



UNIVERSITÀ POLITECNICA DELLE MARCHE

FACOLTÀ DI ECONOMIA "GIORGIO FUÀ"
Corso di Laurea Triennale in Economia e Commercio

**Immigrazione e criminalità: un'analisi
econometrica su dati panel**

**Immigration and crime: an econometric analysis on panel
data**

Relatore:

Prof. Riccardo Lucchetti

Tesi di laurea di:

**Anna Lavini
Matricola 1087700**

Anno Accademico 2020-2021

*A tutti voi che in questi anni siete rimasti al mio fianco,
dandomi sempre l'energia e la forza di andare avanti.
Che questo traguardo sia anche vostro.*

Indice

Introduzione	3
1 Immigrazione e criminalità	5
1.1 L'Italia: da Paese di emigrazione a Paese di immigrazione	5
1.2 La portata del fenomeno migratorio in Italia e il nesso con la criminalità	7
1.3 Immigrazione e criminalità: cosa emerge dalla letteratura esistente	9
2 I dati	11
2.1 Misure dei fenomeni e reperimento dei dati	11
3 Le stime	18
3.1 Grafico X-Y a dispersione	18
3.2 Fixed-effects model	20
3.3 Random-effects model	26
3.4 IV panel	28
Conclusioni	30
Bibliografia	32

Introduzione

Il binomio immigrazione-criminalità è stato, in particolar modo nell'ultimo decennio, frequente oggetto di studio e di ricerca, proprio per i risvolti sociali ed economici che i due fenomeni comportano.

Nonostante le molteplici analisi condotte sulla tematica e gli innumerevoli dibattiti che hanno ruotato intorno a tale argomento, è tutt'ora difficile poter giungere a delle conclusioni univoche in merito al rapporto che lega immigrazione e criminalità.

L'attenzione da parte dell'opinione pubblica, e di conseguenza anche degli studiosi, è andata aumentando anche e soprattutto in risposta alla crescita esponenziale che i flussi migratori hanno registrato negli anni. Ciò ha fatto sì che, da fenomeno "marginale" e nuovo qual era nei primi anni '70, l'immigrazione divenisse un aspetto strutturale della società odierna.

L'obiettivo che si intende perseguire attraverso questa tesi di laurea risiede nell'analisi del rapporto che sussiste tra il tasso di immigrazione e quello di criminalità. A tale scopo, verranno adottati alcuni modelli econometrici, utili per poter dare una certa affidabilità e autorevolezza ai nostri risultati.

Entrando più nel dettaglio, nel capitolo 1 ci concentreremo su quelle che sono le caratteristiche del fenomeno migratorio, mettendo in luce alcuni aspetti che si riveleranno poi utili per la nostra analisi. Inizieremo con un excursus storico, con particolare riferimento al passaggio dell'Italia da terra di emigrazione a Paese di immigrazione. Nel secondo paragrafo l'attenzione si sposta sulla portata attuale del fenomeno e sulle implicazioni che, ad oggi, esso ha sulla vita economico-sociale del Paese. Inoltre, evidenzieremo come il fenomeno migratorio viene percepito dalla popolazione autoctona e i motivi alla base di alcune ideologie e luoghi comuni che, nel tempo, si sono consolidati. Il terzo paragrafo è invece dedicato alla letteratura esistente sul fenomeno, ossia agli studi condotti da vari ricercatori in merito al nesso tra immigrazione e criminalità.

Nel secondo capitolo saranno presentati i dati cui abbiamo attinto per condurre la nostra analisi: gli stessi sono stati resi disponibili (a livello provinciale) dall'Istat e sono riferiti al periodo di tempo tra il 2012 e il 2020.

Il terzo capitolo costituisce il clou dell'indagine, in quanto, all'interno dello stesso, verranno mostrati i modelli econometrici realizzati. Dopo aver spiegato i motivi della scarsa attendibilità delle stime pooled OLS, introdurremo i due modelli panel specifici, vale a dire il fixed-effects e il random-effects, evidenziando i vantaggi e i punti di debolezza di entrambi. Inoltre, effettueremo il test di Hausman, così da stabilire quale dei due modelli meglio si concilia con la tipologia dei nostri dati. Infine, concluderemo il capitolo con un panel IV, cioè un modello a variabili strumentali, in cui la variabile endogena da strumentare è proprio il tasso di immigrazione, mentre gli strumenti impiegati sono i ritardi del tasso di disoccupazione e del valore aggiunto per abitante.

Al termine dell'analisi, arriveremo alla conclusione che, sebbene sia presente una correlazione positiva tra immigrazione e criminalità, l'evidenza empirica non suggerisce che vi sia anche un

rapporto di causazione tra i due fenomeni: risulterebbe quindi ingiustificata l'ipotesi secondo cui un aumento del tasso di criminalità sarebbe causato dalla crescente entità dei flussi migratori.

Capitolo 1

Immigrazione e criminalità

1.1 L'Italia: da Paese di emigrazione a Paese di immigrazione

La migrazione è uno dei processi demografici che ha maggiormente caratterizzato la storia dell'umanità sin dai tempi più remoti, contribuendo alla nascita delle civiltà e, più recentemente, delle nazioni moderne.

Il movimento migratorio è definito come "lo spostamento individuale o collettivo da un luogo d'origine (emigrazione) a un luogo di destinazione (immigrazione)" (*Treccani* enciclopedia). All'interno del processo migratorio possono essere distinti due momenti: l'emigrazione, cioè l'abbandono della terra di origine e l'immigrazione, ossia l'inserimento nel paese di arrivo.

L'Italia ha sperimentato entrambi i fenomeni in questione, trasformandosi da paese di emigrazione a paese di immigrazione.

Già dal periodo seguente all'unificazione, iniziarono a manifestarsi i primi movimenti migratori dal territorio italiano verso altri continenti, ma fu soprattutto negli anni '80 del XIX secolo che iniziò il vero e proprio esodo di massa dall'Italia. Le mete più comuni erano quelle d'oltreoceano, in particolar modo gli Stati Uniti, l'Australia e l'America del Sud, ma anche paesi europei, quali Francia, Germania, Svizzera e Olanda (Figura 1.1).

I motivi alla base di queste emigrazioni vanno ricercate prevalentemente in fattori di tipo economico: l'economia italiana dell'epoca si basava quasi totalmente sull'agricoltura, attività che, da sola, non riusciva a garantire i mezzi necessari per la sopravvivenza. In aggiunta, la crescente pressione fiscale gravava particolarmente sulle famiglie di piccoli proprietari, rendendo sempre meno stabili i profitti. Infine l'imporsi del continente americano come terra di grandi opportunità, capace di offrire più elevati stili di vita e migliori condizioni lavorative, spinse ulteriormente gli italiani ad abbandonare la propria terra di origine in cerca di fortuna.

A differenza di quanto si possa pensare, i primi a lasciare l'Italia furono piemontesi, veneti e lombardi, i quali decisero di muoversi alla volta dell'America latina: Brasile ed Argentina furono le mete privilegiate. Dal 1876, anno della prima rilevazione statistica, al 1913, anno in cui si registrò il maggior numero di migranti, si passò da meno di 200 000 partenti a circa 870 000 espatrianti l'anno.¹

Durante la Seconda Guerra Mondiale, con l'instaurarsi della dittatura fascista, si assistette ad una riduzione delle partenze (le emigrazioni dall'Italia erano infatti considerate un fenomeno negativo, che avrebbe esaurito le forze della nazione), che ripresero poi nel periodo post-

¹Centro studi emigrazione, Roma 1978.

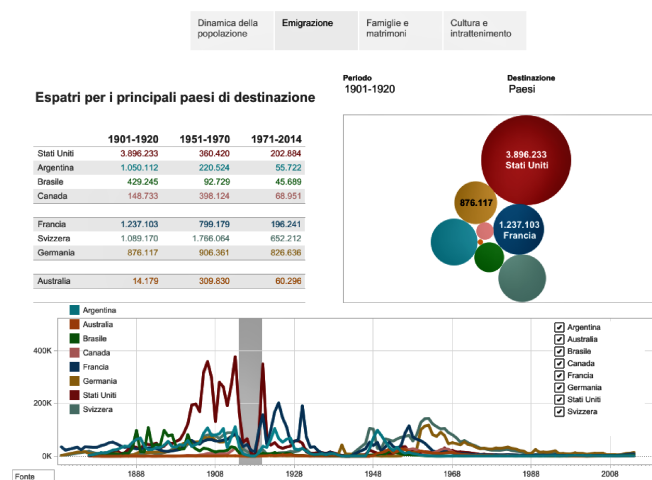


Figura 1.1: Espatri per i principali paesi di destinazione. *Fonte:* Visualizzazioni interattive delle serie storiche; Istat

bellico. Questa seconda ondata migratoria si differenziò dalla prima in quanto i principali paesi di destinazione furono quelli europei, in particolar modo la Germania.

A partire dalla fine degli anni '60, l'emigrazione italiana verso l'estero iniziò ad affievolirsi, ma fu nel 1973, con lo scoppio della crisi petrolifera, che si verificò una vera e propria inversione di rotta: l'Italia, da paese di emigrazione, divenne meta di flussi migratori.

L'arrivo dei primi stranieri in Italia risale però agli anni del boom economico (1950-1960): l'aumento dei redditi e il miglioramento delle condizioni di vita degli italiani fecero sì che iniziasse ad essere richiesta manodopera straniera per quei lavori a scarsa qualificazione, che la popolazione locale non era più disposta a svolgere. I primi immigrati a varcare i confini della penisola furono i lavoratori tunisini, impiegati nel settore agricolo (nelle zone di Trapani) e in quello della pesca (nei pressi di Mazara del Vallo) e le colf provenienti dalle Filippine, dallo Sri Lanka, dall'India e dal Bangladesh. Gli anni '90 furono invece caratterizzati dalla presenza di flussi migratori provenienti dall'ex-Jugoslavia, teatro, in quegli anni, della guerra dei Balcani (1991-2001); negli stessi anni si intensificò anche la presenza, sul territorio italiano, di stranieri provenienti dalle comunità nordafricane.

Ad oggi, la composizione degli stranieri presenti in Italia è piuttosto variegata (vi risiedono, infatti, immigrati di 192 nazionalità differenti) e si è andata modificando nel corso del tempo. Dai dati ISTAT del 2019, emerge che la comunità straniera più numerosa è quella proveniente dalla Romania, che costituisce il 22,7% di tutti gli stranieri presenti sul territorio, seguita dall'Albania (8,4%) e dal Marocco (8,2%)(Tabella 1.1).

Un aspetto importante da analizzare è la distribuzione territoriale delle immigrazioni, vale a dire la concentrazione della popolazione straniera nelle regioni, province e comuni della penisola. L'Italia meridionale è il principale punto di accesso per gli immigrati, che poi si spostano verso il più ricco centro-nord. Quelli che invece restano nelle regioni del sud, sono principalmente immigrati irregolari occupati in lavori stagionali o temporanei. Le rilevazioni dell'Istat del 2020 mostrano come la distribuzione della popolazione straniera sia fortemente disomogenea: circa l'86% della stessa si concentra nel Nord e nel Centro Italia, mentre soltanto il 14% nelle regioni del Sud. La Lombardia, accoglie il 22,8% dei residenti stranieri, seguita dal Lazio (12,5%),

Tabella 1.1: Graduatoria delle prime 10 collettività per genere, anno 2019 (valori assoluti e percentuali). *Fonte:* Censimento permanente della popolazione e delle abitazioni, 15 dicembre 2020, Istat.

Paese di cittadinanza	Maschi	Femmine	Totale	Per 100 stranieri
Romania	489237	656481	1145718	22,7
Albania	215510	206079	421589	8,4
Marocco	220812	193437	414249	8,2
Cina	144776	144147	288923	5,7
Ucraina	51497	177059	228556	4,5
Filippine	68513	89146	157659	3,1
India	88907	64320	153227	3
Bangladesh	97839	41040	138879	2,8
Egitto	84317	43769	128086	2,5
Pakistan	83326	38274	121600	2,4
Totale	1544734	1653752	3198486	63,3

dall'Emilia Romagna (10,7%) e dal Veneto (9,6%).

In una prima fase dopo l'arrivo, gli immigrati si concentrano nelle grandi città, dove ci sono maggiori opportunità lavorative e servizi, è più facile trovare assistenza e partecipare alla vita socio-economica del paese. Dopo il periodo di adattamento e stabilizzazione, inizia la dispersione nel territorio nazionale, in particolare nei piccoli centri urbani, nei quali il costo della vita è più contenuto e l'integrazione con la popolazione autoctona più semplice.

Ripercorrere le tappe che hanno caratterizzato lo scenario migratorio in Italia è utile per mettere in evidenza alcune analogie che trascendono gli eventi storici e le caratteristiche delle società di arrivo e di partenza e che, pertanto, si ripresentano come costanti in tutte le esperienze migratorie: come agli italiani stanziatisi negli Stati Uniti venivano attribuiti comportamenti, abitudini e costumi a dir poco riprovevoli, anche gli stranieri presenti in Italia sono spesso vittime di stereotipi e luoghi comuni altrettanto negativi (ad esempio la maggiore propensione alla violenza e al crimine). Tuttavia, il fenomeno migratorio in atto nel territorio italiano merita una trattazione apposita, poiché nel corso del tempo molti sono stati i cambiamenti economici, sociali e culturali che hanno riguardato il nostro paese, dei quali si deve necessariamente tener conto per poter meglio contestualizzare episodi ed avvenimenti.

1.2 La portata del fenomeno migratorio in Italia e il nesso con la criminalità

L'immigrazione è considerata, ad oggi, un tema centrale nel dibattito politico, date le rilevanti conseguenze socio-economiche che essa comporta.

Nel corso degli anni, l'attenzione pubblica intorno alle dinamiche dei flussi migratori e alle politiche di regolamentazione e integrazione dei migranti è andata crescendo, a seguito delle più elevate dimensioni assunte dalla popolazione straniera in Italia. Consultando i dati forniti dall'Istat, emerge infatti che al 1° gennaio 2020 risiedevano in Italia circa 5 milioni di cittadini stranieri (lo 0,9% in più rispetto al 2019), che rappresentano l'8,4% del totale dei residenti.

Il dilagare del fenomeno e il suo ingente impatto sulla vita della popolazione nativa generano, negli autoctoni, sentimenti di paura e insicurezza, che sempre più frequentemente si traducono in atteggiamenti ostili e discriminatori: trasformazioni e cambiamenti in ambito economico,

sociale e culturale sono vissuti da molti come una "minaccia" proveniente dall'esterno, uno stravolgimento della quotidianità. In questo contesto è perciò facile sentire l'esigenza di difendersi da un fenomeno avvertito come imprevedibile e dai confini indefiniti, da persone che hanno valori e culture spesso diametralmente opposte rispetto alla propria.²

La presentazione mediatica delle notizie è uno dei fattori che influenzano la percezione che i cittadini hanno del fenomeno migratorio: un'analisi condotta dall'Osservatorio di Pavia, in collaborazione con la Carta di Roma, evidenzia come le notizie selezionate e l'ordine con cui le stesse vengono presentate abbiano lo scopo di catturare l'attenzione del pubblico cui sono rivolte; è naturale, perciò, che siano messi in risalto i fatti e le tematiche che maggiormente riescono a innescare delle reazioni emozionali nelle persone.³ Il grande spazio riservato dai media e dalla stampa alle notizie sui flussi migratori si deve al fatto che, pur essendo l'immigrazione un fenomeno ormai strutturale della nostra società, è al contempo complesso da analizzare e difficile da regolamentare, il che genera preoccupazione e sgomento non solo tra gli esponenti politici, ma anche e soprattutto nella popolazione autoctona.

Nonostante la grande importanza e attenzione riservata a questo tema, però, è ancora esigua la conoscenza degli individui circa la reale portata del fenomeno migratorio: dal Rapporto Italia 2018 condotto da Eurispes è emerso che solo il 28,9% dei cittadini sa che l'effettiva incidenza degli stranieri sulla popolazione è di circa l'8%, mentre più della metà del campione sovrastima tale percentuale.

Inoltre, ad ulteriore conferma di quanto detto in precedenza, dal *National Identity*, uno studio condotto nel 1995 dall'International Social Survey Programme, risulta che gran parte delle persone intervistate vede negli immigrati la causa della mancanza di opportunità lavorative: secondo l'opinione dei più, infatti, una maggiore presenza di stranieri nel territorio riduce la possibilità di lavoro per i residenti. In aggiunta, i risultati del sondaggio sopra citato mettono in luce come la preoccupazione più grande derivante dall'immigrazione sia l'aumento della criminalità.

Diverse potrebbero essere, da un punto di vista teorico, le ragioni sottostanti all'idea che vi sia una correlazione positiva tra i due fenomeni di cui sopra.

Dagli studi condotti negli anni '70 da Becker e Ehrlich, emerge come i nativi e gli immigrati, sperimentando opportunità di guadagno, condizioni lavorative, probabilità di essere condannati e entità della pena differenti, sviluppano una diversa propensione al crimine. Tali conclusioni sono da considerarsi valide anche per quanto riguarda il contesto italiano: gli stranieri presenti in Italia ottengono salari mediamente più bassi e vivono condizioni lavorative peggiori, il che può essere spiegato solo in parte dal minor livello di istruzione degli immigrati e dalla giovane età degli stessi. Questi fattori andrebbero quindi ad aumentare la propensione al crimine degli stranieri.

Nonostante le evidenze sopra elencate sembrano confermare il binomio immigrazione -criminalità, è interessante e doveroso chiedersi se ed eventualmente in che misura, un aumento del tasso di immigrazione generi un incremento del tasso di criminalità. È quindi necessario verificare se le affermazioni e gli studi condotti su questa tematica trovano effettivo riscontro nell'evidenza empirica.

²Reatti, Sofia. "Inmigración y criminalidad en Italia entre percepción y realidad." *Summa Iuris (histórico)* 6.1 (2018): 46-72.

³Barretta, P., and G. Milazzo. "Notizie da paura. Quinto rapporto Carta di Roma 2017." Roma, Italy: Associazione Carta di Roma (2017).

1.3 Immigrazione e criminalità: cosa emerge dalla letteratura esistente

Prima di procedere con l'introduzione dei dati e la costruzione dei modelli necessari per l'analisi del fenomeno, è utile riportare alcuni degli studi condotti fino a questo momento sul binomio immigrazione-criminalità.

Un contributo fondamentale è quello offerto da Bianchi, Pinotti e Buonanno⁴: gli autori hanno esaminato la relazione empirica esistente tra immigrazione e criminalità nelle 95 province italiane, prendendo come riferimento gli anni 1990-2003.

I dati utilizzati nell'analisi sono stati ottenuti attingendo da diverse fonti. Per avere una misura del tasso di criminalità, sono state usate le stime fornite dall'ISTAT riguardanti il numero di crimini denunciati dalle forze di polizia all'autorità giudiziaria, rapportati al totale della popolazione di ciascuna provincia. Al fine di ovviare il problema della sotto segnalazione (non tutti i reati sono infatti noti) sono stati presi i valori in logaritmi e sono stati inseriti nei modelli degli effetti fissi per le aree geografiche e i periodi di tempo, così da eliminare gli errori di misurazione. Per quanto riguarda invece l'immigrazione, gli studiosi hanno attinto dai dati del Ministero dell'Interno, scegliendo di utilizzare come variabile il numero dei permessi di soggiorno validi, rapportati al totale della popolazione. Tuttavia, maggiori sono state le complessità di misurazione, data la difficile regolamentazione del fenomeno migratorio: vi è infatti una quota considerevole di migranti clandestini (che risiedono nel territorio italiano senza un regolare permesso di soggiorno) di cui bisogna tener conto nelle stime e che è strettamente correlata con il tasso di criminalità. Una soluzione a questo problema è stata trovata adottando le medesime strategie di cui sopra (uso dei logaritmi e inserimento degli effetti fissi).

L'analisi è stata condotta partendo da una regressione OLS sui dati panel, al fine di analizzare gli effetti dell'immigrazione sul tasso di criminalità. Nel modello è stato inserito un set di variabili esplicite di carattere demografico e socio-economico, quali la popolazione residente (in logaritmi), la percentuale di maschi tra i 15 e i 39 anni, la quota di popolazione che risiede in città con più di 100,000 abitanti, il reddito pro capite, il tasso di disoccupazione ecc...

Le stime ottenute hanno evidenziato una correlazione significativa tra il tasso di criminalità e l'incidenza degli immigrati sulla popolazione: un aumento degli stranieri dell'1% farebbe aumentare il tasso di criminalità dello 0,1%. Entrando più nel dettaglio e distinguendo tra le varie tipologie di crimini, è risultato, però, che l'effetto dell'immigrazione è particolarmente forte per i reati contro il patrimonio (rapine e furti), mentre risulta irrisorio e quindi poco rilevante per crimini legati alla violenza e al traffico di stupefacenti.

Gli autori hanno poi proceduto lo studio chiedendosi se le evidenze ottenute potessero essere attribuite ad un effetto causale presente tra i due fenomeni in questione, o ad altri fattori che incoraggiano entrambe le variabili. Un più alto tasso di criminalità e una maggiore presenza di stranieri potrebbero entrambi riflettere il più elevato grado di sviluppo delle province: da un lato, gli immigrati vi sarebbero attratti dalle maggiori opportunità d'impiego offerte, dall'altro, costituirebbero un obiettivo preferenziale per compiere crimini contro la proprietà a causa della maggiore ricchezza media, del più elevato grado di urbanizzazione e della maggiore densità di popolazione.

Per indagare sull'esistenza di un nesso causale tra immigrazione e criminalità, è stato quindi adottato un approccio a variabili strumentali, utilizzando come strumento gli shock esogeni nei paesi di origine (come guerre, crisi politiche ed economiche, disastri naturali), i quali contribuiscono ad aumentare l'emigrazione, e quindi potenzialmente l'immigrazione in Italia, senza

⁴Bianchi, Milo, Paolo Buonanno, and Paolo Pinotti. "Do immigrants cause crime?." *Journal of the European Economic Association* 10.6 (2012): 1318-1347.

essere però correlati con fattori che influiscono direttamente sull'attività criminale nelle province italiane.

Mettendo a confronto i due modelli ottenuti (OLS e IV), gli autori hanno messo in evidenza come le differenze nelle stime sarebbero potute derivare sia da una mancanza di causalità, sia da una maggiore varianza asintotica delle stime a due stadi. I risultati dell'analisi hanno però confermato la prima ipotesi: il coefficiente del secondo stadio è infatti molto vicino allo zero e tende a decrescere ulteriormente, man mano che il potere esplicativo dello strumento aumenta (grazie all'introduzione delle non linearità nel primo stadio).

L'analisi econometrica realizzata dai tre studiosi converge al risultato secondo cui l'immigrazione aumenta soltanto l'incidenza delle rapine, non andando ad incidere sulle altre tipologie di crimini. Rappresentando però le rapine una piccolissima parte dei reati, è lecito affermare che l'effetto dell'immigrazione sul tasso di criminalità totale non è significativamente diverso da zero.

Un altro studio da citare è quello condotto da Donato Di Carlo, Julia Schulte-Cloos e Giulia Saudelli, pubblicato all'interno del *European Politics and Policy* or the *London School of Economics*⁵. Attingendo ai dati forniti dall'ISTAT, gli autori hanno evidenziato come sia il tasso di criminalità delle singole regioni, sia la quota di reati commessi dalla popolazione straniera siano andati decrescendo nell'ultimo decennio.

In particolare, prendendo come riferimento i dati regionali negli anni 2007-2016 è emerso che, in media, il tasso di criminalità (per 1000 abitanti) di tutte le regioni italiane è sceso del 25% circa. Opposto è stato, invece, l'andamento dei permessi di asilo concessi (si è infatti registrato un aumento esponenziale degli stessi).

Entrando più nel dettaglio, i tre studiosi hanno analizzato le dinamiche relative alla quota di crimini commessi da cittadini non italiani, residenti nelle varie regioni del territorio, scoprendo che anche tale percentuale è risultata essere in una fase di decrescita (tra il 2016 e il 2017 il tasso di criminalità tra la popolazione straniera è diminuito del 65% circa).

Entrambi gli studi sopra citati costituiscono un importante punto di partenza per la nostra analisi sul nesso tra immigrazione e criminalità, che svilupperemo nel seguente capitolo.

⁵Di Carlo, Donato, Julia Schulte-Cloos, and Giulia Saudelli. "Has immigration really led to an increase in crime in Italy?." *LSE European Politics and Policy (EUROPP) Blog* (2018).

Capitolo 2

I dati

2.1 Misure dei fenomeni e reperimento dei dati

In questo e nel prossimo capitolo verrà esposto il nostro studio sul nesso esistente tra immigrazione e criminalità. Per poterlo realizzare, ci avvarremo di alcuni modelli econometrici: inizialmente introdurremo un grafico a dispersione X-Y (che presenta i risultati di un semplice OLS in cui vi è un solo regressore, ossia $migr_{it}$), utile per verificare la presenza o meno di correlazione tra i due fenomeni in questione; successivamente, presenteremo le due tipologie di panel esistenti (fixed-effects e random-effects), scegliendo quello che meglio approssima i dati, sulla base dei risultati del test di Hausman; infine, utilizzeremo un modello a variabili strumentali (IV) per capire se, oltre alla correlazione, sia presente anche un legame di causazione, vale a dire se un aumento del tasso di criminalità possa essere imputato ad un aumento del tasso di immigrazione.

Per ottenere i dati da impiegare nell'analisi, abbiamo attinto dalle stime pubblicate annualmente dall'Istat (Istituto Nazionale di Statistica). In particolare, abbiamo preso come periodo di riferimento gli anni 2012-2020, indagando sulle dinamiche dell'immigrazione e della criminalità a livello provinciale, per tutte le 107 province presenti ad oggi in Italia.¹

Tasso di criminalità La misura dell'attività criminale da noi usata è il numero di delitti denunciati dalle forze di polizia all'autorità giudiziaria, pubblicati annualmente dall'Istat a livello provinciale, rapportati alla popolazione residente in quella data provincia. I crimini sono a loro volta suddivisi nelle varie tipologie, così da fornire un maggior livello di dettaglio.

Il numero di crimini denunciati sottostima, però, la reale entità dei reati (solo parte di questi ultimi è infatti nota e conoscibile); pertanto, ond'evitare possibili distorsioni nelle stime econometriche, impiegheremo i logaritmi del tasso di criminalità e inseriremo nei modelli effetti fissi per l'area geografica e il periodo temporale. La ratio alla base di quest'ultima scelta risiede nel fatto che la sotto segnalazione è, probabilmente, stabile all'interno delle varie province e costante lungo l'arco di tempo considerato. Perciò, inserendo tali effetti, si possono attenuare gli errori di misurazione insiti nella variabile. In formule:

$$crime_{it}^* = crime_{it} + \theta_i + \theta_t, \quad (2.1)$$

¹Le province sarde di Carbonia-Iglesias, Medio Campidano, Ogliastra e Olbia-Tempio sono state abrogate nel 2016, in attuazione della riforma degli enti locali scaturita dai risultati dei referendum sardi del 2012. I territori delle prime due sono divenuti parte della nuova provincia del Sud Sardegna, quelli dell'Ogliastra sono stati inglobati nella provincia di Nuoro e quelli di Olbia-Tempio in quella di Sassari. I dati utilizzati tengono conto di queste modifiche.

in cui $crime_{it}^*$ e $crime_{it}$ sono i logaritmi, rispettivamente, dei crimini effettivi e di quelli denunciati all'autorità giudiziaria sul totale della popolazione della provincia i nel periodo t , mentre θ_i e θ_t sono gli effetti fissi per provincia e periodo temporale. Perciò utilizzeremo $crime_{it}$ come variabile rappresentativa dell'attività criminale, al posto del reale tasso di criminalità ($crime_{it}^*$) che è, difatti, inosservabile.

Di seguito sono presentate alcune statistiche descrittive per la variabile $crime_{it}$:

Statistiche descrittive, usando le osservazioni 1:1–111:9 per la variabile crime_it (848 osservazioni valide)			
Media	Mediana	Minimo	Massimo
−3,3041	−3,3230	−4,2137	−2,4512
Dev. Std.	Coeff. di variazione	Asimmetria	Curtosi
0,28035	0,084850	0,30555	−0,00010880
5% perc.	95% perc.	Range interquartile	Osservazioni mancanti
−3,7216	−2,8152	0,39912	151

Da questa tabella otteniamo alcune informazioni utili per comprendere meglio la variabile oggetto di analisi. La media corrisponde a $-3,3041$ e poiché tale valore è espresso in logaritmi, facendone l'esponenziale, otteniamo che il rapporto tra crimini totali e popolazione residente è tendenzialmente pari a $0,0367$. Lo stesso ragionamento vale anche per le altre statistiche descrittive.

Di seguito, il grafico della distribuzione di frequenza della variabile:

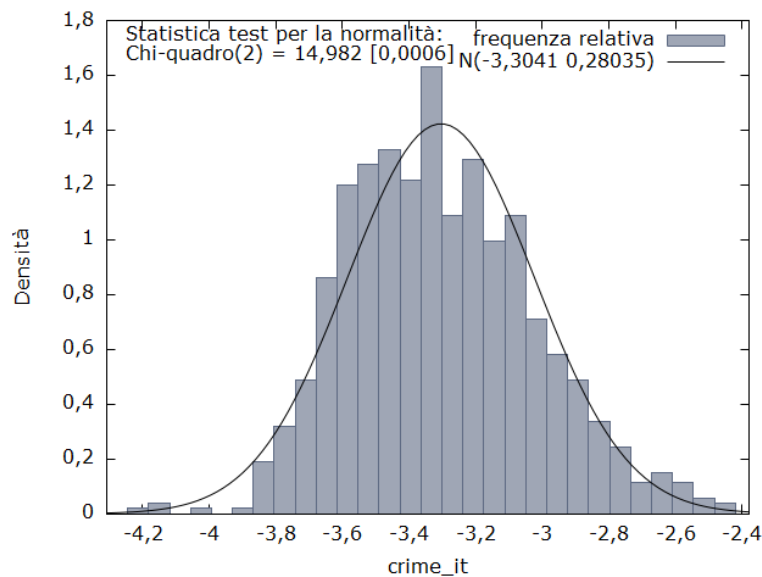


Figura 2.1: Distribuzione di frequenza della variabile $crime_{it}$

Dalla figura 2.1 è facilmente visibile come la gran parte dei valori sia compresa tra $-3,8$ e $-2,8$.

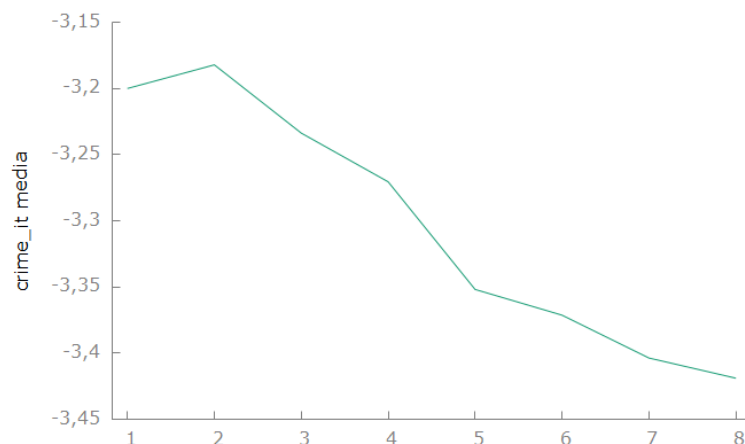


Figura 2.2: Andamento della variabile dipendente $crime_{it}$

L'andamento della variabile negli anni è invece presentato nella figura 2.2:

È evidente come nel corso del tempo si sia verificata, mediamente, una diminuzione del tasso di criminalità.

Tasso di immigrazione Per quanto concerne il fenomeno migratorio, stimarne l'entità risulta assai più complesso, data la grande difficoltà di regolamentazione dei migranti che arrivano in Italia. I decreti emanati per una corretta gestione dei flussi sono stati modificati nel corso degli anni, pur rimanendo ancorati al permesso di soggiorno: quest'ultimo consente agli stranieri di rimanere nel territorio italiano per un lasso di tempo prestabilito, alla scadenza del quale il permesso deve essere rinnovato.

Tuttavia, molte sono le complessità di misurazione del tasso di immigrazione, in quanto, per poterlo correttamente quantificare, bisognerebbe tener conto anche dei migranti "irregolari", che risiedono in Italia pur non essendo in possesso di un regolare permesso di soggiorno o dopo la scadenza dello stesso.

Non avendo a disposizione dati riguardanti il numero di immigrati clandestini, siamo costretti a prendere come riferimento soltanto gli stranieri regolari, ma ci avvarremo, anche in questo caso, dei due strumenti citati in precedenza, ossia i logaritmi e gli effetti fissi per l'area geografica e per il trend temporale², così che, inserendoli nei modelli econometrici, possano attenuare gli errori di misurazione e far sì che le stime risultino attendibili.

La nostra misura del tasso di immigrazione sarà quindi data dal logaritmo dei permessi di soggiorno al 1° gennaio rapportati alla popolazione residente in quella data provincia e la indicheremo con $migr_{it}$. In formule:

$$migr_{it}^* = migr_{it} + \lambda_i + \lambda_t, \quad (2.2)$$

in cui $migr_{it}^*$ e $migr_{it}$ sono i logaritmi dei migranti totali e ufficiali, entrambi rapportati alla popolazione residente provinciale, mentre λ_i e λ_t sono gli effetti fissi per provincia e anno.

Pertanto, grazie ai rimedi adottati, possiamo usare $migr_{it}$ come proxy per il vero tasso di immigrazione ($migr_{it}^*$), a noi sconosciuto.

Alcune statistiche descrittive associate alla variabile $migr_{it}$:

²Anche in questo caso si presume che gli errori di misurazione siano stabili all'interno delle varie province e costanti negli anni.

Statistiche descrittive, usando le osservazioni 1:1–111:9
per la variabile *migr_it* (927 osservazioni valide)

Media	Mediana	Minimo	Massimo
−3,0252	−2,8182	−5,2005	−1,4574
Dev. Std.	Coeff. di variazione	Asimmetria	Curtosi
0,69386	0,22936	−0,58999	−0,51127
5% perc.	95% perc.	Range interquartile	Osservazioni mancanti
−4,2481	−2,1298	1,0561	72

L'andamento della variabile indipendente è invece il seguente:

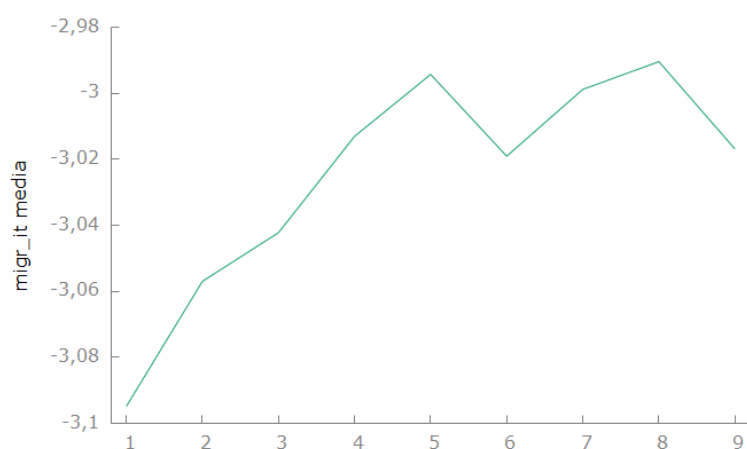


Figura 2.3: Andamento della variabile indipendente *migr_it*

Avvalendoci dei soli grafici, si può già vedere come i due fenomeni sui quali è incentrata la nostra analisi, negli ultimi anni (dal 2012 al 2020 circa), abbiano registrato dei trend opposti: se il grafico 2.2 evidenzia infatti una continua diminuzione del tasso di criminalità, parallelamente, dalla figura 2.3 osserviamo un tasso di immigrazione tendenzialmente in aumento (ad eccezione di alcuni periodi in cui si sono registrate delle diminuzioni).

Tuttavia, ci baseremo su dei modelli econometrici per stabilire se, effettivamente, esiste una correlazione positiva tra immigrazione e criminalità.

Il set di variabili esplicative L'obiettivo che si intende perseguire con questa analisi è studiare l'effetto che il fenomeno migratorio produce sul tasso di criminalità, il che può essere fatto regredendo la variabile dipendente (*crime_{it}* in questo caso), su quella indipendente (*migr_{it}*). È necessario, inoltre, introdurre un set di variabili esplicite per le quali controllare, cosicché i modelli non subiscano distorsioni e i coefficienti associati ad ogni regressore possano essere letti *ceteris paribus*.

Le variabili che abbiamo preso in considerazione sono di tipo demografico e socioeconomico: tra esse vi sono il logaritmo della popolazione residente in ciascuna provincia al 1° gennaio (*popres_{it}*); il rapporto tra il numero di stranieri maschi tra i 15 e i 39 anni e la popolazione

provinciale residente (*stram_1539*), utile in quanto si ritiene che i maschi giovani siano più propensi ad entrare nel mondo della criminalità; il tasso di disoccupazione provinciale (*tasso_dis*) e i logaritmi del valore aggiunto per abitante e per occupato, anch'essi calcolati a livello provinciale (*l_va_abit* e *l_va_occ*), che incidono sulle opportunità lecite e illecite di guadagno degli individui.

Consideriamo ora singolarmente la variabile *stram_1539*, in quanto, a differenza delle altre, non è espressa in logaritmi. Di seguito sono riportate alcune statistiche descrittive associate al regressore, mentre nel grafico 2.4 è raffigurato il suo andamento negli anni.³

Statistiche descrittive, usando le osservazioni 1:1–111:9
per la variabile *stram_1539* (874 osservazioni valide)

Media	Mediana	Minimo	Massimo
0,016594	0,017285	0,0015320	0,037690
Dev. Std.	Coeff. di variazione	Asimmetria	Curtosi
0,0076108	0,45864	−0,032005	−0,80821
5% perc.	95% perc.	Range interquartile	Osservazioni mancanti
0,0041358	0,028752	0,011844	125

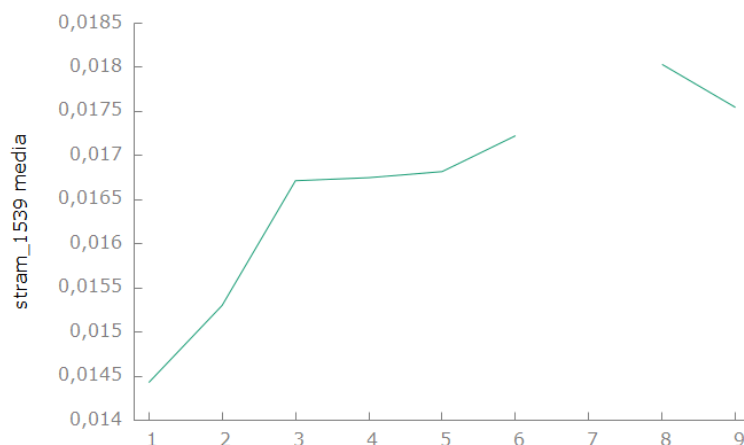


Figura 2.4: Andamento della variabile *stram_1539*

Dalla figura 2.4 si nota come anche questa variabile abbia un andamento crescente nel tempo, il che sta a significare che la quota di giovani stranieri tra i 15 e i 39 anni è andata aumentando nel periodo temporale preso come riferimento.

Le altre variabili appartenenti al set informativo sono tutte espresse in forma logaritmica e quelle che seguono sono le statistiche descrittive ad esse associate:

Statistiche descrittive, usando le osservazioni 1:1–111:9
(i valori mancanti sono stati saltati)

³Si noti che nel grafico 2.4 è presente un'interruzione in corrispondenza dell'anno 2018, dovuta alla mancanza di dati per quel dato periodo.

Variabile	Media	Mediana	SQM	Min	Max
tasso_dis	11,7	9,50	5,80	2,90	31,5
popres_it	12,9	12,8	0,737	11,0	15,3
l_va_occ	10,9	11,0	0,128	10,7	11,3
l_va_abi	9,99	10,0	0,279	9,43	10,8

Per quanto riguarda l'andamento nel tempo delle variabili, sono utili i grafici riportati di seguito:

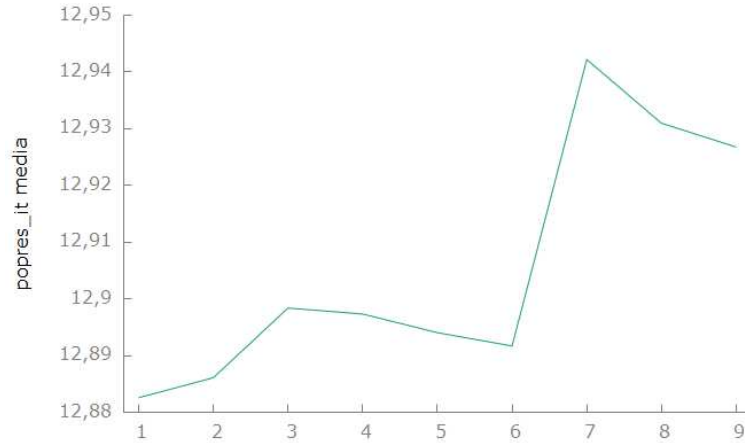


Figura 2.5: Andamento della variabile *popres_it*

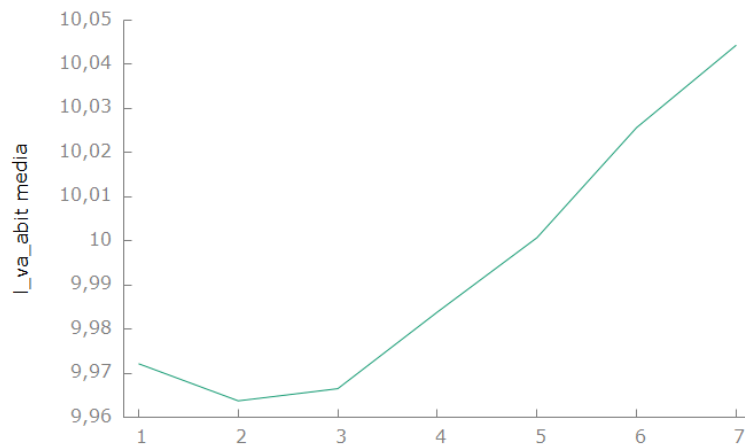


Figura 2.6: Andamento della variabile *l_va_abi*

Mentre il tasso di disoccupazione presenta un trend decrescente, il valore aggiunto per occupato e per abitante si presentano tendenzialmente in crescita. L'andamento della popolazione residente è caratterizzato da maggiori oscillazioni, sebbene anch'esso sia generalmente crescente.

Pur avendo adottato come periodo di riferimento gli anni dal 2012 al 2020, le osservazioni di alcune variabili non ricoprono l'intero intervallo temporale. Ad esempio, non conosciamo il

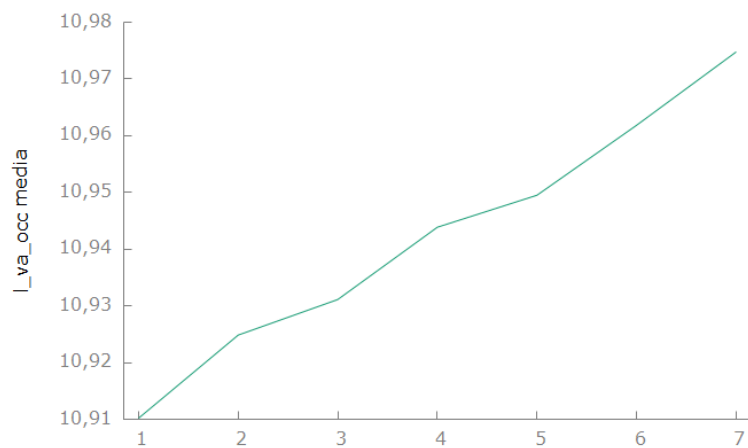


Figura 2.7: Andamento della variabile l_va_occ

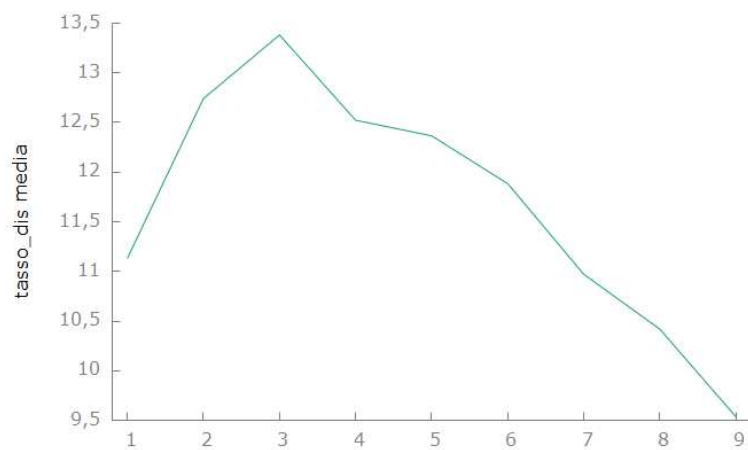


Figura 2.8: Andamento della variabile $tasso_dis$

valore aggiunto per abitante e per occupato negli anni 2019 e 2020, come pure la percentuale di stranieri maschi tra i 15 e i 39 anni nel 2018. Le varie tipologie di crimini, inoltre, sono disponibili solo fino al 2019.

Nonostante ciò, però, i dati impiegati nell'analisi si riveleranno buoni per la realizzazione dei vari modelli e ci consentiranno di ottenere delle stime attendibili.

Capitolo 3

Le stime

La nostra analisi econometrica si propone di studiare la possibilità che vi sia una correlazione tra immigrazione e criminalità: è proprio su questo aspetto, infatti, che andremo ad indagare, avvalendoci di una serie di modelli.

3.1 Grafico X-Y a dispersione

Il punto di partenza del nostro studio è costituito dal seguente grafico:

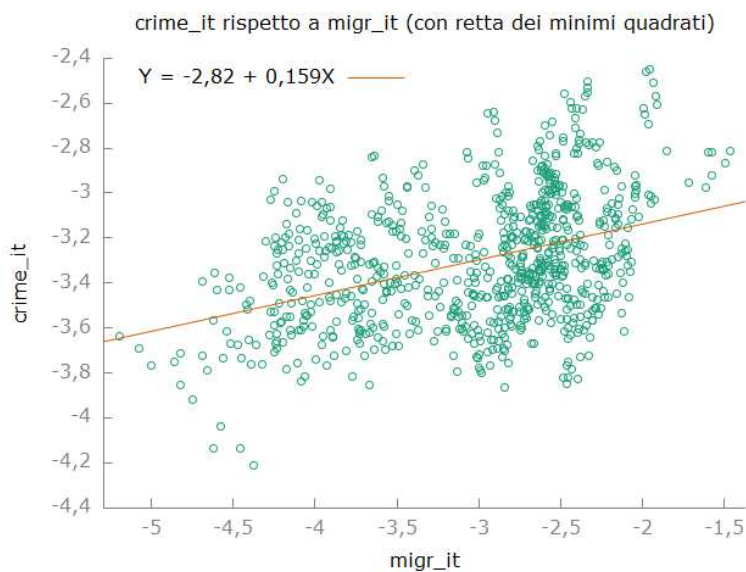


Figura 3.1: Grafico X-Y a dispersione

Nella figura 3.1 sono rappresentate la variabile dipendente $crime_{it}$ (sull'asse delle ordinate) e la variabile indipendente $migr_{it}$ (sull'asse delle ascisse).

È evidente che vi sia una correlazione positiva tra il tasso di immigrazione e quello di criminalità; tale legame è visibile grazie alla retta crescente che ha origine nell'asse y, in corrispondenza della costante $(-2,82)$, e che cresce all'aumentare del valore della variabile $migr_{it}$.

Il grafico di cui sopra è la mera rappresentazione grafica di una regressione OLS avente come variabile indipendente $migr_{it}$ e come variabile dipendente $crime_{it}$. Di seguito sono proposte le stime che si ottengono per mezzo del software Gretl:

Modello 1: OLS, usando 824 osservazioni
Variabile dipendente: crime_it

	Coefficiente	Errore Std.	rapporto t	p-value
const	-2,82057	0,0401286	-70,29	0,0000 ***
migr_it	0,158848	0,0129167	12,30	0,0000 ***
Media var. dipendente	-3,301277	SQM var. dipendente		0,283333
Somma quadr. residui	55,80142	E.S. della regressione		0,260547
R^2	0,155397	R^2 corretto		0,154370
$F(1, 822)$	151,2388	P-value(F)		5,01e-32
Log-verosimiglianza	-59,94843	Criterio di Akaike		123,8969
Criterio di Schwarz	133,3252	Hannan-Quinn		127,5137

I risultati ottenuti attraverso il modello sono gli stessi che si possono evincere dalla lettura del grafico.

In particolare, poiché il coefficiente associato al regressore è positivo, si può affermare che l'effetto del tasso di immigrazione sulla criminalità è positivo. Inoltre, stando noi lavorando con dei logaritmi, il coefficiente associato alla variabile indipendente può essere facilmente letto come l'elasticità del tasso di criminalità rispetto al tasso di immigrazione: l'aumento di un'unità percentuale della variabile $migr_{it}$ genera un aumento dello 0.16% circa del tasso di criminalità.

Basandoci soltanto su questo modello, l'esistenza di un nesso positivo tra i due fenomeni in questione sembrerebbe evidente ed empiricamente incontestabile.

Nonostante ciò, risulta necessario fare alcune precisazioni.

La prima riguarda l'attendibilità dei risultati ottenuti. Volendo, infatti, verificare la bontà delle nostre stime, è utile fare riferimento all' R^2 del modello, che si attesta intorno al 16%. Questo valore suggerisce che l'approssimazione dei dati è comunque discreta, ma vi sono, probabilmente, degli effetti che non sono spiegati dalla variabile indipendente (cioè $migr_{it}$), dei quali però è importante tener conto nell'analisi: questa problematica è nota in econometria come "distorsione da variabili omesse" o "omitted variables bias" e può essere risolta inserendo, nel modello, un set di variabili esplicative di contesto, così da aumentarne la precisione e migliorare la qualità delle stime.

Ad avvalorare questa ipotesi (della distorsione da variabili omesse) c'è il test Reset, che, applicato al modello, ci suggerisce che quest'ultimo non è correttamente specificato. Infatti l'ipotesi nulla della corretta specificazione viene fortemente rifiutata, con un p-value molto basso, come si può vedere di seguito:

Test RESET di specificazione –

Ipotesi nulla: la specificazione è adeguata

Statistica test: $F(2, 820) = 13,6613$

con p-value = $P(F(2, 820) > 13,6613) = 1,45771e-006$

La seconda considerazione riguarda invece l'ipotesi che vi sia un legame di causazione tra immigrazione e criminalità. In particolare, per poter affermare che un aumento della criminalità sia dovuto ad una crescita del tasso di immigrazione, ovvero che la dinamica di uno dei due fenomeni (in tal caso il tasso di immigrazione) determini l'altra, non è sufficiente che vi sia una

correlazione: bisogna, invece, ragionare in termini di variabili strumentali, così da poter verificare la presenza o meno di causalità.

Il metodo più semplice (ma anche più "debole") da adottare per analizzare l'interazione tra i due fenomeni in presenza di altre variabili di contesto sarebbe quello del pooled OLS: quest'ultimo consiste in una semplice regressione OLS su dati di tipo panel. Ci sono, però, dei limiti considerevoli legati alle stime pooled, soprattutto quando le unità di osservazione del dataset rimangono le stesse tra un periodo e l'altro (è questo il nostro caso, in quanto le province, generalmente, non cambiano nel corso degli anni). Nello studio che stiamo conducendo, infatti, è irrealistico assumere che i termini d'errore di periodi differenti (ϵ_{it}) siano incorrelati tra loro.

Inoltre, non prendendo il pooled in considerazione gli effetti individuali, non riuscirebbe a spiegare la possibile eterogeneità individuale del modello, rendendo le stime distorte e inconsistenti.

Di conseguenza, analizzeremo due modelli panel più specifici, cioè il fixed-effects e il random-effects.

La differenza sostanziale tra i due risiede nel ruolo che la variabile dummy assume: la stima di un parametro associato alla variabile fittizia è parte dell'intercetta nel modello a effetti fissi, mentre risulta una componente dell'errore in quello a effetti variabili.

3.2 Fixed-effects model

In questo paragrafo soffermeremo la nostra attenzione sul panel ad effetti fissi, presentandone i vantaggi e i limiti.

L'equazione del modello fixed-effects è la seguente:

$$y_{it} = \alpha_i + x'_{it}\beta + u_{it} \quad u_{it} \sim IID(0, \sigma_u^2), \quad (3.1)$$

dove α_i è la parte di errore dipendente dall'unità osservata e indipendente rispetto al tempo, o meglio l'effetto individuale, cioè quell'insieme di caratteristiche specifiche proprie di ciascun individuo che restano immutate nel tempo; u_{it} è invece il termine di errore peculiare dell'osservazione, che si suppone essere indipendente e identicamente distribuito (*i.i.d.*).

L'espressione 3.1 rappresenta pertanto un modello di regressione lineare in cui i termini dell'intercetta variano tra le varie unità i .

Per stimare un panel a effetti fissi ci sono due strategie. La prima consiste nell'utilizzo di variabili dummy e il modello che si ottiene è chiamato LSDV (least squares dummy variable). L'equazione viene quindi riscritta includendo, all'interno della matrice dei regressori, una variabile dummy per ogni unità i presente nel modello.

Ciò che si ottiene è la seguente dicitura:

$$y_{it} = \sum_{j=1}^N \alpha_j d_{ij} + x'_{it}\beta + u_{it}, \quad (3.2)$$

dove $d_{ij} = 1$ se $i = j$ e 0 altrimenti.

In questo modo abbiamo un set di N variabili dummy nel modello: di conseguenza, il numero complessivo di parametri da stimare sarà pari a $k + N$ (k contenuti nel vettore β e N costanti per i diversi individui).

La seconda via per ottenere un fixed-effects panel non prevede, invece, l'inserimento delle dummies: vengono infatti usate le deviazioni dalle medie di gruppo.

L'equazione che si ottiene per via di questa seconda strategia è del tipo:

$$y_{it} - \bar{y}_i = (x_{it} - \bar{x}_i)' \beta + (u_{it} - \bar{u}_i) \quad (3.3)$$

e in tale espressione non figura l'effetto individuale α_i , che quindi scompare.

La trasformazione 3.3 è chiamata *within*. Stimando con l'OLS questa equazione, ciò che otteniamo è lo stimatore *within*, che corrisponde esattamente allo stimatore LSDV (i due metodi convergono allo stesso risultato).

Dopo aver fornito una panoramica generale sul modello ad effetti fissi, precisando che lo stesso è utile per "catturare" la variabilità tra i soggetti (nel nostro caso, le province), è ora giunto il momento di concretizzare quanto esposto sopra, elaborando un modello fixed-effects con i dati a nostra disposizione.

Avvalendoci del software Gretl, otteniamo le seguenti stime:

Modello 1: Effetti fissi, usando 618 osservazioni
 Incluse 103 unità cross section
 Lunghezza serie storiche = 6
 Variabile dipendente: crime_it

	Coefficiente	Errore Std.	rapporto t	p-value
const	-5,17339	3,98667	-1,298	0,1950
migr_it	0,0917212	0,0463281	1,980	0,0483 **
popres_it	-0,0501235	0,282778	-0,1773	0,8594
l_va_occ	-0,134629	0,164327	-0,8193	0,4130
l_va_abit	0,464120	0,157267	2,951	0,0033 ***
l_stram_1539	0,0554760	0,0269035	2,062	0,0397 **
tasso_dis	-0,000981134	0,00154984	-0,6331	0,5270
dt_2	0,0177110	0,00810173	2,186	0,0293 **
dt_3	-0,0400175	0,0103972	-3,849	0,0001 ***
dt_4	-0,0880324	0,0104875	-8,394	0,0000 ***
dt_5	-0,179724	0,0105915	-16,97	0,0000 ***
dt_6	-0,208676	0,0118413	-17,62	0,0000 ***
Media var. dipendente	-3,265605	SQM var. dipendente		0,281041
Somma quadr. residui	1,148607	E.S. della regressione		0,047739
LSDV R^2	0,976431	R^2 intra-gruppi		0,738009
$F(113, 504)$	184,7759	P-value(F)		0,000000
Log-verosimiglianza	1066,069	Criterio di Akaike		-1904,138
Criterio di Schwarz	-1399,518	Hannan-Quinn		-1707,960
$\hat{\rho}$	0,309397	Durbin-Watson		1,067042

Test congiunto sui regressori –

Statistica test: $F(6, 504) = 6,33955$
 con p-value = $P(F(6, 504) > 6,33955) = 1,9135e-006$

Test per la differenza delle intercette di gruppo –

Ipotesi nulla: i gruppi hanno un'intercetta comune
 Statistica test: $F(102, 504) = 123,194$
 con p-value = $P(F(102, 504) > 123,194) = 3,2568e-300$

Test di Wald congiunto sulle dummy temporali –

Ipotesi nulla: Effetti temporali assenti
 Statistica test asintotica: $\chi^2(5) = 583,781$
 con p-value = $6,45484e-124$

Test per le variabili omesse –

Ipotesi nulla: i parametri valgono zero per le variabili

popres_it
l_va_occ
tasso_dis

Statistica test: $F(3, 504) = 0,343135$

con p-value = $P(F(3, 504) > 0,343135) = 0,794145$

Il modello che abbiamo ottenuto ci consente di soffermarci su alcuni particolari: il primo consiste nella minore significatività (rispetto al semplice OLS presentato nel paragrafo precedente) della variabile indipendente *migr_{it}*. Tale regressore ha, difatti, un p-value del 4,6% circa. Ciò significa che l'effetto che il tasso di immigrazione ha sulla variabile dipendente è diminuito rispetto al modello precedente; tuttavia, il coefficiente associato al regressore continua ad essere positivo: un aumento percentuale del tasso di immigrazione comporta un aumento dello 0,09% del tasso di criminalità.

Una variabile che, invece, risulta essere totalmente irrilevante è *popres_{it}*, ossia il logaritmo della popolazione residente. In aggiunta, il segno del coefficiente associato alla stessa è $-0,0501$ circa: potrebbe sembrare un risultato piuttosto contro intuitivo, poiché ci aspetteremmo che in aree con una maggiore popolazione residente vi sia un più alto tasso di criminalità. Tuttavia, non prenderemo in considerazione tale variabile, data la sua irrilevanza.

Anche la variabile *l_va_occ* non appare significativa (ciò escluderebbe l'ipotesi che il valore aggiunto per occupato produca un effetto sul tasso di criminalità), mentre *stram_1539* lo è (l'ipotesi fatta nel capitolo 2, secondo cui una maggior presenza di giovani stranieri maschi comporti un più elevato tasso di criminalità sembra confermata dai risultati). Entrando più nel dettaglio e guardando al coefficiente associato al regressore, osserviamo un valore pari a $0,0555$: un aumento dell'1% della quota di stranieri maschi tra i 15 e i 30 anni, fa aumentare il tasso di criminalità dello 0,06% circa.

Non risulta, invece, rilevante la variabile esplicativa *tasso_dis*, che rappresenta il tasso di disoccupazione provinciale. Anche questo risultato appare piuttosto inconsueto, dal momento che ci aspetteremmo che un aumento della disoccupazione determinasse un incremento delle attività criminali.

Le dummies temporali continuano ad essere molto significative e ciò trova ulteriore conferma nel test di Wald congiunto sulle dummies temporali: l'ipotesi nulla del test è che non vi siano effetti temporali e, come si può notare, è fortemente rifiutata.

Poiché il test per l'omissione delle variabili *popres_{it}*, *l_va_occ* e *l_tasso_dis* accetta l'ipotesi nulla (H_0 : i parametri valgono 0 per le variabili), potremmo rimuovere i tre regressori senza che ciò infici il modello.

Otteniamo, invece, risultati piuttosto diversi considerando nel modello le sole variabili *migr_{it}*, *popres_{it}*, *l_va_abit*, *l_tasso_dis* e le dummies temporali.

Gretl fornisce infatti le seguenti stime:

Modello 2: Effetti fissi, usando 721 osservazioni
Incluse 103 unità cross section
Lunghezza serie storiche = 7
Variabile dipendente: crime_it

	Coefficiente	Errore Std.	rapporto t	p-value
const	4,59233	1,77627	2,585	0,0100 ***
migr_it	0,115045	0,0245332	4,689	0,0000 ***
popres_it	-0,803787	0,100602	-7,990	0,0000 ***
l_va_abit	0,295541	0,105013	2,814	0,0050 ***
tasso_dis	0,00125506	0,00147809	0,8491	0,3962
dt_2	0,0169231	0,00759289	2,229	0,0262 **
dt_3	-0,0278590	0,00817858	-3,406	0,0007 ***
dt_4	-0,0731137	0,00824701	-8,865	0,0000 ***
dt_5	-0,163660	0,00892161	-18,34	0,0000 ***
dt_6	-0,188315	0,00998038	-18,87	0,0000 ***
dt_7	-0,227007	0,0114707	-19,79	0,0000 ***
Media var. dipendente	-3,284897	SQM var. dipendente		0,283160
Somma quadr. residui	1,629802	E.S. della regressione		0,051774
LSDV R^2	0,971768	R^2 intra-gruppi		0,758285
$F(112, 608)$	186,8568	P-value(F)		0,000000
Log-verosimiglianza	1173,176	Criterio di Akaike		-2120,353
Criterio di Schwarz	-1602,741	Hannan-Quinn		-1920,539
$\hat{\rho}$	0,440759	Durbin-Watson		0,894339

Test congiunto sui regressori –

Statistica test: $F(4, 608) = 33,0128$

con p-value = $P(F(4, 608) > 33,0128) = 6,21453e-025$

Test per la differenza delle intercette di gruppo –

Ipotesi nulla: i gruppi hanno un'intercetta comune

Statistica test: $F(102, 608) = 119,949$

con p-value = $P(F(102, 608) > 119,949) = 0$

Test di Wald congiunto sulle dummy temporali –

Ipotesi nulla: Effetti temporali assenti

Statistica test asintotica: $\chi^2(6) = 624,448$

con p-value = $1,24021e-131$

Test non-parametrico di Wald per l'eteroschedasticità –

Ipotesi nulla: le unità hanno in comune la varianza dell'errore

Statistica test asintotica: $\chi^2(103) = 2740,86$

con p-value = 0

Test di Wooldridge per l'autocorrelazione in dati panel –

Ipotesi nulla: Non c'è autocorrelazione del prim'ordine ($\rho = -0.5$)

Statistica test: $F(1, 102) = 44,345$

con p-value = $P(F(1, 102) > 44,345) = 1,41595e-009$

Test per le variabili omesse –

Ipotesi nulla: i parametri valgono zero per le variabili

tasso_dis

Statistica test: $F(1, 608) = 0,720988$

con p-value = $P(F(1, 608) > 0,720988) = 0,396154$

In questo secondo modello, tutte le variabili risultano essere significative e rilevanti (eccetto quella relativa al tasso di disoccupazione che, di fatto, può essere omessa, poiché il test accetta

l'ipotesi nulla della non significatività del regressore con un p-value prossimo al 40%).

In particolare, la variabile indipendente $migr_{it}$ risulta più significativa rispetto al modello precedente; inoltre, il logaritmo della popolazione residente è rilevante e il coefficiente ad esso associato è, anche in questo caso, negativo e pari a $-0,8038$.

Il valore aggiunto per abitante appare positivamente correlato con il tasso di criminalità, mentre le dummies temporali segnalano un trend decrescente della variabile dipendente.

Poiché entrambi i modelli sopra esposti presentano problemi di eteroschedasticità e autocorrelazione (possiamo affermarlo sulla base dei test), utilizziamo gli errori standard robusti al posto di quelli normali.

Mediante questa procedura, otteniamo quanto segue:

Modello 3: Effetti fissi, usando 618 osservazioni
 Incluse 103 unità cross section
 Lunghezza serie storiche = 6
 Variabile dipendente: crime_it
 Errori standard robusti (HAC)

	Coefficiente	Errore Std.	rapporto t	p-value
const	-5,17339	6,28756	-0,8228	0,4125
migr_it	0,0917212	0,0678747	1,351	0,1796
popres_it	-0,0501235	0,459261	-0,1091	0,9133
l_va_abit	0,464120	0,268644	1,728	0,0871 *
l_va_occ	-0,134629	0,272467	-0,4941	0,6223
l_stram_1539	0,0554760	0,0568570	0,9757	0,3315
tasso_dis	-0,000981134	0,00218044	-0,4500	0,6537
dt_2	0,0177110	0,00989357	1,790	0,0764 *
dt_3	-0,0400175	0,0158768	-2,521	0,0133 **
dt_4	-0,0880324	0,0153764	-5,725	0,0000 ***
dt_5	-0,179724	0,0146106	-12,30	0,0000 ***
dt_6	-0,208676	0,0172935	-12,07	0,0000 ***
Media var. dipendente	-3,265605	SQM var. dipendente		0,281041
Somma quadr. residui	1,148607	E.S. della regressione		0,047739
LSDV R^2	0,976431	R^2 intra-gruppi		0,738009
Log-verosimiglianza	1066,069	Criterio di Akaike		-1904,138
Criterio di Schwarz	-1399,518	Hannan-Quinn		-1707,960
$\hat{\rho}$	0,309397	Durbin-Watson		1,067042

Test congiunto sui regressori –

Statistica test: $F(6, 102) = 2,6814$
 con p-value = $P(F(6, 102) > 2,6814) = 0,0185667$

Test robusto per la differenza delle intercette di gruppo –

Ipotesi nulla: i gruppi hanno un'intercetta comune
 Statistica test: Welch $F(102, 175, 0) = 131,943$
 con p-value = $P(F(102, 175, 0) > 131,943) = 1,57823e-128$

Test di Wald congiunto sulle dummy temporali –

Ipotesi nulla: Effetti temporali assenti
 Statistica test asintotica: $\chi^2(5) = 421,922$
 con p-value = $5,57908e-089$

Modello 4: Effetti fissi, usando 721 osservazioni
 Include 103 unità cross section
 Lunghezza serie storiche = 7
 Variabile dipendente: crime_it
 Errori standard robusti (HAC)

	Coefficiente	Errore Std.	rapporto t	p-value
const	4,59233	2,25399	2,037	0,0442 **
migr_it	0,115045	0,0418824	2,747	0,0071 ***
popres_it	-0,803787	0,116068	-6,925	0,0000 ***
l_va_abit	0,295541	0,159664	1,851	0,0671 *
tasso_dis	0,00125506	0,00212376	0,5910	0,5559
dt_2	0,0169231	0,00611651	2,767	0,0067 ***
dt_3	-0,0278590	0,00740352	-3,763	0,0003 ***
dt_4	-0,0731137	0,00810613	-9,020	0,0000 ***
dt_5	-0,163660	0,0100535	-16,28	0,0000 ***
dt_6	-0,188315	0,0125376	-15,02	0,0000 ***
dt_7	-0,227007	0,0151463	-14,99	0,0000 ***
Media var. dipendente	-3,284897	SQM var. dipendente		0,283160
Somma quadr. residui	1,629802	E.S. della regressione		0,051774
LSDV R^2	0,971768	R^2 intra-gruppi		0,758285
Log-verosimiglianza	1173,176	Criterio di Akaike		-2120,353
Criterio di Schwarz	-1602,741	Hannan-Quinn		-1920,539
$\hat{\rho}$	0,440759	Durbin-Watson		0,894339

Test congiunto sui regressori –

Statistica test: $F(4, 102) = 20,5616$

con p-value = $P(F(4, 102) > 20,5616) = 1,9021e-012$

Test robusto per la differenza delle intercette di gruppo –

Ipotesi nulla: i gruppi hanno un'intercetta comune

Statistica test: Welch $F(102, 210, 0) = 146,963$

con p-value = $P(F(102, 210, 0) > 146,963) = 3,89214e-155$

Test di Wald congiunto sulle dummy temporali –

Ipotesi nulla: Effetti temporali assenti

Statistica test asintotica: $\chi^2(6) = 352,839$

con p-value = $3,79362e-073$

A questo punto è opportuno fare alcune considerazioni riguardanti i vantaggi e gli svantaggi del modello fixed-effects.

In alcuni casi può accadere che l'effetto individuale α_i sia correlato con x_{it} : tale situazione fa sì che il modello ad effetti casuali, ignorando tale correlazione, conduca a degli stimatori distorti; viceversa, il panel ad effetti fissi riesce a superare questa problematica eliminando il termine α_i dal modello (attraverso la procedura di *data-demeaning*) e con esso anche i relativi problemi di correlazione.

Nonostante questo indubbio vantaggio, è necessario soffermarsi anche sui punti di debolezza del modello. In particolare, alcuni set di dati panel contengono variabili i cui valori sono specifici delle unità cross-sectional ma non variano nel tempo. Se si vogliono inserire tali va-

riabili nel modello, l'opzione ad effetti fissi non è percorribile. Quando il modello fixed-effects è implementato usando variabili dummy, il problema che si pone è la perfetta collinearità tra variabili time-invariant e dummy per-unit. Effettuando il processo di *data-demeaning*, ovvero la sottrazione delle medie, su variabili con valori costanti, ovviamente il risultato è una variabile con valori nulli. Pertanto in tale situazione è preferibile un panel random-effects.

3.3 Random-effects model

In questo paragrafo sposteremo la nostra attenzione sul modello ad effetti casuali, evidenziandone, anche in questo caso, pro e contro.

Tale tipologia di panel tratta gli effetti individuali come parte del termine di errore, cioè come realizzazioni di una variabile aleatoria, considerandoli quindi delle componenti stocastiche sicuramente incorrelate con i regressori.

Il random-effects model è stimato attraverso una procedura GLS ed è sintetizzabile mediante la seguente equazione:

$$y_{it} = \alpha + \beta X_{it} + (\alpha_i + \epsilon_{it}), \quad (3.4)$$

in cui l'effetto individuale viene specificato come una variabile casuale e l'eterogeneità individuale non osservata viene spiegata per mezzo di un secondo termine di errore $\alpha_i \sim i.i.d.(0, \sigma_\alpha^2)$; ϵ_{it} è invece l'errore idiosincratco che varia stocasticamente tra gli individui, o le province nel nostro caso, e nel tempo ($\epsilon_{it} \sim i.i.d.(0, \sigma_\epsilon^2)$).

Il modello ad effetti casuali riduce il numero dei parametri da stimare, ma produce delle stime inconsistenti quando gli effetti individuali α_i sono correlati con i regressori.

Per scoprire qual è il panel che meglio si adatta ai nostri dati, è necessario procedere con la realizzazione di un modello random-effects cosicché, confrontandolo con quello ad effetti fissi, possiamo scegliere quali stime adoperare per la nostra analisi.

Gretl fornisce quanto segue:

Modello 1: Effetti casuali (GLS), usando 618 osservazioni
 Includi 103 unità cross section
 Lunghezza serie storiche = 6
 Variabile dipendente: crime_it

	Coefficiente	Errore Std.	z	p-value
const	-6,34632	1,10028	-5,768	0,0000 ***
migr_it	0,0647579	0,0364961	1,774	0,0760 *
popres_it	0,119689	0,0303004	3,950	0,0001 ***
l_va_occ	-0,0225949	0,151007	-0,1496	0,8811
l_va_abit	0,227899	0,113386	2,010	0,0444 **
l_stram_1539	0,0512909	0,0255642	2,006	0,0448 **
l_tasso_dis	-0,000594444	0,0186223	-0,03192	0,9745
dt_2	0,0134162	0,00788625	1,701	0,0889 *
dt_3	-0,0463124	0,00899132	-5,151	0,0000 ***
dt_4	-0,0898222	0,00909567	-9,875	0,0000 ***
dt_5	-0,176873	0,00923028	-19,16	0,0000 ***
dt_6	-0,201090	0,0103665	-19,40	0,0000 ***

Media var. dipendente	-3,265605	SQM var. dipendente	0,281041
Somma quadr. residui	31,58684	E.S. della regressione	0,228118
Log-verosimiglianza	41,98404	Criterio di Akaike	-59,96807
Criterio di Schwarz	-6,850209	Hannan-Quinn	-39,31779
$\hat{\rho}$	0,308645	Durbin-Watson	1,068535
	$\hat{\sigma}_v^2 = 0,0454857$		
	$\hat{\sigma}_\varepsilon^2 = 0,00227550$		
	$\theta = 0,909067$		

Test congiunto sui regressori –

Statistica test asintotica: $\chi^2(11) = 1436,19$
con p-value = 1,87187e-301

Test Breusch-Pagan –

Ipotesi nulla: varianza dell'errore specifico all'unità = 0
Statistica test asintotica: $\chi^2(1) = 1315,78$
con p-value = 4,21167e-288

Test di Hausman –

Ipotesi nulla: le stime GLS sono consistenti
Statistica test asintotica: $\chi^2(6) = 20,1309$
con p-value = 0,00262466

I risultati del modello random-effects suggeriscono una significatività piuttosto debole della variabile indipendente $migr_{it}$: al tasso di immigrazione è, difatti, associato un p-value del 7,5%.

Più rilevanti risultano essere alcune variabili esplicative, quali il logaritmo della popolazione residente ($popres_{it}$), il logaritmo del valore aggiunto per abitante (l_va_abit) e il logaritmo della quota di stranieri maschi tra i 15 e i 30 anni (l_stram_1539).

Continuano a non essere significativi, invece, i regressori l_va_occ e l_tasso_dis .

Come in tutti i modelli fin'ora presentati, anche in quest'ultimo risulta un forte effetto delle dummies temporali (a dimostrazione di quanto detto c'è il test di Wald congiunto sulle dummies temporali).

Dal test di Breusch-Pagan emerge una chiara superiorità delle stime ad effetti casuali rispetto al pooled OLS, in quanto l'ipotesi nulla (H_0 : la varianza dell'errore specifico all'unità = 0) è scartata, con un p-value prossimo allo 0. C'è infatti un significativo effetto casuale nel dataset; ciò fa sì che il modello random-effects riesca a conciliarsi meglio con l'eterogeneità rispetto al pooled OLS.

Essenziale per poter confrontare le due tipologie di panel (fixed e random-effects) è il test di Hausman. Quest'ultimo testa l'ipotesi nulla che gli effetti individuali α_i non siano correlati con alcun regressore x_{it} . Se l'ipotesi nulla è rifiutata, si può concludere che il modello ad effetti casuali risulta problematico ed è quindi preferibile l'utilizzo di un modello ad effetti fissi.

Nel nostro caso la statistica test fornisce un valore pari a 20,1309 che, confrontato con la distribuzione χ^2 con 6 gradi di libertà, ci porta al rifiuto dell'ipotesi nulla.

Bisogna però chiarire che sebbene il test di Hausman sia concepito come strumento per decidere tra lo stimatore a effetti fissi e quello a effetti variabili, è importante usarlo con cautela, in quanto non sempre il rifiuto dell'ipotesi nulla è da interpretarsi automaticamente come superiorità delle stime fixed-effects e viceversa (il non rifiuto come evidenza della correttezza del modello random-effects).

3.4 IV panel

Come già anticipato nei paragrafi precedenti, per poter affermare che vi sia un rapporto di causalazione tra due fenomeni, non è sufficiente che venga dimostrata la correlazione tra gli stessi, ma è necessario ragionare in termini di variabili strumentali.

Prendendo in considerazione i nostri modelli e, più in particolare, i dati con i quali essi sono costruiti, è bene porsi alcune domande in merito alla possibile endogeneità della variabile $migr_{it}$.

Se così fosse, il regressore sarebbe correlato con il termine di disturbo ϵ_{it} e, di conseguenza, le stime fixed e random-effects risulterebbero distorte e inconsistenti, rendendo necessario l'utilizzo di modelli a variabili strumentali.

L'ipotesi di endogeneità è supportata dall'idea secondo cui un aumento della criminalità nelle province potrebbe essere, sì, dovuto ad un maggiore numero di stranieri presenti nel territorio, ma potrebbe anche darsi che sia proprio l'elevato tasso di criminalità che caratterizza una certa zona ad attirare maggiormente i migranti, in quanto spesso il mondo della criminalità si configura come unica opportunità di guadagno e di sostentamento per tali individui. In aggiunta, un alto tasso di criminalità potrebbe aumentare il livello di degrado delle città e, di conseguenza, far sì che il costo della vita diminuisca, favorendo quindi l'arrivo degli stranieri.

Affinché i nostri risultati possano essere validi e attendibili, optiamo per un modello a variabili strumentali (IV panel), all'interno del quale il regressore endogeno da strumentare è proprio il tasso di immigrazione provinciale ($migr_{it}$), mentre gli strumenti a nostra disposizione sono i ritardi del tasso di disoccupazione provinciale e del valore aggiunto per abitante (rispettivamente $tasso_dis_1$ e $l_va_abit_1$).

L'unico imperativo da rispettare deriva dal fatto che il numero degli strumenti deve essere almeno pari al numero di variabili da strumentare (nel nostro caso è addirittura superiore, in quanto ci avvaliamo di due strumenti per un solo regressore endogeno).

Il modello che otteniamo per mezzo di Gretl è il seguente:

Modello 1: Fixed-effects TSLS, using 721 observations

Dependent variable: y

Endogenous: migr_it

Instruments: tasso_dis_1 l_va_abit_1

	Coefficiente	Errore Std.	z	p-value
const	10,6948	1,45043	7,374	0,0000 ***
migr_it	-0,0399260	0,0733796	-0,5441	0,5864
time	-0,0416798	0,00125097	-33,32	0,0000 ***
popres_it	-1,07558	0,124481	-8,641	0,0000 ***

SSR = 2,04335

sigma-hat = 0,0576413 (df = 615)

R-squared = $\text{corr}(y, \hat{y})^2 = 0,721655$

Included units = 103

Time-series length: min = 7, max = 7

Wald chi-square(3) = 1612,19 [0,0000]

Null hypothesis: The groups have a common intercept

Test statistic: F(102, 615) = 100,276 [0,0000]

La prima cosa che notiamo è che non sono state prese in considerazione tutte le variabili presenti nei modelli precedenti, ma soltanto il logaritmo della popolazione residente (*popres_{it}*).

Inoltre, è stato ritenuto opportuno aggiungere anche una nuova variabile, vale a dire *time*, rappresentativa del trend temporale.

Dal modello si evincono dei risultati piuttosto singolari: la cosa che più ci interessa è cosa accade al tasso di immigrazione; lo stesso non risulta più significativo (lo vediamo dal p-value associato a tale regressore, che si attesta intorno al 60%). Ciò sta a significare che dai dati empirici non emerge alcun legame di causazione tra il regressore e il tasso di criminalità, sebbene i modelli fixed e random effects abbiano messo in luce una correlazione positiva tra i due fenomeni. In aggiunta, il coefficiente associato a *migr_{it}* risulta essere negativo, pertanto, anche in caso di elevata significatività della variabile, si sarebbe verificato un effetto negativo (un aumento del tasso di immigrazione avrebbe causato una diminuzione del tasso di criminalità).

Tra le variabili esplicative, sono invece rilevanti il trend temporale e il logaritmo della popolazione residente.

Per quanto riguarda il trend temporale, oltre ad essere altamente significativo (ad esso è attribuito un p-value prossimo allo 0) presenta un coefficiente negativo: ciò mette in luce il fatto che nelle varie province, nel corso del tempo, si è assistito a una graduale decrescita del fenomeno della criminalità.

Infine, l'ultima variabile di contesto del modello, sulla quale è doveroso soffermarci, è *popres_{it}*; i risultati forniti dalle stime sembrano piuttosto inusuali: difatti, ci aspetteremmo di trovare un più alto tasso di criminalità nelle province con una maggiore densità abitativa, mentre invece sembrerebbe che una più elevata popolazione residente faccia diminuire il tasso di criminalità (in particolare, un aumento della popolazione residente dell'1% provocherebbe una diminuzione del tasso di criminalità del 1,1% circa). Tale anomalia potrebbe derivare dal fatto che, essendo tutte le altre variabili costruite come rapporto con la popolazione residente, quest'ultima potrebbe risultare oggetto di distorsione. Tuttavia, per capire il vero motivo alla base di tale risultato, si rendono necessari ulteriori approfondimenti, che però non effettueremo, in quanto esulano dalla nostra analisi e, in particolare, dai nostri obiettivi conoscitivi.

Conclusioni

L'immigrazione è un fenomeno, ad oggi, molto discusso ed affrontato, sia a livello politico, sia dall'opinione pubblica, data la sua complessità e le grandi ripercussioni che esso ha a livello sociale ed economico.

Come si evince da questa tesi, a destare maggiore preoccupazione è l'aspetto della criminalità generata dai flussi migratori. Difatti, molto diffusa tra la popolazione autoctona è l'idea secondo la quale la crescita esponenziale del numero di stranieri in Italia avrebbe conseguenze negative in termini di aumento della criminalità.

Nonostante il rapido dilagare di questa convinzione, molti studiosi si sono dedicati, negli anni, ad indagare sulle dinamiche che interessano i due fenomeni oggetto di discussione, vale a dire immigrazione e criminalità, ottenendo dei risultati simili a quelli cui anche noi siamo giunti.

La nostra analisi ha preso come base di riferimento i dati provinciali forniti dall'Istat negli anni 2012-2020, riguardanti, in particolare, i permessi di soggiorno rilasciati, la popolazione residente, la percentuali di giovani maschi, il valore aggiunto per abitante e per occupato, il tasso di disoccupazione e i crimini denunciati all'autorità giudiziaria.

In seguito, tali dati sono stati assemblati in un data-set di tipo panel, per poi essere utilizzati per la costruzione di vari modelli econometrici.

Dalle stime fixed-effects e random effects è emersa una evidente correlazione positiva tra immigrazione e criminalità, insufficiente, però, per poter parlare di causazione.

Non fermandoci a questo primo risultato, abbiamo proceduto lo studio conducendo un modello a variabili strumentali, data la probabile endogenità del tasso di immigrazione. Ciò che abbiamo ottenuto, è un modello in cui la significatività della variabile indipendente (cioè il tasso di immigrazione) è pressoché nulla; pertanto, sulla base dei dati empirici, possiamo concludere che tra i due fenomeni oggetto di studio non sia presente un legame di causazione.

Risulterebbe, quindi, infondata l'affermazione secondo cui i flussi migratori crescenti sarebbero la causa dell'aumento della criminalità, in quanto i due fenomeni risultano sì correlati, ma non legati da causalità.

Bibliografia

- [1] Cestim, Dati statistici.
- [2] ISTAT, Censimento permanente della popolazione e delle abitazioni.
- [3] ISTAT, Immigrati e nuovi cittadini.
- [4] ISTAT, Noi Italia 2021.
- [5] ISTAT, Serie Storiche.
- [6] P Barretta and G Milazzo. Notizie da paura. Quinto rapporto Carta di Roma 2017. *Roma, Italy: Associazione Carta di Roma*, 2017.
- [7] Paola Barretta. Illuminare le periferie. *Problemi dell'informazione*, 43(3):511–516, 2018.
- [8] Gary S Becker. Crime and punishment: An economic approach. In *The economic dimensions of crime*, pages 13–68. Springer, 1968.
- [9] Giulia Bettin and Eralba Cela. L'evoluzione storica dei flussi migratori in Europa e in Italia. *Rapporto di Ricerca realizzato nell'ambito del progetto PRIN "Piccoli comuni e coesione sociale: politiche e pratiche urbane per l'inclusione sociale e spaziale degli immigrati"*, Venezia, 2014.
- [10] Milo Bianchi, Paolo Buonanno, and Paolo Pinotti. Do immigrants cause crime? *Journal of the European Economic Association*, 10(6):1318–1347, 2012.
- [11] Vincenzo Bove, Leandro Elia, Massimiliano Ferraresi, et al. Immigration, fear of crime and public spending on security. *CAGE WP*, 424, 2019.
- [12] S Canappele, M Viganò, and Serena Favarin. Dieci anni di criminalità in Europa, Italia e Trentino. *Trento: Transcrime–Università degli Studi di Trento. Preuzeto s http://www.transcrime.it/wp-content/uploads/2015/09/Rapporto-sicurezza_Dieci-anni-dicriminalit%C3%A0-in-Europa-Italia-e-Trentino.pdf (10.4. 2019.)*, 2015.
- [13] Mathieu Couttenier, Sophie Hatte, Mathias Thoenig, Stephanos Vlachos, Ran Abramitzky, Leah Boustan, Scott Baker, Nicholas Bloom, Steven Davis, Michele Battisti, et al. Immigration, fear, and public spending on security: The Italian example.
- [14] Daniela Del Boca and Alessandra Venturini. Italian Migration. iza discussion papers 938. *Institute for the Study of Labor (IZA)*, 2003.
- [15] Donato Di Carlo, Julia Schulte-Cloos, and Giulia Saudelli. Has immigration really led to an increase in crime in Italy? *LSE European Politics and Policy (EUROPP) Blog*, 2018.

- [16] Isaac Ehrlich. Crime, punishment, and the market for offenses. *Journal of economic perspectives*, 10(1):43–67, 1996.
- [17] Rapporto Italia Eurispes. Online: www.eurispes.eu/content/eurispes-rapporto-italia-2018. Accessed, 1:2018, 2018.
- [18] Monia Giovannetti. Riconosciuti e “diniegati”: dietro i numeri le persone. *Questione giustizia*, 2:44–66, 2018.
- [19] Fondazione Ismu. *Ventesimo Rapporto sulle migrazioni: 1994-2014*, volume 57. FrancoAngeli, 2014.
- [20] Nadia Mignolli. La presenza straniera in Italia: l’accertamento e l’analisi. *Atti del convegno dell’Istituto Nazionale di Statistica*, 2005.
- [21] Sofia Reatti. Inmigración y criminalidad en Italia entre percepción y realidad. *Summa Iuris (histórico)*, 6(1):46–72, 2018.
- [22] Gabriele Scotti. Dimensioni dell’emigrazione italiana tra il 1880 e il 1930. *Italian Review of Legal History*, (3), 2017.
- [23] Giacomo Solano. L’immigrazione nelle notizie dell’Ansa, 2012.
- [24] Luigi Maria Solivetti. Immigrazione straniera e criminalità in Italia. *Rivista Italiana di Economia Demografia e Statistica*, 73(3), 2019.
- [25] Donatella Strangio. Emigrazione italiana ‘assistita’ nel secondo dopoguerra. *Popolazione e storia*, 19(2):41–66, 2019.
- [26] Sergio Villari. L’Italia tra passato e presente. *Quaderni di intercultura*, 2011.