di *mortis causa* hanno invece un funzionamento meccanico. Una volta definito il numero di famiglie ereditarie, i lasciti vengono simulati in modo deterministico distribuendo proporzionalmente lo stock di ricchezza tra loro sotto forma di ricchezza finanziaria.

Nella fase successiva (2), il modulo aggiorna lo stock di ricchezza assegnando un rendimento specifico a ciascuna attività, al fine di determinare il valore di ricchezza corrente (come un percorso casuale con derivata basata sulla media del rendimento dell'attività stessa).

A causa della mancanza di dati e delle esigenze di semplificazione della microsimulazione, si presume che la ricchezza reale sia costituita solo dal valore della casa posseduta. I rendimenti sulla ricchezza reale sono allineati a fonti di dati esterne (come le proiezioni AWG). Un punto in sospeso in questa fase del lavoro riguarda l'opportunità di tenere conto delle componenti idiosincratice e sistemiche di rischio nel tasso di rendimento. Un possibile modo di contabilizzare il primo punto consiste nel derivare i rendimenti da una distribuzione specifica del rendimento patrimoniale (come in Tedeschi *et al.* 2013). Questo vale per il rendimento sulla ricchezza reale e per gli altri tassi di rendimento inclusi nel modulo.

La ricchezza finanziaria è divisa in attività rischiose e non rischiose. Secondo la classificazione SHIW, le attività rischiose comprendono azioni, fondi comuni di investimento, obbligazioni private, titoli di stato esteri, azioni di società a responsabilità limitata. Le attività non rischiose sono costituite dai certificati di deposito bancari e postali, PCT, BFP e titoli di Stato; tra le attività non a rischio, aggiungiamo anche beni reali (materiali) diversi dagli immobili (aziende, oggetti di valore). Stimiamo l'allocazione della ricchezza finanziaria tra queste due componenti con un modello econometrico, che tiene conto della persistenza nell'atteggiamento nei confronti del rischio e del ruolo di altre caratteristiche osservabili con un modello di selezione à la Heckman.

Figura 7.11 Schema del Modulo Ricchezza



A partire dal 2016, il questionario SHIW comprende tre domande relative al livello di alfabetizzazione finanziaria del rispondente (il capofamiglia). Stiamo esplorando la possibilità di integrare queste informazioni (per mezzo di una variabile esplicativa nelle analisi di regressione) per tentare di catturare il rapporto tra conoscenza finanziaria e decisioni di investimento¹⁷. Questa variabile, che può essere influenzata dalla policy implementata, può essere calibrata/allineata nel periodo di simulazione, al fine di influenzare la previsione fuori campione delle variabili di investimento.

Supponiamo che la quota non rischiosa della ricchezza finanziaria accumuli un rendimento reale nullo, mentre i rendimenti delle attività finanziarie rischiose vengono imputati sulla base di fonti di dati esterne (ad esempio l'indice S&P 350, come in T-DYMM 2.0).

Un'ulteriore componente della ricchezza finanziaria è il Trattamento di fine rapporto (TFR)¹⁸, già pagato dal datore di lavoro al dipendente in caso di cessazione del rapporto di lavoro (licenziamento, dimissioni o pensionamento). Questa componente è maturata a livello individuale. I risparmi delle famiglie relativi all'anno precedente sono un'altra componente della ricchezza finanziaria. Infine, il debito ancora in essere si ottiene sottraendo la quota di mutuo complessiva pagata al periodo precedente dal suo valore totale¹⁹. I mutui sono l'unica forma di prestito consentita nel modulo.

Una volta calcolati la ricchezza e il debito, la ricchezza netta viene quindi data dalla somma della ricchezza reale e finanziaria meno il debito in essere.

Il processo seguente (3) consiste nella decisione di acquistare o vendere una casa. È modellato su una serie di modelli a scelta discreta (logit) stimati raggruppando le *wave* SHIW 2004-2016 (dati *pooled*). I totali vengono quindi allineati a una fonte esterna ufficiale (dataset OMI, vedere il paragrafo 1.3.1).

Il verificarsi dell'evento 'vendita' avviene attraverso un logit basato sul raggruppamento delle *wave* SHIW, successivamente il valore dell'immobile venduto, al netto del mutuo rimanente, è dato dal valore attuale della ricchezza reale diviso per il numero di case possedute. Questo evento implica un aumento della ricchezza finanziaria della famiglia venditrice e può eventualmente comportare l'insorgere di una nuova ipoteca per la famiglia acquirente (nel caso in cui la ricchezza finanziaria non copra le spese).

La procedura applicata per selezionare le famiglie che decidono di acquistare una nuova casa è simile a quella utilizzata per determinare l'evento 'vendita' e si basa su una stima logit. Quando una famiglia viene selezionata per acquistare un immobile, il valore dell'abitazione acquistata viene stimato utilizzando un OLS su dati *pooled* SHIW (o, in alternativa, utilizzando i dati amministrativi dell'OMI), prendendo il rapporto tra il valore della casa e la ricchezza netta della famiglia quale variabile dipendente.

¹⁷ La letteratura economica sull'alfabetizzazione finanziaria e il suo rapporto con le decisioni di investimento è cresciuta negli ultimi anni. Si veda Lusardi e Mitchell (2014).

¹⁸ Il *trattamento di fine rapporto* (indennità di fine servizio) è un TFR obbligatorio per dipendenti pubblici e privati. Vedere il paragrafo 7.2.7 per una descrizione di come simulare il TFR all'interno di T-DYMM 3.0.

¹⁹ Le rate dei mutui sono simulate in base a ipotesi semplificative sulla durata del mutuo.

Per quanto riguarda il finanziamento nell'acquisizione della casa, il modulo prevede tre possibili casi:

- acquisto coperto da ricchezza finanziaria; in questo caso, la ricchezza finanziaria diminuisce del prezzo della casa acquistata, la ricchezza reale aumenta dello stesso importo e non vi è creazione di debito aggiuntivo nel sistema;
- se il prezzo della casa supera la ricchezza finanziaria, la disponibilità finanziaria della famiglia può essere aumentata creando nuovo debito sotto forma di mutuo;
- acquisto coperto dal recupero (parziale) della ricchezza maturata nel TFR o nei fondi pensione privati (per gli individui che non sono pensionati). Se almeno uno dei membri della famiglia ha un TFR maturato o aderisce a un piano di previdenza complementare e l'acquisto riguarda la prima casa, è consentito il riscatto a compensazione del debito contratto.

Gli ultimi due passaggi del modulo sono strettamente correlati. L'applicazione di una regola di consumo determina la quantità di reddito consumato a livello familiare (4). In una prima implementazione del modello, la regola del consumo sarà una funzione del reddito disponibile delle famiglie e delle caratteristiche sociodemografiche (senza una corretta contabilizzazione del ruolo delle risorse previste nel corso della vita). In simulazione, al consumo sarà impedito di superare la somma di tutto il reddito disponibile delle famiglie e della ricchezza finanziaria 'non liquida' e non rischiosa al netto della rata del mutuo. Nell'ultima fase (5), i risparmi annuali delle famiglie sono ottenuti come differenza tra reddito disponibile (al netto della rata del mutuo) e consumi.

7.2.7 I sottomoduli su TFR e pensioni private

Nel presente paragrafo, descriveremo le caratteristiche di due sottomoduli del Modulo Ricchezza, il primo sulla cosiddetta 'indennità di fine servizio' (Trattamento di fine rapporto), il secondo sulle pensioni complementari (private). Entrambi sono componenti addizionali rilevanti della ricchezza, in particolare per il loro ruolo nel regolare il consumo nel tempo. Una premessa fondamentale è che questi sottomoduli, diversamente dalla generalità del Modulo Ricchezza, funzionano a livello individuale e non familiare.

Trattamento di fine rapporto (TFR)

Il TFR è una indennità obbligatoria a favore dei dipendenti pubblici e privati. Si tratta, in sostanza, di una quota differita del salario: i contributi TFR sono trattenuti e gestiti direttamente dal datore di lavoro (il tasso di rivalutazione è costante e fissato per legge), che deve pagare l'importo accumulato al dipendente in caso di licenziamento o pensionamento. Un cambiamento cruciale nella legislazione relativa al TFR è avvenuto nel 2005, quando è stata introdotta la formula del 'silenzio-assenso' (con i nuovi regolamenti resi esecutivi dal 2007 in poi): se un lavoratore non è esplicitamente in disaccordo, il nuovo TFR maturato (non lo stock già accumulato dalle imprese) viene trasferito dalle imprese ai fondi pensione. Secondo gli ultimi dati disponibili (2018) della

Commissione di Vigilanza sui fondi pensione (COVIP)²⁰, solo il 23% circa dell'importo complessivo del TFR maturato è stato trasferito ai fondi pensione.

All'interno di T-DYMM 3.0, la scelta del lavoratore dipendente tra le due possibili destinazioni del TFR sarà modellata sulla base di stime econometriche effettuate sul nuovo dataset AD-SILC, avvalendosi anche delle informazioni contenute nei dati SHIW. La percentuale di lavoratori che trasferisce il proprio TFR a piani pensionistici privati sarà allineata ai dati COVIP (potranno essere implementati scenari diversi di allineamento). La quantità di TFR già maturata all'inizio della simulazione verrà stabilita incrociando le informazioni disponibili in AD-SILC 3.0 sui contributi versati e altre variabili disponibili che descrivono l'evoluzione degli stipendi nel campione e nel tempo.

All'interno del modello, il TFR sarà pari al 6,91% dell'importo lordo del salario dei dipendenti pubblici e privati. Nel caso in cui il TFR sia mantenuto nell'impresa, verrà rivalutato ogni anno dell'1,5% più lo 0,75% del tasso di inflazione. Nel caso in cui il dipendente decida di collocare il proprio TFR in un fondo pensione collettivo (si veda il paragrafo successivo)²¹, verrà rivalutato ogni anno da un tasso di interesse che dipende dal tipo di investimento effettuato dal fondo pensione. Come è stato fatto per T-DYMM 2.0, definiremo la composizione del portafoglio dei fondi pensione sulla base dei dati COVIP ed elaboreremo proiezioni sui tassi di rendimento, in base alla rischiosità degli investimenti (ad esempio, distinguendo tra attività non rischiose e rischiose coerentemente alla distinzione fatta nel Modulo Ricchezza).

In base alla legislazione pertinente, ogni volta che un rapporto di lavoro viene interrotto, sia per dimissioni che per pensionamento, il TFR viene pagato al dipendente come somma forfettaria. All'interno di T-DYMM, come visto nel paragrafo 7.2.6, i dipendenti avranno anche la possibilità di accedere a un'anticipazione parziale del TFR per l'acquisto della prima casa²², per un importo massimo del 70%.

Pensioni private

Per quanto riguarda i regimi pensionistici privati (o integrativi), offriremo innanzitutto una breve panoramica sull'argomento e sul contesto italiano.

I pilastri supplementari alla previdenza statale operano su base volontaria, sono interamente finanziati e sono fondi a contribuzione definita²³. A seguito della Riforma del 1993 (D.Lgs. n. 124/1993) e successive revisioni, i pilastri complementari sono organizzati in tre diversi tipi di istituti pensionistici: fondi chiusi (derivanti da contratti o accordi collettivi di lavoro) (CPF), fondi aperti (OPF) e piani pensionistici personali

²⁰ Per ulteriori informazioni sui dati COVIP, consultare: <http://www.covip.it/>.

²¹ Nel modello escluderemo il caso dei lavoratori dipendenti che trasferiscono il TFR a un fondo pensione privato.

²² Questa anticipazione è possibile anche per motivi medici straordinari, tuttavia questa possibilità non verrà simulata nel modello.

²³ Prima della riforma delle pensioni private del 1993 (D.Lgs. n. 124/1993) erano attivi solo i fondi pensione sponsorizzati da banche e compagnie assicurative a favore dei loro dipendenti, i cosiddetti 'fondi preesistenti'. Solo i fondi preesistenti possono fornire benefici calcolati secondo le formule dei benefici definiti.

(Piani pensionistici individuali, PIP). Anche se la legislazione ha favorito lo sviluppo delle pensioni integrative a partire dagli anni '90²⁴, secondo i dati più recenti, il tasso di adesione ai regimi pensionistici privati è ancora piuttosto limitato. Nel 2018, il numero totale di persone iscritte è stato di circa 7,9 milioni, il 30,2% di tutti i lavoratori.

Nel seguito forniremo una descrizione di come sviluppare il sottomodulo delle pensioni private in T-DYMM 3.0. Rispetto alla versione semplificata del sottomodulo sulle pensioni private incluso in T-DYMM 2.0, che utilizzava solo le informazioni disponibili in SILC, T-DYMM 3.0 sfrutta anche le informazioni utili contenute nel sondaggio SHIW²⁵.

Le informazioni disponibili in SHIW che risulteranno utili ai nostri scopi sono:

- una domanda sul periodo di contribuzione nei regimi complementari (anno a partire dal quale è iniziato il contributo alla pensione complementare);
- una domanda sulla percentuale della retribuzione assegnata ai regimi complementari. La stessa domanda viene posta anche rispetto al contributo versato dal datore di lavoro;
- una domanda relativa al valore della pensione complementare maturata alla fine dell'anno di riferimento;
- una domanda relativa alle scelte di investimento dei fondi pensione.

Nel modello semplificheremo il complesso sistema di regimi pensionistici privati presentando una serie limitata di alternative al regime pubblico che costituirà il nostro regime pensionistico integrativo, il quale comprende tutti e tre i suddetti istituti disponibili nel sistema italiano.

La scelta di partecipare a un regime pensionistico integrativo sarà modellata sulla base di stime econometriche effettuate sul dataset SHIW. Il dataset SHIW ci guiderà anche nella stima dell'importo versato nei fondi pensione per un determinato anno (e se l'importo versato provenga o meno dal TFR) quale quota del reddito annuale, e nell'assegnazione dei contributi maturati nell'anno base della simulazione. Entrambe le stime probabilistiche costituiranno un miglioramento della metodologia di T-DYMM 2.0, dove entrambe le dimensioni sono state valutate in modo deterministico.

Analogamente a quanto indicato per i fondi pensione collettivi (vedi sopra), il tasso di rendimento dei fondi pensione integrativi sarà attribuito in base a una serie di ipotesi sulla composizione futura dei portafogli, basate su dati storici COVIP e sulla distribuzione degli impieghi per classe di rischio.

Riferimenti bibliografici

Aaberge R., Colombino U. (2014), *Labour Supply Models*, in O'Donoghue C. (ed.), *Handbook of Microsimulation Modelling*, Bingley, Emerald Publishing, pp.167-221

²⁴ Tutti i contributi ai fondi pensione privati sono deducibili fino a 5.146,57 euro all'anno.

²⁵ Si veda il paragrafo 1.3 per una breve descrizione di SHIW e del suo collegamento con AD-SILC 3.0.

- Aaberge R., Colombino U. (2018), Structural Labour Supply Models and Microsimulation, *International Journal of Microsimulation*, 11, n.1, pp.162-197
- Albarea A., Bernasconi M., Di Novi C., Marenzi A., Rizzi D., Zantomio F. (2015), Accounting for tax evasion profiles and tax expenditures in microsimulation modelling. The BETAMOD model for personal income taxes in Italy, *International Journal of Microsimulation*, 8, n.3, pp.99-136
- Ando A., Nicoletti-Altissimi S. (2004), *A micro simulation model of demographic development and households' economic behavior in Italy*, Temi di discussione n.533, Roma, Banca d'Italia
- AISP (Italian Association for Population Studies) (2017), *Rapporto sulla Popolazione – Le molte facce della presenza straniera in Italia*, Bologna, Il Mulino
- Azzolini D., Bazzoli M., De Poli S., Fiorio C., Poy S. (2017), Developing and Validating Regional Microsimulation Models. TREMOD: The Tax-Benefit Model of the Italian Province of Trento, *Economia Pubblica*, n.1, pp.5-33
- Bae J.W., Paik E., Kim K., Singh K., Sajjad M. (2016), Combining Microsimulation and Agent-based Model for Micro-level Population Dynamics, *Procedia Computer Science*, 80, special issue, pp.507-517
- Baekgaard H. (2002), *Micro-macro linkage and the alignment of transition processes: some issues, techniques and examples*, National Centre for Social and Economic Modelling Technical Paper n.25, Canberra, NATSEM
- Baldini M. (2001), Inequality and redistribution over the life-cycle in Italy. An analysis with a dynamic cohort microsimulation model, *Brazilian Electronic Journal of Economics*, 4, n.2, pp.1-5
- Baldini M., Toso S. (2009), *Diseguaglianza, povertà e politiche pubbliche*, Bologna, Il Mulino
- Baldini M., Giarda E., Olivieri A. (2015a), *A tax-benefit microsimulation model for Italy: a partial evaluation of fiscal consolidation in the period 2011-2014*, Prometeia Nota di lavoro n.1, Bologna, Prometeia
- Baldini M., Pacifico D., Termini F. (2015b) *Imputation of missing expenditure information in standard household income surveys*, DEMB Working Paper Series n.49, Università di Modena e Reggio Emilia
- Betti G., Donatiello G., Verma V. (2011), The Siena microsimulation model (SM2) for net-gross conversion of EU-SILC income variables, *International Journal of Microsimulation*, 4, n.1, pp.35-53
- Bianchi C., Romanelli M., Vagliasindi P.A. (2005), Validating a Dynamic Microsimulation Model of the Italian Households, in Leskow J., Punzo L.F., Anyul M.P. (eds.) *New Tools of Economic Dynamics. Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems*, Berlin, Springer
- Boscolo S. (2019), Quantifying the Redistributive Effect of the Erosion of the Italian Personal Income Tax Base: A Microsimulation Exercise, *Economia Pubblica*, n.2, pp.39-80
- Bourguignon F., Spadaro A. (2006), Microsimulation as a tool for evaluating redistribution policies, *The Journal of Economic Inequality*, 4, n.1, pp.77-106

- Buddelmeyer H., Hérault N., Kalb G., van de Zijll de Jong M. (2012), Linking a Microsimulation Model to a Dynamic CGE Model: Climate Change Mitigation Policies and Income Distribution in Australia, *International Journal of Microsimulation*, 5, n.2, pp.40-58
- Burtless G., Hauman J.A. (1978), The effect of taxation on labor supply: Evaluating the Gary negative income tax experiment, *Journal of Political Economy*, 86, n.6, pp.1103-1130
- Buslei H., Bach S., Simmler M. (2014), Firm Level Models, in O'Donoghue C. (ed.), *Handbook of Microsimulation Modelling*, Bingley, Emerald Publishing, pp.479-503
- Caretta A., Flisi S., Frale C., Raitano M., Tedeschi S. (2013), *T-DYMM: the Treasury Dynamic Microsimulation Model of the Italian Pension System*, MEF Working Paper n.11, Roma, Ministero dell'Economia e delle Finanze
- Ceriani L., Fiorio C.V., Gigliarano C. (2013), The importance of choosing the dataset for tax-benefit analysis, *International Journal of Microsimulation*, 6, n.1, pp.86-121
- Chénard D. (2000), Individual alignment and group processing: an application to migration processes in DYNACAN, in Mitton L., Sutherland H., Weeks M. (eds.), *Microsimulation Modelling for Policy Analysis*, Cambridge, Cambridge University Press
- Colombo G. (2010), Linking CGE and Microsimulation Models. A Comparison of Different Approaches, *International Journal of Microsimulation*, 3, n.1, pp.72-91
- Colombino U. (2015), Five Crossroads on the Way to Basic Income. An Italian Tour, *Italian Economic Journal*, 1, n.3, pp.353-389
- Coromaldi M., Guerrera D. (2009), Modello di Microsimulazione EconLav: la costruzione del data-set di input, MEF Working Papers n.4, Roma, Ministero dell'Economia e delle Finanze
- Cozzolino M., Di Marco M. (2015), Micromodelling Italian Taxes and Social Policies. *Rivista di Statistica Ufficiale*, 2, pp.17-26
- Creedy J., Tuckwell I. (2004), Reweighting Household Surveys for Tax Microsimulation Modelling. An Application to the New Zealand Household Economic Survey, *Australian Journal of Labour Economics*, 7, n.1, pp.71-88
- Creedy J., Kalb G. (2005), Discrete Hours Labour Supply Modelling: Specification, Estimation and Simulation, *Journal of Economic Surveys*, 19, n.5, pp.697-734
- Curci N., Savegnago M., Cioffi M. (2017), *BIMic. The Bank of Italy microsimulation model for the Italian tax and benefit system*, Questioni di economia e finanza n.394, Roma, Banca d'Italia
- Dekkers G. (1999), *The future development of living standards of the retirees in Belgium: an application of the static microsimulation model station*, MPRA Paper n.36005, University Library of Munich
- Dekkers G. (2015a), *On the modelling of immigration and emigration using LLAM2*, NOTE-LIAM2-11155, Federaal Planbureau <<https://bit.ly/38IUYXr>>
- Dekkers G. (2015b) The simulation properties of microsimulation models with static and dynamic ageing – a brief guide into choosing one type of model over the other, *International Journal of Microsimulation*, 8, n.1, pp.97-109
- Dekkers G., Buslei H., Cozzolino M., Desmet R., Geyer J., Hofmann D., Raitano M., Steiner V., Tanda P., Tedeschi S., Verschueren F. (2009), *What Are the Consequences*

- of AWG Projections for the Adequacy of Social Security Pensions?*, ENEPRI Research Report n.65, AIM Work Package 4
- Dekkers G., Cumpston R. (2012), On weights in dynamic-ageing microsimulation models, *International Journal of Microsimulation*, 5, n.2, pp.59-65
- Di Caro P. (2018), *Redistribution in real-world PIT. Evidence from Italian records*, DF Working Paper n.2, Roma, MEF
- Di Nicola F., Mongelli G., Pellegrino S. (2015), The static microsimulation model of the Italian Department of Finance. Structure and first results regarding income and housing taxation, *Economia pubblica*, n.2, pp.125-157
- Duleep H.O., Dowhan D.J. (2008a), Research on Immigrant Earnings, *Social Security Bulletin*, 68, n.1, pp.31-50
- Duleep H.O., Dowhan D.J. (2008b), Incorporating Immigrant Flows into Microsimulation Models, *Social Security Bulletin*, 68, n.1, pp.67-76
- D'Amuri F., Fiorio C.V. (2006), Grossing-up and Validation Issues in an Italian Tax-Benefit Microsimulation Model, *Econpubblica Working Paper* n.117
- Ericson P., Hussenius J. (1999), *Distributional Effects of Public Student Grants in Sweden – a Presentation and an Application of the Dynamic Microsimulation Model SESIM*, APPAM Seminar “Public Policy Analysis and Management: Global and Comparative Perspectives”, Washington DC, November 4-6
- European Commission (2017), *The 2018 Ageing Report. Underlying Assumptions and Projection Methodologies*, Institutional Paper n.065, Luxembourg, Publications Office of the European Union
- Gastaldi F., Paziienza M.G., Pollastri C. (2017), *I Modelli di Microsimulazione dell'UPB: Famiglie e Imprese*, Mimeo online printing
- Hausman J.A. (1979), The econometrics of labor supply on convex budget sets, *Economic Letters*, 3, n.2, pp.171-174
- Heckman J.J. (1979), Sample selection bias as a specification error, *Econometrica*, 47, n.1, pp.153-161
- Hufkens T., Goedemé T., Gasior K., Leventi C., Manios K., Rastrigina O., Recchia P., Sutherland H., Van Mechelen N., Verbist G. (2019), *The Hypothetical Household Tool (HboT) in EUROMOD: a new instrument for comparative research on tax-benefit policies in Europe*, JRC Working Papers on Taxation and Structural Reforms n.05, European Commission, Seville, Joint Research Centre
- IESS (2016), *Final Report*, see <<https://bit.ly/2BwUMbU>>
- Immervoll H., O'Donoghue C. (2001), *Imputation of gross amounts from net incomes in household surveys: an application using EUROMOD*, EUROMOD Working Paper n.EM1, Essex, EUROMOD
- Klevmarken A., Olovsson P. (1996), Direct and behavioural effects of income tax changes: simulations with the swedish model MICROHUS, in Harding A. (ed.), *Microsimulation and Public Policy*, Amsterdam, Elsevier Science Publishers, pp.203-229

- Leombruni R., Richiardi M. (2006), LABORsim. An Agent-Based Microsimulation of Labour Supply—An Application to Italy, *Computational Economics*, 27, pp.63-88
- Li J., O'Donoughe C. (2013), A survey of dynamic microsimulation models: uses, model structure and methodology, *International Journal of Microsimulation*, 6, n.2 pp.3-55
- Li J., O'Donoughe C. (2014a), Evaluating Binary Alignment Methods in Microsimulation Models, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 17, n.1, pp.1-15
- Li J., O'Donoughe C., Dekkers G. (2014b), Dynamic models, in O'Donoghue C. (ed.), *Handbook of Microsimulation Modelling*, Bingley, Emerald Publishing, pp.305-343
- Li J., O'Donoughe C., Loughrey J., Harding A. (2014c), Static Models, in O'Donoghue C. (ed.), *Handbook of Microsimulation Modelling*, Bingley, Emerald Publishing, pp.47-75
- Lusardi A., Mitchell O.S. (2014), The economic importance of financial literacy: theory and evidence, *Journal of Economic Literature*, 52, n.1, pp.5-44
- Maitino M.L., Sciclone N. (2009), *Assessing the Implications of Population Ageing on Tuscan Wellbeing. A Microsimulation Approach*, unpublished available <https://bit.ly/3eU6w6B>
- Maitino M.L., Ravagli L., Sciclone N. (2017), MicroReg: a Traditional Tax-Benefit Microsimulation Model Extended to Indirect Taxes and In-Kind Transfers, *International Journal of Microsimulation*, 10, n.1, pp.5-38
- Martini A., Trivellato U. (1997), The Role of Survey Data in Microsimulation Models for Social Policy Analysis, *Labour*, 11, n.1, pp.83-112
- Mazzaferro C., Morciano M. (2012), *CAPP_DYN. A Dynamic Microsimulation Model for the Italian Social Security System*, CAPPaper n.48, Università di Modena e Reggio Emilia
- MEF-FGB (2012), Innovative datasets and models for improving welfare policies, Final Report of the INDIW project, Roma, Ministero dell'Economia e delle Finanze - Dipartimento del Tesoro, Fondazione Giacomo Brodolini
- Menonna A., Blangiardo G.C. (2018), Flussi migratori dall'Africa: scenari per il futuro, [neodemos.info <https://bit.ly/3ipnagQ>](https://bit.ly/3ipnagQ)
- Merz J. (1991), Microsimulation. A survey of principles, developments and applications, *International Journal of Forecasting*, 7, n.1, pp.77-104
- Michelangeli V., Pietrunti M. (2014), A Microsimulation Model to evaluate Italian Households' Financial Vulnerability, *International Journal of Microsimulation*, 7, n.3, pp.53-79
- O'Donoughe C. (2001), Dynamic microsimulation. A methodological survey, *Brazilian Electronic Journal of Economics*, 4, n.2, pp.1-77
- O'Donoughe C., Lennon J., Hynes S. (2009), The Life-Cycle Income Analysis Model (LIAM). A Study of a Flexible Dynamic Microsimulation Modelling Computing Framework, *International Journal of Microsimulation*, 2, n.1, pp.16-31
- O'Donoughe C., Redway H., Lennon J. (2010), Simulating Migration in the PENSIM2 Dynamic Microsimulation Model, *International Journal of Microsimulation*, 3, n.2, pp.65-79

- O'Donoughe C., Morrissey K., Lennon J. (2014), Spatial Microsimulation Modelling: a Review of Applications and Methodological Choices, *International Journal of Microsimulation*, 7, n.1, pp.26-75
- Orcutt G.H. (1957), A new type of socio-economic system, *Review of Economics and Statistics*, 39, n.2, pp.116-123
- Orcutt G.H. (1967), Microeconomic Analysis for Prediction of National Accounts, in Wold H., Orcutt G.H., Robinson E.A., Suits D., de Wolff P. (eds.), *Forecasting on a Scientific Basis – Proceedings of an International Summer Institute*, Lisbon, Gulbenkian Foundation, pp.67-127
- Pacifico D. (2009), A behavioural microsimulation model with discrete labour supply for Italian couples, CAPPaper n.65, Università di Modena e Reggio Emilia
- Pacifico D. (2014), *Reweight: a Stata Module to reweight Survey Data to External Totals*, Working Paper n.5, Roma, MEF
- Peichl A. (2016), Linking Microsimulation and CGE Models, *International Journal of Microsimulation*, 9, n.1, pp.167-174
- Pellegrino S., Piacenza M., Turati G. (2011), Developing a Static Microsimulation Model for the Analysis of Housing Taxation in Italy, *International Journal of Microsimulation*, 4, n.2, pp.73-85
- Rutter C.M., Zaslavsky A.M., Feuer E.J. (2010) Dynamic Microsimulation Models for Health Outcomes. A Review, *Medical Decision Making*, 31, n.1, pp.10-18
- Scott A. (2001), *A computing strategy for SAGE: 1. Model options and constraints*, Technical Note n.2, London, ESRC-Sage Research Group
- Stock J.H., Wise D.A. (1990), Pensions, the option value of work, and retirement, *Econometrica*, 58, n.5, pp.1151-1180
- Sutherland H., Figari F. (2013), EUROMOD: the European Union tax-benefit microsimulation model, *International Journal of Microsimulation*, 6, n.1, pp.4-26
- Sutherland H. (2018), Quality Assessment of Microsimulation Models. The Case of EUROMOD, *International Journal of Microsimulation*, 11, n.1, pp.198-223
- Tanton R. (2018), Spatial Microsimulation. Developments and Potential Future Directions, *International Journal of Microsimulation*, 11, n.1, pp.143-161
- Tedeschi S., Pisano E., Mazzaferro C., Morciano M. (2013), Modelling Private Wealth Accumulation and Spend-down in the Italian Microsimulation Model CAPP_DYN: A Life-Cycle Approach, *International Journal of Microsimulation*, 6, n.2, pp.76-122
- Van Sonsbeek J. (2011), Micro simulations on the effects of ageing-related policy measures. The Social affairs Department of the Netherlands Ageing and Pensions Model, *International Journal of Microsimulation*, 4, n.1, pp.72-99
- Willekens F. (2006), *Description of the micro-simulation model (Continuous-time micro-simulation)*, Deliverable D8 (first part), The Hague, Netherlands Interdisciplinary Demographic Institute

Osservazioni conclusive

Il presente rapporto ha fornito una panoramica completa delle attività intraprese per aggiornare il database AD-SILC e un'analisi approfondita delle caratteristiche del mercato del lavoro più importanti per il progetto MOSPI. Abbiamo anche stabilito i principali progressi da realizzare in termini di evoluzione del modello T-DYMM.

Nelle fasi successive, concentreremo la nostra attenzione sull'implementazione delle revisioni e dei miglioramenti previsti per il modello e ciò ci consentirà di fornire gli spunti per le indicazioni di policy che sono al centro di questo progetto. In particolare, in linea con la proposta presentata, dovremo: a) migliorare la capacità del modello di simulare i sussidi di protezione sociale, aggiornando i suoi moduli attuali con nuovi istituti esistenti e, allo stesso tempo, consentendo loro di includere ulteriori applicazioni politiche future; b) includere un sotto-modulo sui pensionati che lavorano e, più in generale, consentire al modello di comprendere qualsiasi accordo di lavoro flessibile che potrebbe essere previsto per i lavoratori senior; c) introdurre un modulo per la proprietà immobiliare e la ricchezza finanziaria, che tenga conto dei regimi pensionistici integrativi e delle decisioni di portafoglio; d) ampliare il Modulo Fiscale, anche grazie ai nuovi dati amministrativi fiscali disponibili; e) introdurre un modulo di migrazione, tenendo conto degli impatti sulle proiezioni della popolazione e sulla dispersione del reddito.

Nel complesso, le nuove funzionalità del modello ci consentiranno di effettuare una valutazione più informata dell'adeguatezza del sistema di welfare in una prospettiva lungimirante, con particolare attenzione verso le persone svantaggiate e i lavoratori non standard e alla luce di un'ampia gamma di scenari demografici e socioeconomici. Le possibili azioni politiche saranno, come anticipato, valutate in modo approfondito. Nei prossimi mesi procederemo con le attività finali relative all'acquisizione dei dati (ad esempio introducendo in AD-SILC le informazioni amministrative fiscali) e poi passeremo alla stima delle equazioni del modello; quest'ultima attività beneficerà del know-how acquisito durante l'analisi del nuovo dataset e illustrato nel rapporto corrente.

Nel mentre dello svolgimento delle nuove attività, un contributo e uno stimolo essenziali saranno forniti dal processo di monitoraggio e valutazione intrapreso dalla

Fondazione Giacomo Brodolini. Una serie di attività previste saranno utili nello specifico per focalizzare gli sforzi intrapresi dal team di modellistica; riteniamo che il prossimo feedback in termini di trasferibilità del progetto MOSPI (rispetto ad altri Stati membri europei) sia particolarmente rilevante. Il potenziamento del modello trarrà grande vantaggio anche dal *peer review workshop* – da pianificare – in cui gli esperti dell'UE valuteranno lo stato di avanzamento del progetto e ci consentiranno di perfezionare la nostra linea di azione. Oltre alle attività ufficialmente pianificate, continueremo a scambiare opinioni con esperti nazionali e internazionali. Fornitori di dati, istituzioni politiche ed esperti accademici hanno contribuito in passato allo sviluppo del T-DYMM; saremo lieti di rafforzare la nostra collaborazione per garantire il suo più ampio successo in futuro.

