

LA DISOCCUPAZIONE INFLUENZA IL CRIMINE? UN'ANALISI DEI LEGAMI FORTI E DEBOLI

Massimiliano AGOVINO¹

SOMMARIO

L'obiettivo di questo lavoro è quello di studiare la relazione esistente tra il tasso di criminalità e il tasso di disoccupazione tenendo conto dei cosiddetti legami forti e deboli. A tale scopo, abbiamo implementato uno Spatial Durbin Model che ci ha consentito di quantificare, per i dati regionali italiani per gli anni 1980-1999, sia la dimensione dei legami forti che di quelli deboli.

I risultati dei legami deboli evidenziano una chiara relazione negativa tra criminalità e disoccupazione. Ciò ha come conseguenza l'emergere di uno scenario di competitività geografica con la conseguente riduzione dell'opportunità di diventare criminale. È il caso insolito in cui la presenza di "cattivi vicini" riduce, anziché amplificare, i problemi sociali.

Keywords: Economics of crime; unemployment; spatial panel

JEL: C230, J290, C21

¹ Dipartimento di Metodi Quantitativi e Teoria Economica Università degli Studi "G. D'Annunzio", Viale Pindaro 42, Pescara, agovino.massimo@gmail.com

1 Introduzione

Lo studio della relazione tra criminalità e disoccupazione ha destato e continua a destare interesse tra gli studiosi del settore (si veda Edmark, 2005). L'idea che la disoccupazione influenzi i tassi di criminalità ha una lunga tradizione oltre che in economia anche nella sociologia e la criminologia (Freeman, 1999; Buonanno, 2006). La letteratura sottolinea che la disoccupazione ha due effetti distinti sulla disoccupazione: un *effetto opportunità*, riferito all'influenza negativa che la disoccupazione esercita sul crimine dovuto ad un aumento della ricchezza disponibile, e un effetto conosciuto come *motivazione criminale* (criminal motivation), riferito ad una riduzione del reddito dell'agente economico frutto dal deprezzamento del capitale umano dovuto ad un periodo di assenza dal mercato del lavoro (Ehrlich, 1973; Trumbull, 1989). Di conseguenza, più lungo è il periodo in cui si rimane disoccupati e maggiore è la probabilità di prendere parte ad attività criminali (Ehrlich, 1973). I lavori empirici dedicati al tema, negli ultimi decenni, sono stati numerosi e molto contrastanti fra loro; in particolare, in alcuni studi compiuti su dati statunitensi (Levitt, 1996; Ahmed, Doyle e Horn, 1999; Raphael e Winter-Ebmer, 2001; Gould, Weinberg e Mustard, 2002) la relazione tra disoccupazione e criminalità risulta essere piuttosto forte mentre la stessa analisi condotta per altri paesi fornisce relazioni deboli o di non significatività. I contributi italiani sulla letteratura empirica che legano la disoccupazione alla criminalità non sono molti e la maggioranza di essi è poco recente. Campiglio (1990), ad esempio, usando i dati del censimento dell'anno 81 per le province italiane verifica una relazione positiva tra i furti e la disoccupazione; Scorcu e Cellini (1998), adoperando i dati a livello nazionale per gli anni 1951-94, trovano che il tasso di disoccupazione risulta essere un ottimo regressore per spiegare i crimini legati ai furti. Marselli e Vannini (1997) adoperando i dati delle regioni italiane per gli anni 1980-1990 mostrano come il tasso di disoccupazione presenti un legame positivo con gli omicidi e le rapine e come si leghi negativamente ai furti. Sempre Marselli e Vannini, questa volta in un lavoro del 2000, nel verificare la relazione tra tasso di disoccupazione e tassi di criminalità, verificano una relazione piuttosto debole tra le due variabili. Buonanno (2006) usando un panel di dati per le regioni italiane per gli anni 1993-2002 riscontra che le cause dei tassi di criminalità differiscono tra le regioni del Centro-Nord e quelle del Sud confermando l'esistenza di un dualismo regionale. Nello specifico, il tasso di criminalità risulta essere guidato nelle regioni del Centro-Nord dal ritardo temporale del tasso del crimine (persistenza temporale) e dalle variabili di deterrenza; al contrario, il tasso di criminalità nel Sud Italia dipende fondamentalmente dalle variabili socio-economiche e principalmente dalle condizioni del mercato del lavoro. In tutti i lavori finora citati soltanto nello studio di Marselli e Vannini (2000) si tiene conto, seppur in modo piuttosto embrionale non solo della variabilità nel tempo ma anche nello spazio del fenomeno della criminalità. In

particolare, gli autori nel loro modello empirico esplicitano la dipendenza spaziale partono da tre considerazioni: <<...dalla possibilità teorica di *spillovers* e spiazamenti collegati all'attività illegale e alla risposta del sistema penale; in secondo luogo, dall'esistenza di un'apprezzabile mobilità territoriale della criminalità nel caso specifico considerato; infine, dalla possibilità che anche la disoccupazione esterna a una regione possa influenzare i tassi di criminalità.>> (Marselli e Vannini, 2000). In realtà, dei chiari riferimenti a possibili interazioni spaziali sono già presenti nel lavoro di Glaeser et al. (1996). Gli autori trovano per gli Stati Uniti che il 70% dei crimini è spiegabile attraverso le interazioni sociali; in particolare, le decisioni degli agenti di commettere un crimine risultano essere correlate positivamente (Zenou, 2003): << *When one agent's decision to become a criminal positively affects his neighbor's decision to enter a life of crime, then cities' crime rates will differ from the rates predicted by the cities' characteristics, and those crime rates will differ substantially across locations and over time.*>> Glaeser et al. (1996). Il lavoro di Glaeser et al. (1996) nel voler spiegare l'elevata variabilità del tasso di criminalità che si registra nello spazio introduce, in modo intuitivo, concetti propri della statistica spaziale. In sostanza, gli autori presentano un modello che pone gli agenti su un "reticolo"; le decisioni degli agenti se commettere o meno un crimine sono una funzione dei loro attributi e delle decisioni prese dai loro vicini di adoperarsi in un'attività criminale. Sono previste anche due tipi di agenti; un tipo di agente che influenza ed è influenzato dai propri vicini (questa situazione appare come un chiaro riferimento ad un processo di autocorrelazione spaziale) ed uno che influenza i propri vicini ma che non può essere influenzato, l'agente fisso (l'agente da cui si genera il comportamento che si diffonde ai vicini per effetto del contagio. Un'unità del cluster spaziale fonte dello shock che si diffonde alle unità limitrofe). Zenou (2003) nel voler spiegare il perché le città centrali degli USA hanno i più alti tassi di criminalità, di disoccupazione, la più alta densità della popolazione e il maggior numero di uomini di colore rispetto alle aree suburbane si serve dell'idea che sta alla base dei modelli che studiano le cause della concentrazione del crimine in alcune aree piuttosto che in altre. L'idea principale è che le interazioni sociali amplificano gli effetti del crimine e se queste interazioni sono localizzate, diventa più semplice spiegare il perché degli elevati livelli di criminalità in alcune aree di una città. In particolare, se già sono presenti molti criminali in alcune località, il crimine diventa contagioso e si diffonde <<like a virus and amplifies the number of criminals in this location>> Zenou (2003). Il crimine è considerato alla stregua di una malattia. Ciò significa che gli effetti di imitazione del crimine sono guidati dal comportamento degli individui che possono avere gli effetti di un moltiplicatore sociale attraverso un circuito di retroazione (Manski, 1993; Becker e Murphy, 2000). Un comportamento sociale negativo come quello del crimine conduce a un comportamento sociale ancora più negativo. Ciò risulta essere ancora più rilevante se questo comportamento risulta essere localizzato.

Il riferimento a concetti come le interazioni sociali, effetti di imitazione o/e effetti di contagio rimanda ad un'idea dell'agente economico non più come ad un'unità isolata ma in relazione con il resto degli agenti. La cosa diventa ancora più interessante quando l'oggetto dell'analisi non sono i singoli individui ma le singole unità geografiche (province, regioni, stati); anch'esse come gli individui sono caratterizzate da rapporti di contiguità con le altre entità geografiche più vicine o meno vicine (Calvò-Armengol and Zenou, 2003). Il grado di contiguità consente di inserire i concetti di legami forti e legami deboli; la forza del legame è funzione della frequenza degli incontri: relazioni sociali frequenti sono associate agli strong ties, che corrispondono generalmente agli amici ed ai parenti, mentre le relazioni occasionali o casuali corrispondono a quelle deboli (weak ties) (Granovetter, 1973). Occorre evidenziare che il concetto di contiguità o di vicinato è un concetto caro sia alla statistica che all'econometria spaziale e ad esso si ricollega la letteratura economica finora esaminata quando parla di interazioni sociali, effetti di imitazione ed effetti di contagio. Sulla scorta di questo assunto si inserisce il nostro lavoro il cui obiettivo sarà quello di studiare la relazione esistente tra il tasso di criminalità e il tasso di disoccupazione per le regioni italiane per gli anni 1980-1999 tenendo conto di queste possibili interazioni che vengono ad esistere tra unità geografiche. Siccome i dati riferiti ad unità amministrative (province, regioni, stati) non sono tra loro indipendenti, ma piuttosto spazialmente dipendenti, e con ciò si intende che le osservazioni riferite ad una data località tendono ad esibire valori simili a quelli delle località vicine sembra opportuno tenerne conto nell'analisi empirica che condurremo. Ci serviremo, a tal proposito, di recenti strumenti dell'econometria spaziale, in particolare implementeremo uno Spatial Durbin Model (SDM) che ci consentirà di quantificare sia gli effetti diretti medi che quelli indiretti medi (influenza del vicinato) (Elhorst, 2010a,b,c; Le Sage, 2008). Con i primi quantificheremo il peso dei legami forti, qualora ogni regione venga intesa come un gruppo a sé, e con i secondi il peso dei legami deboli generati dal processo di comunicazione fra una data regione e quelle limitrofe che si tradurrà nella presenza di autocorrelazione spaziale. La somma di entrambi gli effetti restituisce l'effetto totale medio che risponde alla seguente domanda volendo misurare la relazione tra criminalità e disoccupazione: se in tutte le regioni aumenta il tasso di disoccupazione quale sarà l'impatto totale medio sul tasso di criminalità di una data regione? L'analisi svolta considera diversi tipi di crimine (furto, omicidi, rapine, frode, reati totali, reati contro la persona, reati contro la proprietà) e in modo alternato per ciascun crimine la relazione con il tasso di disoccupazione totale e quello maschile. Inoltre, vengono considerate diverse variabili di deterrenza ed altre variabili di natura socio-economica e socio-demografiche con la funzione di variabili di controllo. Nei paragrafi che seguono, dopo un breve accenno al concetto teorico di interazioni sociali intesi come legami deboli e forti e alla loro modellazione empirica (paragrafo 2) illustreremo la strategia empirica impiegata (paragrafo 3), i dati utilizzati (paragrafo 4), il commento dei risultati ottenuti (paragrafo 5) e le conclusioni (paragrafo 6).

2 Interazioni sociali: legami forti e deboli e loro modellazione

Calvò-Armengol e Zenou (2003) distinguono due tipi di interazioni sociali. Gli individui possono interagire con un insieme più ristretto di persone come i propri amici e familiari, in questo caso si parlerà di legami forti (strong ties), o con altri membri appartenenti alla comunità, un ambiente più allargato, e di cui essi fanno parte, in questo caso si parlerà di legami deboli (weak ties). Calvò-Armengol e Zenou (2005) prendono in considerazione nello studiare i social network una misura di centralità di Bonacich. Questa misura considera sia i legami con gli amici diretti (legami forti) che indiretti (legami deboli) di ogni individuo ma assegna un peso inferiore agli amici più distanti. <<It is commonly observed, both in ethnographic and empirical studies, that the behaviour of individual agents is affected by that of their peers. This is particularly true in education, crime, labour markets, fertility, participation to welfare programs, etc.>> Calvò-Armengol e Zenou (2005). Per un dato network, la misura di centralità di Bonacich conta, per ogni agente, il numero totale dei percorsi (legami) diretti e indiretti di qualsiasi lunghezza nel network riferito ad un dato agente. Tali percorsi sono pesati da un fattore di decadimento geometrico (con la lunghezza del percorso). La misura di centralità di Bonacich dipende dalla topologia del network e dal valore di questo fattore di decadimento. Tutto questo collegato a dati geografici fa pensare ad una matrice di contiguità spaziale i cui pesi sono rappresentati dalle distanze inverse espresse in km tra una località ad un'altra: al crescere delle distanze i legami tendono ad indebolirsi. Un altro lavoro in cui appare esplicito il riferimento ad una matrice di contiguità spaziale di tipo binario è quello di Patacchini e Zenou (2008). Gli autori prendono in considerazione le connessioni sociali esistenti all'interno di ogni network e definiscono una matrice ove se l'individuo i e j sono migliori amici si assegnerà alla casella della matrice al posto ij un valore pari ad 1, si assegnerà zero altrimenti. Dato che l'amicizia è una relazione reciproca avremo che sia il legame da i verso j (ij) che da j verso i (ji) avranno lo stesso valore assegnato. Si porrà inoltre pari a zero il legame con se stesso (ii), questo perché in un network un legame esiste fra due amici se almeno uno dei due individui ha identificato l'altro come suo migliore amico. Va osservato che, dalla definizione di una componente di network (definita g) sono legati direttamente (legami forti) o sono indirettamente legati (legami deboli) attraverso una sequenza di agenti in g . Nel loro esercizio empirico Patacchini e Zenou (2008) considerano due proxy diverse dei legami deboli. Per prima, considerano una misura dei legami deboli che assegna lo stesso peso ad ogni amico appartenente ad un legame debole, in questo modo semplicemente conta il numero di tutti i legami indiretti in un network. Si potrebbe sostenere che in realtà l'ammontare di informazioni eventualmente trasmesse ad ogni agente dagli amici dei migliori amici è differente da quella fornita *dagli amici degli amici...degli amici degli amici*, perché la possibilità di questi ultimi amici è chiaramente bassa. Ora sia riferendoci ad Calvò-Armengol

e Zenou (2005) che a Patacchini e Zenou (2008) che all'ipotesi di un agente economico rappresentato dalla regione e non più dal singolo individuo potremmo modellare queste relazioni sia servendoci di una matrice di contiguità binaria sia di una che tenga conto dell'inverso delle distanze espresse in km. L'uso di una matrice di contiguità binaria comporta dei problemi di <<circular routes or redundant paths>> (Anselin, 1988) quando si parla di ordine di contiguità superiore al primo (nello specifico quando si voglia tener conto di relazioni del tipo <<...friends of friends of friends, and so on.>> (Le Sage, 2008). <<This means that the poker of the contiguity matrix include paths that are already partially contained in a contiguity matrix of a lower order. Consequently, an uncritical interpretation of these linkages would lead to double-counting. This redundancy has implications for estimation and inference.>> (Anselin, 1988). Per queste ragioni scegliamo di adoperare per le nostre stime solo la matrice delle distanze inverse perché consente di superare il problema delle ridondanze anche se riduce il numero delle informazioni sui legami deboli in quanto in un unico coefficiente otteniamo una misura media dei legami deboli. Come in Calvò-Armengol e Zenou (2003), assumiamo che esista una collettività di n individui, che la dimensione dei gruppi relativi agli *strong ties* sia la stessa per tutti gli individui e che l'appartenenza ad un gruppo sia esclusiva. La struttura sociale della collettività avrà quindi, la forma di una rete a maglie, ciascuna di queste rappresenta un gruppo di *strong ties* (la singola regione). Le interazioni sociali che si intraprendono all'interno di questi gruppi sono le relazioni di tipo forte, quelle che si realizzano tra individui di gruppi diversi sono quelle di tipo debole (*weak ties*). Riportiamo nella figura 1 i concetti di legami forti e deboli al fine di chiarirne ulteriormente il significato. Siccome ragioniamo in termini di macrodati (regioni, province, stati) si assumerà che il dato riferito alla singola unità geografica rappresenti una media dei dati riferiti ai singoli individui che svolgono la propria vita in quell'unità (i puntini piccoli rappresentano i dati a livello di individuo la cui media, rappresentata con il puntino in grassetto, rappresenta una misura del legame forte). Di conseguenza il dato riferito alla singola unità geografica rappresenterà il nostro legame forte mentre la relazione che viene a crearsi tra una singola unità geografica e le restanti rappresenterà il nostro legame debole (tale legame è rappresentato dalle frecce che vanno da una regione ad un'altra); al crescere delle distanze di una data unità geografica ad un'altra tale legame tenderà ad indebolirsi. Nella figura 1 si tiene conto a titolo di esempio di alcune dei possibili legami deboli che la regione Abruzzo pone in essere con le restanti $(n-1)$ regioni; va da se che avendo considerato una matrice delle distanze inverse si terrà conto per ciascuna regione del suo legame con le restanti $(n-1)$ regioni.

Figura 1 - rappresentazione dei legami deboli e forti



3 La procedura empirica e sue implicazioni teoriche: modelli per dati spaziali

Nei modelli con dipendenza spaziale l'interpretazione dei parametri così come nei minimi quadrati ordinari non risulta più essere valida per via della dipendenza spaziale che finisce per includere nel set di informazione anche l'informazione derivante dal considerare l'interazione di una singola regione con le regioni contigue (LeSage, 2008). Questo risulta essere più chiaro quando ci si riferisce allo **Spatial Durbin Model (SDM)** attraverso cui si fa una netta distinzione fra effetto diretto ed effetto indiretto medio (per approfondimenti si veda LeSage, 2008; Elhorst, 2010c). Questi modelli ben si legano al nostro obiettivo che è quello di verificare quanto la disoccupazione spiega il crimine, considerando non solo gli effetti di una variazione del tasso di disoccupazione locale ma anche quelli derivanti da una variazione del tasso di disoccupazione nelle località contigue. Praticamente, siamo interessati a verificare se esistono degli spillover spaziali (Elhorst, 2010c). Nel loro modello con equilibri multipli di analisi delle relazioni tra crimine e disoccupazione Calvò-Armengol et al. (2007) supponendo che gli incontri transitori (legami deboli) siano più frequenti, verificano che molte delle interazioni prederanno la forma di legami deboli occasionali fuori dalla cerchia dei migliori amici (legami forti). I flussi delle informazioni non sono circoscritti al cluster (nel nostro caso la singola regione) di appartenenza definito dai legami forti ma sono molto intensi attraverso i cluster (le regioni contigue), e le opportunità di commettere un crimine sono largamente diffuse nella società. Gli agenti disoccupati, che potrebbero essere degli aspiranti criminali, presenteranno un'elevata probabilità di intraprendere un'attività illegale. Di conseguenza il crimine si alimenta oltre che con il crimine anche con il lavoro a causa della

forte connessione fra questi due mercati. L'ipotesi dei legami deboli e di conseguenza dei contatti che vengono ad esistere fra regioni limitrofe rafforza l'idea di inserire tra i regressori il ritardo spaziale del tasso di disoccupazione. Inoltre, la possibilità di inserire anche il ritardo spaziale della variabile dipendente trova la sua giustificazione in un lavoro di Patacchini e Zenou (2008) i quali trovano che un aumento della percentuale dei legami deboli conduce ad una maggiore transizione dall'essere onesto all'essere criminale e ciò determina un aumento del tasso di criminalità nell'economia. Questo perché quando la percentuale dei legami deboli è alta, delinquenti e onesti sono in stretto contatto tra loro.

Procederemo nell'analisi empirica considerando dapprima dei modelli con effetti fissi sia spaziali che temporali verificando attraverso un Lagrange Multiplier (LM) test se risulti essere più opportuno uno Spatial Lag Model:

$$y_{it} = \delta \sum_{j=1}^N w_{ij} y_{jt} + x_{it} \beta + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

dove y_{it} è la variabile dipendente per le cross-sectional unità i al tempo t ($i = 1, \dots, 20$; $t = 1980, \dots, 1999$). x_{it} è un vettore di variabili esogene e β è un vettore di parametri fissi e sconosciuto. La variabile $\sum_{j=1}^N w_{ij} y_{jt}$ è una misura dell'effetto di interazione della variabile dipendente y_{it} con le variabili dipendenti y_{jt} delle località vicine, dove w_{ij} è un elemento della matrice di contiguità W (20×20). I parametri μ_i e λ_t rappresentano rispettivamente l'effetto specifico spaziale e l'effetto specifico temporale.

O risulti essere più opportuno uno Spatial Error Model:

$$\begin{aligned} y_{it} &= x_{it} \beta + \mu_i + \lambda_t + \phi_{it} \\ \phi_{it} &= \rho \sum_{j=1}^N w_{ij} \phi_{jt} + \varepsilon_{it} \end{aligned} \quad (2)$$

dove ρ è il coefficiente di autocorrelazione spaziale.

Se LM test rigetta il modello non spaziale a favore dello Spatial Lag Model o dello Spatial Error Model o a favore di entrambi, il modello che va stimato risulta essere lo Spatial Durbin Model che è un'estensione dello Spatial Lag Model con i regressori ritardati nello spazio (Elhorst, 2010).

$$y_{it} = \delta \sum_{j=1}^N w_{ij} y_{jt} + x_{it} \beta + \sum_{j=1}^N w_{ij} x_{ijt} \theta + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

dove θ è un vettore di parametri. Per questo modello testeremo le due seguenti ipotesi: $H_0: \theta = 0$ e $H_0: \theta + \delta\beta = 0$. Se entrambe le ipotesi sono rigettate lo Spatial Durbin Model risulta essere il modello che meglio descrive i dati; qualora la prima ipotesi non venisse rigettata il modello da scegliere sarà lo Spatial Lag Model, di conseguenza se a non essere rigettata fosse la seconda ipotesi il modello da scegliere risulterà essere lo Spatial Error Model (Elhorst, 2010c).

4 Descrizione dei dati

Lo studio che presentiamo ha per oggetto i dati delle 20² regioni italiane, corrispondenti al livello NUTS-2 Europeo nella classificazione ufficiale dell'Unione Europea, e copre il periodo 1980-1999. I dati sui diversi crimini sono di fonte *CRENOS* (*Centre for North South Economic Research*). Noi consideriamo sette differenti tassi di criminalità: furto, omicidi, rapine, frode, reati totali, reati contro la persona e reati contro la proprietà. Il tasso di criminalità, che è la nostra variabile dipendente, è ottenuto dal rapporto del numero totale di crimini commessi in ogni categoria rispetto alla popolazione residente in ogni regione (Marselli e Vannini, 1997, 2000)

Usiamo due differenti misure di disoccupazione: il tasso di disoccupazione totale (DISOCCTOT) e il tasso di disoccupazione maschile (DISOCCM) (Buonanno, 2006). I dati sui tassi di disoccupazione sono di fonte *ISTAT* (*Istituto di Statistica Nazionale*).

Consideriamo tre variabili di deterrenza: UNKNOWN data dal rapporto del numero di crimini commessi da persone sconosciute rispetto al totale dei crimini registrati in una data categoria e ci permetterà di cogliere l'influenza che ha sul crimine la capacità investigativa della polizia locale e le conoscenze che la polizia ha della malavita locale. PROBABILITY data dal rapporto del numero di delinquenti condannati e il numero totale di delinquenti registrati in una determinata categoria di crimine rappresenta la controparte empirica della probabilità di essere puniti presente nei modelli economici del crimine (Marselli e Vannini, 1997). SEVERITY data dal tempo medio trascorso in carcere secondo la sentenza finale rispettivamente per ciascuna categoria di reato (per approfondimenti si veda Marselli e Vannini, 1997). I dati sulle variabili di deterrenza sono di fonte CRENOS³.

Completiamo il nostro data set introducendo ulteriori variabili di controllo sia di natura socio-economica, quali il GDP pro-capite (GDP), che di natura socio-demografica, quali la densità della popolazione (POP). Il GDP pro-capite rappresenta una proxy del livello generale di prosperità delle regioni e di conseguenza un indicatore delle opportunità di reddito illegale (Ehrlich, 1973). La densità della popolazione è giustificata dal fatto che nelle aree più

² La regione Valle d'Aosta è stata aggregata al Piemonte per la sua ridotta dimensione (Marselli e Vannini, 1997; Buonanno e Leonida, 2009).

³ Per crimini come: reati totali, reati contro la persona e reati contro la proprietà abbiamo come unica variabile di deterrenza UNKNOWN.

densamente popolate è molto più alta la probabilità che ci sia interazione tra gruppi di criminali e potenziali criminali, facilitando di conseguenza l'ingresso di questi ultimi nel mercato del crimine attraverso lo scambio di informazioni. Ciò di conseguenza avrebbe un effetto positivo sul crimine ma potrebbe averne anche uno negativo a causa della competitività che verrebbe a generarsi fra i criminali. Tutte queste variabili sono di fonte ISTAT.

Inseriamo, inoltre, tra le variabili di controllo, una misura del grado di istruzione: la spesa per istruzione e cultura pro-capite(ISTR). È probabile che l'istruzione riduca il crimine perché aumenta il costo opportunità per l'esercizio di un'attività illegale. Risulta altresì probabile che l'istruzione aumenti l'abilità nel commettere reati in modo efficiente. Di conseguenza non è facile determinare a priori il segno della relazione tra il crimine e l'istruzione (Sachsida e Loureiro, 2009). La variabile istruzione è di fonte ISTAT.

In *tabella 1* riportiamo il sommario statistico delle variabili principali. Mostriamo la decomposizione della varianza in due componenti: *between* che permette di cogliere le differenze fra gli individui e *within* che considera la posizione di ogni regione rispetto alla sua media per tutto il periodo di tempo considerato. Notiamo come in tutte le variabili la varianza *between* è sempre maggiore di quella *within*.

Tabella 1 - Sommario statistico

Variable		Mean	Std. Dev.	Min	Max	Observations
furto	overall	0,02240	0,01156	0,00452	0,08031	N = 380
	between		0,00998	0,00981	0,05117	n = 19
	within		0,00624	0,00515	0,06513	T = 20
omicidi	overall	0,00004	0,00004	0,00000	0,00023	N = 380
	between		0,00003	0,00001	0,00013	n = 19
	within		0,00002	-0,00001	0,00014	T = 20
rapine	overall	0,00062	0,00061	0,00004	0,00339	N = 380
	between		0,00057	0,00020	0,00242	n = 19
	within		0,00025	-0,00078	0,00196	T = 20
frode	overall	0,00069	0,00059	0,00010	0,00487	N = 380
	between		0,00023	0,00035	0,00129	n = 19
	within		0,00055	-0,00044	0,00443	T = 20
reati totali	overall	0,03755	0,01687	0,01374	0,11556	N = 380
	between		0,01378	0,02128	0,08045	n = 19
	within		0,01020	0,00103	0,09466	T = 20
reati contro la persona	overall	0,00310	0,00157	0,00074	0,00912	N = 380
	between		0,00094	0,00207	0,00498	n = 19
	within		0,00127	0,00024	0,00802	T = 20
reati contro la proprietà	overall	0,02672	0,01355	0,00622	0,09800	N = 380
	between		0,01104	0,01292	0,05801	n = 19
	within		0,00823	0,00450	0,08038	T = 20
tasso di disoccupazione totale	overall	10,77363	5,89688	2,84000	28,26000	N = 380
	between		5,30397	5,58100	22,21100	n = 19
	within		2,83750	1,65863	18,64063	T = 20
tasso di disoccupazione maschile	overall	7,66613	5,00491	1,30000	23,95000	N = 380
	between		4,50666	3,56500	17,48350	n = 19

within	2,39944	-0,62037	14,93463	T = 20
--------	---------	----------	----------	--------

5 I risultati dell'analisi empirica

I risultati per le stime con effetti fissi spaziali e con effetti fissi sia spaziali che temporali sono riportati nelle prime due colonne, indicate rispettivamente con numeri romani; mentre le stime con SDM, sia sotto l'ipotesi di effetti fissi che di effetti casuali, sono riportate nelle due colonne successive. Nelle sottocolonne indichiamo con il numero (1) le stime effettuate considerando tra i regressori il tasso di disoccupazione totale e con il numero (2) il tasso di disoccupazione maschile. Il modello stimato è di tipo log-log, di conseguenza i coefficienti saranno espressi in termini di elasticità. I coefficienti stimati con i modelli non spaziali non sono paragonabili con quelli stimati con i modelli spaziali e l'unico modo per consentire il paragone è di considerare gli effetti diretti (D.E.) ed indiretti (I.E.) ottenuti con SDM (LeSage, 2008; Elhorst, 2010c). Gli effetti indiretti così stimati daranno una misura più accurata degli spillover spaziali (o dei legami deboli). <<The reason that the direct effects of the explanatory variables are different from their coefficient estimates is due to the feedback effects that arise as a results of impacts passing through neighboring states and back to the states themselves. These feedback effects are partly due to the coefficient of the spatially lagged dependent variable [W*dep.var.] and partly due to the coefficient of the spatially lagged value of the explanatory variable itself.>> (Elhorst, 2010c). Appare giusto fare qualche puntualizzazione sui segni degli effetti indiretti. In particolare, Crane (1991) evidenzia come Jencks e Mayer (1990) nell'organizzare la teoria sugli effetti del vicinato (neighborhood effects) individuano ben quattro categorie generali: *la teoria del contagio*; *le teorie della socializzazione collettiva*; *le teorie istituzionali* e *le teorie della competizione sociale*. Dove le prime tre teorie implicano che la presenza di cattivi vicini aumenta i problemi sociali mentre la quarta afferma che la presenza di buoni vicini aumenta i problemi sociali⁴. Appare molto chiara la presenza di un processo di autocorrelazione spaziale positiva nelle prime tre categorie mentre un processo di autocorrelazione spaziale negativo nella quarta categoria. In realtà nella letteratura empirica sono pochi gli esempi relativi alla presenza di processi di autocorrelazione spaziale negativa. Questo fenomeno viene presentato in termini di competizione geografica. <<In other words, if a finite amount of land is available, gains in land size of one territory can occur only through the loss of land size in nearby territories. The World Wars fought on the European continent illustrate this situation>> (Griffith, 2009). In tabella 2, dove riportiamo i risultati ottenuti per i crimini totali, quale somma dei crimini contro la proprietà e i crimini violenti, osserviamo come dalle stime dei modelli non spaziali (colonne I e II) il tasso di disoccupazione sia sempre positivo e significativo e come il suo

⁴ Potremmo, nella nostra analisi, anche verificare l'ipotesi opposta: che la presenza di cattivi vicini riduca i problemi sociali

impatto sui crimini totali sia maggiore quando consideriamo il tasso di disoccupazione totale (sottocolonna 1) rispetto al tasso di disoccupazione maschile (sottocolonna 2). Gli altri regressori presentano il segno atteso tranne la variabile di deterrenza UNKNOWN che anziché presentare segno negativo presenta un impatto positivo sui crimini totali, ciò risulta essere in linea con il lavoro di Marselli e Vannini (1997). Dai test LM, che rigettano l'ipotesi nulla, si evince che sia opportuno stimare o uno spatial lag model o uno spatial error model anziché un modello non spaziale. A questo punto passiamo all'analisi dei risultati del SDM (colonne III e IV). Il test di Hausman, sia per i tassi di disoccupazione totale che per quelli maschili, rigetta l'ipotesi nulla e ci porta a preferire il modello con effetti fissi sul quale ci concentriamo (colonna III). Per entrambi i tassi di disoccupazione sia il Wald test spatial lag che il Wald test spatial error rigettano l'ipotesi nulla confermando che il modello che meglio descrive i dati è proprio lo SDM, di conseguenza le elasticità stimate con i modelli non spaziali risulteranno essere distorte (Elhorst, 2010c). L'effetto diretto (D.E.) del tasso di disoccupazione totale sul totale dei crimini risulta essere pari 0.101, inferiore sia allo 0.123 che allo 0.131 riscontrati nelle stime non spaziali che di conseguenza sovrastimano l'effetto della disoccupazione totale sul totale dei crimini. Discorso diverso nel caso del tasso di occupazione maschile pari a 0.081 contro lo 0.073 e 0.077 delle stime non spaziali, ciò evidenziando una sottostima dell'effetto della disoccupazione maschile sul totale dei crimini da parte dei modelli non spaziali. Il segno risulta essere positivo, di conseguenza un aumento della disoccupazione interna ad una singola regione determina un aumento dei crimini totali in quella stessa regione. Siccome l'effetto diretto del tasso di disoccupazione totale è pari a 0.101 e il suo coefficiente stimato è 0.046, il suo effetto di feedback ammonta a 0.055. Mentre per il tasso di disoccupazione maschile abbiamo che l'effetto diretto è pari a 0.081 e il suo coefficiente stimato è 0.035, il suo effetto di feedback ammonta a 0.046. Al contrario, l'effetto indiretto (I.E.), l'effetto derivante dai legami deboli, oltre ad essere significativo ha un impatto negativo sul totale dei crimini ciò evidenziando una correlazione spaziale negativa che fa emergere uno scenario di competitività. In altre parole, un aumento del tasso di disoccupazione totale nelle altre regioni produrrà un aumento di criminalità nelle stesse regioni, ciò genererà nuovi criminali che andranno ad aggiungersi a quelli preesistenti. Di conseguenza si ridurranno le opportunità di essere criminali a causa dello svilupparsi di una competitività violenta fra clan criminali localizzati in aree diverse (regioni nel nostro caso) (Caruso, 2008). Il D.E. risulta essere pari al -15,25% dell'I.E., nel caso del tasso di disoccupazione totale, e pari al -14,54% nel caso di tasso di disoccupazione maschile. L'effetto totale (T.E.), dato dalla somma del D.E. e I.E., è negativo in quanto eredita il segno dell'I.E. che tra l'altro risulta essere il coefficiente che presenta il maggiore impatto sui tassi di criminalità totali. Ciò evidenzia il prevalere degli effetti prodotti dai legami deboli (spillover spaziali) sui legami forti. Tra le variabili di controllo che risulta interessante commentare per le informazioni che fornisce vi è il GDP. In particolare, sia i D.E. che gli I.E.

sono sempre significativi, sia per le stime con il tasso di disoccupazione totale che per quello maschile, inoltre anche qui si riscontra un effetto competitivo dato il segno negativo degli I.E. Per entrambe le stime notiamo come ci sia una sovrastima delle elasticità qualora l'analisi risulti essere condotta con metodi non spaziali. Inoltre, notiamo, osservando il T.E., anche un prevalere dei legami deboli su quelli forti. Il segno positivo dei D.E. sul tasso di criminalità totale corrobora l'ipotesi che un aumento del GDP pro-capite locale favorisca le opportunità di reddito illegale. Ciò che appare interessante è il segno negativo degli I.E. che risulterebbe giustificato dal fatto che un aumento del GDP pro-capite nelle regioni vicine generi delle opportunità di migrazione dei criminali locali nelle località limitrofe che saranno ritenute dagli stessi criminali più appetibili e di conseguenza questo ridurrà il tasso di criminalità locale. Per le variabili di deterrenza (UNKNOWN) e di densità risultano essere significativi solo i D.E. rispettivamente con segno positivo e negativo. Per quanto riguarda la variabile istruzione notiamo come sia i D.E. che gli I.E. oltre ad essere significativi presentano entrambi segno positivo, con un'incidenza maggiore degli I.E. sulla criminalità totale. In particolare, un aumento della spesa per l'istruzione interna tenderà a favorire il crimine così pure un aumento della stessa nelle regioni vicine. Ciò determina una trasmissione di informazioni che favorisce il crimine anziché ridurne l'impatto. In particolare osserviamo come la prossimità geografica favorisca la trasmissione delle conoscenze e il diffondersi di comportamenti imitativi (effetti di spillover).

L'emergere di un segno negativo della variabile dipendente ritardata nello spazio evidenzia la probabile competitività che verrebbe ad esistere qualora il numero di criminali tendesse a crescere nelle regioni vicine ad una data regione. In particolare, se in una data regione il numero di criminali tende ad aumentare è facile pensare che anche l'opportunità di compiere un'azione criminale tenderà a ridursi e l'unico modo per continuare ad essere criminale sarà quello di migrare nelle regioni vicine. Ora se anche le regioni vicine saranno caratterizzate dalla stessa situazione va da sé che le opportunità di compiere un crimine si ridurranno ulteriormente. Di conseguenza la presenza di cattivi vicini tenderà a ridurre il problema della criminalità in questa data regione.

In particolare, i legami deboli sviluppano il fluire di flussi di informazioni che hanno come seguito degli accordi fra individui criminali la cui conseguenza è la separazione del territorio e non l'organizzazione di aree controllate da una stessa matrice criminale⁵. <<... Le reti possono costituire un mezzo per aumentare il potere dei soggetti coinvolti rispetto a coloro che si trovano all'esterno, permettendo il perseguimento di interessi settari, spesso in contrasto con quelli della collettività. La società civile ... è composta ... anche da gruppi di pressione politica che si costituiscono per migliorare le rendite di posizione dei loro membri,

⁵ Ciò è quello che si osserva nella realtà: la Campania governata dalla "camorra", la Puglia dalla "sacra corona unita", la Calabria dalla "ndragheta", la Sicilia dalla "mafia". Di conseguenza il segno negativo dell'effetto indiretto della disoccupazione è un segnale del poco "guadagno" che deriverebbe dall'idea di sviluppare azioni criminali in luoghi già ben controllati.

oppure per colpire gli interessi di gruppi antagonisti per motivi economici, sociali, etnici o religiosi. Per esempio, la mafia e il Ku Klux Klan sono organizzazioni compatibili con le definizioni di capitale sociale [inteso come capitale antisociale]... va da se che questo tipo di relazioni sociali costituisce spesso un elemento fondamentale per il funzionamento delle organizzazioni criminali⁶.>> (Sabatini, 2003, 2004).

Ne consegue che un aumento del tasso di disoccupazione nelle regioni limitrofe ad una data regione j generi nelle stesse un aumento del tasso di criminalità che vorrà trovare sfogo nella suddetta regione j. Ciò avrà come conseguenza un effetto negativo sul tasso di criminalità della regione j, che vedrà lo svilupparsi di una competitività violenta fra clan di criminali di diversa provenienza. Lo stesso ragionamento varrà per la variabile dipendente ritardata nello spazio, in particolare ad un aumento del crimine nelle regioni limitrofe alla regione j corrisponderà una sorta di produttività marginale decrescente del crimine e affinché sia possibile guadagnare di più dal crimine occorrerà uscire fuori dai confini regionali alla conquista di nuovi territori. Si innescherà una sorta di lotta tra clan criminali appartenenti alle diverse regioni con lo scopo di controllare il mercato del crimine al fine di instaurare un mercato monopolistico del crimine. A tal riguardo Caruso (2008) nello studiare la relazione tra sistema economico e criminalità organizzata rileva che <<è possibile affermare che nell'ambito dell'economia legale il crimine organizzato compete in maniera violenta per l'appropriazione di rendite distorcendo la concorrenza e l'allocazione delle risorse sia pubbliche sia private. Tale competizione violenta è perpetrata sia nei confronti dello Stato sia nei confronti di altre organizzazioni criminali ma anche di imprenditori>>.

Procediamo nell'analisi considerando in modo separato i crimini contro la proprietà e i crimini violenti (Edmark, 2005).

Tabella 2 – Reati totali

determinants	spatial fixed effects (I)		spatial and time-period fixed effects (II)		spatial and time-period fixed effects (III)		random spatial effects, fixed time-period effects (IV)	
	(1)	(2)	(1)	(2)	(1)	(2)	(1)	(2)
logunk	0.559*** (7.907)	0.552*** (7.669)	0.486*** (5.591)	0.496*** (5.621)	0.605*** (6.932)	0.604*** (6.931)	0.532*** (6.064)	0.549*** (6.245)
logistr	0.118 (0.642)	0.228 (1.264)	0.518** (2.147)	0.656*** (2.737)	1.316*** (4.922)	1.158*** (4.520)	0.537** (2.597)	0.514** (2.548)
logpil	1.004*** (3.753)	0.860*** (3.263)	1.115*** (3.896)	0.944*** (3.313)	0.276 (0.915)	0.295 (1.011)	0.280 (1.046)	0.392 (1.581)
logdis	0.123*** (3.449)	0.073** (2.308)	0.131*** (3.759)	0.077** (2.362)	0.046 (1.092)	0.035 (0.962)	0.106** (2.614)	0.091*** (2.617)
logdens	-3.235*** (-6.116)	-3.174***	-2.660*** (-5.440)	-2.627*** (-5.229)	-2.131*** (-4.327)	-2.448*** (-4.910)	-0.119 (-0.683)	-0.210 (-1.154)
W*logunk					0.425 (0.588)	0.465 (0.641)	-0.222 (-0.303)	-0.122 (-0.166)
W*logistr					11.104*** (5.212)	9.417*** (4.935)	6.838*** (4.955)	6.357*** (5.105)
W*logpil					-9.852*** (-4.329)	-10.216*** (-4.563)	-10.323*** (-5.317)	-9.841*** (-5.751)
W*logdis					-1.153*** (-5.545)	-0.974*** (-5.188)	-1.178*** (-6.039)	-1.046*** (-5.936)
W*logdens					-2.456 (-0.883)	-4.396 (-1.517)	-2.564** (-2.047)	-3.201** (-2.447)

⁶ Ne segue che la funzione svolta dalle reti o dal capitale sociale va considerata di volta in volta e in relazione agli agenti economici, ai fini che perseguono e all'ambiente in cui operano (Piselli, 2002).

W*dep.var.					-0.993*** (5.121)	-0.997*** (-5.136)	-0.986*** (-5.091)	-0.994*** (-5.125)
phi ⁷							0.098*** (4.378)	0.094*** (4.376)
sigma2					0.0158	0.0160	0.0171	0.0172
R ²	0.6026	0.5957	0.2285	0.2112	0.9044	0.9036	0.8600	0.8592
corrected R ²					0.3018	0.2910	0.2401	0.2041
LogL	172.3096	169.0562			247.42984	245.64536	-607.22809	-783.65702
LM spatial lag	51.9695***	47.4043***	10.3219***	11.050***				
robust LM spatial lag	0.6621	0.1781	15.9579***	14.9753***				
LM spatial erro	60.0502***	57.9600***	7.2264***	7.9708***				
robust LM spatial error	8.7428***	10.7337***	12.8625***	11.8959***				
Wald test spatial lag					42.6372***	45.7808***	42.5957***	44.5637***
Wald test spatial error					48.9200***	51.2952***	50.9743***	51.4439***
Hausman test							42.0129***	43.0750***
D.E. logunk					0.608*** (6.932)	0.608*** (6.831)	0.568*** (6.429)	0.584*** (6.794)
I.E. logunk					-0.093 (-0.244)	-0.071 (-0.181)	-0.406 (-1.002)	-0.367 (-0.946)
T.E. logunk					0.515 (1.346)	0.537 (1.369)	0.161 (0.400)	0.216 (0.559)
D.E. logistr					0.865*** (3.489)	0.794*** (3.241)	0.236 (1.134)	0.252 (1.223)
I.E. logistr					5.416*** (4.319)	4.598*** (4.278)	3.496*** (4.231)	3.267*** (4.284)
T.E. logistr					6.281*** (4.808)	5.392*** (4.919)	3.732*** (4.458)	3.519*** (4.670)
D.E. logpil					0.738*** (2.649)	0.774*** (2.769)	0.772*** (3.025)	0.856*** (3.436)
I.E. logpil					-5.601*** (-4.301)	-5.844*** (-4.602)	-5.866*** (-4.997)	-5.734*** (-5.445)
T.E. logpil					-4.863*** (-3.555)	-5.069*** (-3.872)	-5.094*** (-4.224)	-4.878*** (-4.633)
D.E. logdis					0.101** (2.153)	0.081* (1.896)	0.164*** (3.753)	0.143*** (3.836)
I.E. logdis					-0.662*** (-4.870)	-0.557*** (-4.687)	-0.703*** (-5.566)	-0.636*** (-5.758)
T.E. logdis					-0.560*** (-4.523)	-0.476*** (-4.631)	-0.539*** (-4.535)	-0.492*** (-4.971)
D.E. logdens					-2.108*** (-4.118)	-2.358*** (-4.199)	-0.006 (-0.046)	-0.075 (-0.519)
I.E. logdens					-0.188 (-0.118)	-1.136 (-0.718)	-1.339** (-2.027)	-1.652** (-2.395)
T.E. logdens					-2.296 (-1.533)	-3.495** (-2.317)	-1.346* (-1.830)	-1.728** (-2.251)

***, **, *: 1%, 5%, 10% (); t-value

5.1 Crimini contro la proprietà

In tabella 3, dall'osservazione delle stime non spaziali, verifichiamo che il tasso di disoccupazione non ha nessuna significatività sui crimini contro la proprietà né nel caso in cui usiamo il tasso di disoccupazione totale né nel caso del tasso di disoccupazione maschile. Fa eccezione la stima che tiene conto oltre agli effetti fissi spaziali anche quelli temporali (colonna II, sottocolonna 1) ove verifichiamo come ad un aumento dell'1% del tasso di disoccupazione totale corrisponda un aumento dei crimini contro la proprietà pari allo 0.098. Dai test LM, che rigettano l'ipotesi nulla, si evince che sia opportuno stimare o uno spatial lag model o uno spatial error model anziché un modello non spaziale. A questo punto passiamo all'analisi dei risultati del SDM. Il test di Hausman, rigetta l'ipotesi nulla solo quando

⁷ Il parametro phi è una misura del peso della componente cross-section e varia nell'intervallo [0,1]. Se questo peso è uguale a zero il modello con effetti random converge al modello con effetti fissi; se assume valore 1 il modello con effetti random converge a un modello senza nessun controllo per specifici effetti spaziali (Elhorst, 2010c).

consideriamo il tasso di disoccupazione totale, di conseguenza considereremo per il tasso di disoccupazione totale lo SDM con effetti fissi e lo SDM con effetti casuali per il tasso di disoccupazione maschile. Per entrambi i tassi di disoccupazione sia il Wald test spatial lag che il Wald test spatial error rigettano l'ipotesi nulla confermando che il modello che meglio descrive i dati è proprio lo SDM. Per entrambi i tassi di disoccupazione verifichiamo come i D.E. risultano essere non significativi, mentre gli I.E. sono significativi e presentano segno negativo evidenziando un fenomeno di competitività geografica. Dalla tabella 4, osserviamo dalle colonne I e II come il tasso di disoccupazione, sia totale che maschile, sia influenzato nel determinare i crimini legati al furto; fa eccezione il tasso di occupazione totale quando consideriamo sia gli effetti fissi spaziali che quelli temporali. Gli LM test, nella versione non robusta, rigettano l'ipotesi nulla e ci fanno protendere per gli SDM. Dal test di Hausman siamo portati a scegliere per il tasso di disoccupazione totale uno SDM con effetti casuali ed uno con effetti fissi per il tasso di disoccupazione maschile. Per entrambi i tassi di disoccupazione sia il Wald test spatial lag che il Wald test spatial error rigettano l'ipotesi nulla confermando che il modello che meglio descrive i dati è proprio lo SDM. Ciò che appare interessante è la non significatività sia dei D.E. che degli I.E. del tasso di disoccupazione maschile sul crimine. Al contrario verifichiamo la significatività di entrambi gli effetti nel tasso di disoccupazione totale e la presenza di un segno positivo nel caso dei D.E. ed uno negativo negli I.E. Il segno del T.E. è negativo ereditando il segno degli I.E. che tra l'altro risulta essere il coefficiente che tra i due presenta il maggiore impatto sui furti. In tabella 5, osserviamo come il tasso di disoccupazione abbia rilevanza nel determinare le rapine. Un solo caso di non significatività è rappresentato nelle stime con i soli effetti fissi spaziali per il tasso di disoccupazione maschile. Gli LM rigettano l'ipotesi nulla e di conseguenza passiamo ad esaminare gli SDM. Il test di Hausman ci porta a scegliere uno SDM con effetti fissi per il tasso di disoccupazione totale ed uno SDM con effetti random per il tasso di disoccupazione maschile. Sia i D.E. che gli I.E., per entrambi i tassi di disoccupazione, risultano non essere significativi. Una possibile spiegazione della non significatività del tasso di disoccupazione nel determinare le rapine è legata all'idea che i disoccupati passino più tempo a casa, perché non lavorando non si spostano da casa al lavoro e viceversa, e questo, di conseguenza, ridurrebbe la domanda per le rapine alle persone. Questo effetto ridurrebbe gli effetti significativi della disoccupazione sull'offerta del crimine e ciò spiegherebbe la non significatività del coefficiente per le rapine (Edmark, 2005). Concludiamo l'analisi sui crimini contro la proprietà osservando l'impatto che la disoccupazione produce sulla frode. In particolare, dalla tabella 6 osserviamo come sia il coefficiente del tasso di disoccupazione totale che quello maschile siano sempre significativi per le analisi non spaziali. I test LM rigettano l'ipotesi nulla suggerendo di considerare uno spatial lag model o uno spatial error model anziché un modello non spaziale. Passando quindi alle stime con i DSM osserviamo come l'Hausman test consiglia di considerare per entrambi i

tassi di disoccupazione uno SDM con effetti fissi. In entrambi i casi sia i D.E. che gli I.E. risultano essere significativi e presentano rispettivamente segno positivo e negativo, come tra l'altro finora riscontrato in tutte le stime condotte⁸.

Tabella 3 – Reati contro la proprietà

determinants	spatial fixed effects (I)		spatial and time-period fixed effects (II)		spatial and time-period fixed effects (III)		random spatial effects, fixed time-period effects (IV)	
	(1)	(2)	(1)	(2)	(1)	(2)	(1)	(2)
logunk	3.151*** (11.381)	3.083*** (11.053)	2.807*** (10.733)	2.793*** (10.583)	2.984*** (11.102)	2.961*** (10.974)	2.869*** (10.658)	2.890*** (10.642)
logistr	-0.048 (-0.219)	0.075 (0.349)	0.392 (1.458)	0.520* (1.952)	1.013*** (3.357)	0.774*** (2.658)	0.301 (1.377)	0.198 (0.935)
logpil	1.563*** (4.910)	1.426*** (4.573)	1.425*** (4.501)	1.195*** (3.801)	0.623* (1.840)	0.632* (1.925)	0.446 (1.541)	0.574** (2.124)
logdis	0.061 (1.425)	-0.0003 (-0.0088)	0.098** (2.533)	0.019 (0.540)	0.005 (0.116)	-0.047 (-1.136)	0.060 (1.335)	0.014 (0.373)
logdens	-2.960*** (-4.661)	-3.0206*** (-4.703)	-2.046*** (-3.784)	-2.145*** (-3.870)	-1.483*** (-2.674)	-2.084*** (-3.704)	0.060 (0.362)	0.004 (0.026)
W*logunk					1.707 (0.731)	2.086 (0.891)	0.317 (0.137)	1.190 (0.517)
W*logistr					8.722*** (3.637)	6.810*** (3.126)	5.991*** (4.139)	5.257*** (4.041)
W*logpil					-9.111*** (-3.545)	-8.791*** (-3.469)	-9.461*** (-4.507)	-8.475*** (-4.549)
W*logdis					-1.050*** (-4.494)	-0.704*** (-3.356)	-1.089*** (-5.078)	-0.824*** (-4.281)
W*logdens					0.433 (0.140)	-0.381 (-0.117)	-1.534 (-1.283)	-1.870 (-1.541)
W*dep.var.					-0.993*** (-5.111)	-0.993*** (-5.100)	-0.958*** (-4.962)	-0.978*** (-5.038)
phi							0.121*** (4.387)	0.120*** (4.387)
sigma2					0.0202	0.0205	0.0214	0.0219
R ²	0.6044	0.6023	0.3187	0.3076	0.9181	0.9172	0.8826	0.8805
corrected R ²					0.3658	0.3545	0.4460	0.4271
LogL	102.7966	101.7701			200.32246	198.17715	-1093.2512	-1112.2511
LM spatial lag	197.0273***	184.0291***	9.2025***	10.8692***				
robust LM spatial lag	18.6419***	13.0888***	6.8167**	8.5593***				
LM spatial error	187.6573***	184.8780***	6.6780**	7.7190***				
robust LM spatial error	9.2719***	13.9377***	4.2922**	5.4091**				
Wald test spatial lag					29.4966**	27.0375**	30.4654**	25.5569**
Wald test spatial error					34.3707***	32.6128**	34.9156***	29.6394**
Hausman test							1720.0596***	2.3216
D.E. logunk					3.055*** (12.051)	3.015*** (11.936)	2.979*** (10.981)	2.972*** (11.520)
I.E. logunk					-0.682 (-0.554)	-0.483 (-0.407)	-1.373 (-1.128)	-0.916 (-0.749)
T.E. logunk					2.372* (1.925)	2.532** (2.099)	1.605 (1.319)	2.056* (1.690)
D.E. logistr					0.649** (2.306)	0.491* (1.766)	0.048 (0.219)	-0.025 (-0.117)
I.E. logistr					4.305*** (3.177)	3.375*** (2.734)	3.196*** (3.687)	2.800*** (3.758)
T.E. logistr					4.955*** (3.541)	3.867*** (3.073)	3.245*** (3.773)	2.775*** (3.815)
D.E. logpil					1.077*** (3.398)	1.065*** (3.245)	0.887*** (3.109)	0.992*** (3.743)
I.E. logpil					-5.389*** (-3.605)	-5.307*** (-3.763)	-5.539*** (-4.362)	-5.006** (-4.772)
T.E. logpil					-4.313*** (-2.815)	-4.242*** (-2.953)	-4.652*** (-3.626)	-4.014*** (-3.897)
D.E. logdis					0.052 (0.972)	-0.015 (-0.326)	0.110* (2.218)	0.052 (1.215)
I.E. logdis					-0.579*** (-3.898)	-0.368*** (-2.815)	-0.641*** (-4.744)	-0.464*** (-3.824)
T.E. logdis					-0.527*** (-3.909)	-0.383*** (-3.472)	-0.531*** (-4.299)	-0.412*** (-3.912)
D.E. logdens					-1.548*** (-2.723)	-2.153*** (-3.473)	0.133 (0.999)	0.091 (0.613)

⁸ Ci soffermiamo, nei commenti, solo sui coefficienti dei tassi di disoccupazione anche perché già nel paragrafo dei dati si è data una discreta giustificazione del perché dell'uso di certe variabili e del loro possibile impatto sulla criminalità. Nel commento alla tavola dei risultati dei reati totali si è data ampia spiegazione sul come leggere i risultati a seconda se si tratti di D.E. o I.E. Inoltre, le variabili diverse dai tassi di disoccupazione svolgono in questa analisi il compito di variabili di controllo.

I.E. logdens	0.964 (0.558)	0.853 (0.456)	-0.889 (-1.497)	-1.048 (-1.614)
T.E. logdens	-0.583 (-0.358)	-1.300 (-0.751)	-0.756 (-1.131)	-0.957 (-1.301)

***, **, *: 1%, 5%, 10% (): t-value

Tabella 4 – Furto

determinants	spatial fixed effects (I)		spatial and time-period fixed effects (II)		spatial and time-period fixed effects (III)		random spatial effects, fixed time- period effects (IV)	
	(1)	(2)	(1)	(2)	(1)	(2)	(1)	(2)
logunk	4.305*** (5.644)	4.296*** (5.618)	4.450*** (5.979)	4.515*** (6.051)	4.268*** (5.176)	4.482*** (5.368)	4.122*** (5.086)	4.347*** (5.221)
logprob	-0.057 (-1.456)	-0.064 (-1.632)	-0.121*** (-2.944)	-0.131*** (-3.169)	-0.196*** (-3.927)	-0.213*** (-4.210)	-0.136*** (-2.920)	-0.141*** (-2.944)
logsev	-0.095 (-0.997)	-0.114 (-1.194)	-0.097 (-0.977)	-0.117 (-1.183)	-0.198 (-1.914)	-0.204* (-1.959)	-0.177* (-1.755)	-0.159 (-1.549)
logistr	-0.060 (-0.160)	0.091 (0.251)	-0.109 (-0.225)	0.046 (0.096)	-0.685 (-1.225)	-0.769 (-1.411)	-0.401 (-1.287)	-0.449 (-1.454)
logpil	1.399** (2.688)	1.227** (2.399)	1.310** (2.217)	1.013* (1.739)	1.411** (2.251)	1.221** (1.985)	1.198*** (2.760)	1.269*** (3.013)
logdis	0.075 (1.048)	0.005 (0.087)	0.120* (1.669)	0.023 (0.356)	0.258*** (2.903)	0.069 (0.881)	0.279*** (3.694)	0.172** (2.592)
logdens	-4.566*** (-4.362)	-4.640*** (-4.386)	-3.787*** (-3.855)	-3.916*** (-3.903)	-2.559** (-2.389)	-3.342*** (-3.107)	0.273* (1.737)	0.255 (1.607)
W*logunk					-0.917 (-0.119)	0.821 (0.105)	-3.873 (-0.534)	-1.157 (-0.155)
W*logprob					-0.748** (-2.148)	-0.731** (-2.067)	-0.361 (-1.141)	-0.298 (-0.922)
W*logsev					-0.457 (-0.672)	-0.457 (-0.673)	-0.541 (-0.799)	-0.363 (-0.530)
W*logistr					-12.010*** (-2.631)	-12.974*** (-3.078)	-3.035 (-1.461)	-3.856** (-1.967)
W*logpil					5.362 (1.111)	6.815 (1.418)	4.125 (1.306)	5.947** (2.021)
W*logdis					-0.405 (-0.888)	0.273 (0.669)	-1.204*** (-3.263)	-0.522 (-1.522)
W*logdens					0.248 (0.039)	3.772 (0.586)	-0.583 (-0.510)	-0.693 (-0.600)
W*dep. var.					-0.985*** (-5.020)	-0.997*** (-5.066)	-0.991*** (-5.065)	-0.992*** (-5.047)
phi							0.256*** (4.485)	0.257*** (4.487)
sigma2					0.0676	0.0689	0.0704	0.0730
R^2	0.296	0.2948	0.163	0.1574	0.7875	0.7835	0.7322	0.7221
corrected R^2					0.2104	0.1911	0.4860	0.4700
LogL	-84.416	-84.9714			-27.798	-31.572882	-2279.94	-1475.2562
LM spatial lag	27.769***	28.9632***	9.226***	10.2319***				
robust LM spatial lag	0.619	1.7664	0.0003	0.0324				
LM spatial error	28.936***	27.2098***	9.403***	10.4781***				
robust LM spatial error	1.786	0.0130	0.177	0.2786				
Wald test spatial lag					20.977***	14.0135*	30.977**	17.0549**
Wald test spatial error					18.934**	12.3376*	30.0641**	15.6556**
Hausman test							14.2186	22.9226*
D.E. logunk					4.515*** (6.168)	4.649*** (6.270)	4.507*** (5.800)	4.522*** (5.930)
I.E. logunk					-2.947 (-0.770)	-2.175 (-0.545)	-4.359 (-1.149)	-3.167 (-0.798)
T.E. logunk					1.567 (0.405)	2.474 (0.600)	0.148 (0.039)	1.355 (0.334)
D.E. logprob					-0.170*** (-3.900)	-0.188*** (-4.216)	-0.125*** (-2.907)	-0.133*** (-2.991)
I.E. logprob					-0.300 (-1.667)	-0.286 (-1.626)	-0.135 (-0.847)	-0.074 (-0.433)
T.E. logprob					-0.470** (-2.430)	-0.474** (-2.476)	-0.260 (-1.552)	-0.208 (-1.118)
D.E. logsev					-0.191* (-1.944)	-0.188* (-1.842)	-0.161 (-1.603)	-0.149 (-1.462)
I.E. logsev					-0.148 (-0.435)	-0.145 (-0.402)	-0.221 (-0.630)	-0.126 (-0.355)
T.E. logsev					-0.339 (-0.969)	-0.334 (-0.901)	-0.382 (-1.059)	-0.274 (-0.764)
D.E. logistr					-0.161 (-0.314)	-0.212 (-0.408)	-0.289 (-0.931)	-0.270 (-0.854)
I.E. logistr					-6.238** (-2.471)	-6.619*** (-2.898)	-1.428 (-1.230)	-1.897* (-1.769)
T.E. logistr					-6.400** (-2.465)	-6.831*** (-2.904)	-1.717 (-1.469)	-2.168** (-2.071)
D.E. logpil					1.193** (2.048)	0.989 (1.613)	1.070** (2.499)	1.022** (2.380)
I.E. logpil					2.176 (0.825)	2.797 (1.069)	1.567 (0.922)	2.583 (1.623)

T.E. logpil	3.369 (1.259)	3.786 (1.421)	2.638 (1.527)	3.605** (2.292)
D.E. logdis	0.285*** (2.884)	0.066 (0.729)	0.346*** (4.156)	0.203*** (2.786)
I.E. logdis	-0.367 (-1.393)	0.091 (0.376)	-0.823*** (-3.831)	-0.391** (-2.016)
T.E. logdis	-0.081 (-0.348)	0.157 (0.762)	-0.477** (-2.541)	-0.188 (-1.122)
D.E. logdens	-2.679** (-2.374)	-3.579*** (-3.268)	0.318** (2.476)	0.306** (2.380)
I.E. logdens	1.595 (0.465)	3.733 (1.067)	-0.459 (-0.808)	-0.512 (-0.898)
T.E. logdens	-1.084 (-0.328)	0.153 (0.044)	-0.140 (-0.216)	-0.205 (-0.318)

***, **, *: 1%, 5%, 10% (); t-value

Tabella 5 - Rapine

determinants	spatial fixed effects (I)		spatial and time-period fixed effects (II)		spatial and time-period fixed effects (III)		random spatial effects, fixed time- period effects (IV)	
	(1)	(2)	(1)	(2)	(1)	(2)	(1)	(2)
logunk	0.852*** (7.356)	0.835*** (7.199)	0.941*** (8.673)	0.918*** (8.385)	0.947*** (8.797)	0.927*** (8.614)	1.051*** (9.401)	0.998*** (8.886)
logprob	-0.118*** (-4.779)	-0.121*** (-4.907)	-0.171*** (-7.459)	-0.175*** (-7.581)	-0.132*** (-5.766)	-0.133*** (-5.821)	-0.159*** (-6.783)	-0.159*** (-6.835)
logsev	0.045 (1.529)	0.046 (1.571)	0.093*** (3.394)	0.094*** (3.393)	0.087*** (2.942)	0.086*** (2.882)	0.073*** (2.411)	0.072** (2.378)
logistr	0.868*** (2.912)	0.995*** (3.426)	0.704* (1.923)	0.929** (2.562)	1.111*** (2.831)	1.189*** (3.167)	0.189 (0.603)	0.341 (1.125)
logpil	1.762*** (4.177)	1.598*** (3.833)	1.945*** (4.412)	1.684*** (3.847)	1.395*** (3.106)	1.283*** (2.961)	0.277 (0.668)	0.042 (0.110)
logdis	0.125** (2.209)	0.073 (1.480)	0.220*** (4.054)	0.145*** (2.862)	0.008 (0.126)	0.001 (0.019)	0.020 (0.331)	-0.005 (-0.100)
logdens	1.267 (1.545)	1.326 (1.598)	2.389*** (3.237)	2.496*** (3.288)	2.005** (2.553)	2.023** (2.553)	0.695** (2.565)	0.688** (2.505)
W*logunk					2.027** (2.539)	1.857** (2.325)	2.357*** (2.840)	1.927** (2.325)
W*logprob					-0.096 (-0.656)	-0.112 (-0.772)	-0.225 (-1.512)	-0.253* (-1.719)
W*logsev					0.013 (0.058)	-0.007 (-0.035)	-0.149 (-0.662)	-0.174 (-0.779)
W*logistr					10.975*** (3.588)	11.865*** (4.308)	7.755*** (3.731)	9.400*** (5.051)
W*logpil					-6.568* (-1.905)	-8.206** (-2.437)	-14.525*** (-4.882)	-17.590*** (-6.764)
W*logdis					-0.046 (-0.143)	-0.244 (-0.862)	0.024 (0.078)	-0.392 (-1.437)
W*logdens					15.864*** (3.522)	14.799*** (3.179)	-0.440 (-0.226)	-0.650 (-0.329)
W*dep.var.					-0.993*** (-5.113)	-0.993*** (-5.125)	-0.720*** (-3.957)	-0.691*** (-3.852)
phi							0.097*** (4.377)	0.096*** (4.376)
sigma2					0.0350	0.0349	0.0391	0.0389
R^2	0.7003	0.6982	0.2899	0.2745	0.9546	0.9547	0.9352	0.9355
corrected R^2					0.3722	0.3724	0.5710	0.5644
LogL	6.7577	5.4006			96.987898	97.371835	-1946.337	-2138.7691
LM spatial lag	50.8613***	50.2592***	4.2802**	3.3471*				
robust LM spatial lag	4.7484**	3.9602**	14.7839***	18.4929***				
LM spatial error	89.8997***	85.5033***	8.3585***	7.1014**				
robust LM spatial error	43.7868***	39.2043***	18.8623***	22.2471***				
Wald test spatial lag					69.0260***	82.2308***	64.9525***	793182***
Wald test spatial error					52.7360***	65.1058***	56.1779***	71.9785***
Hausman test							82.2623***	14.1923
D.E. logunk					0.897*** (8.647)	0.884*** (8.541)	0.9833*** (9.089)	0.944*** (8.709)
I.E. logunk					0.582 (1.405)	0.501 (1.205)	0.992* (1.940)	0.776 (1.504)
T.E. logunk					1.479*** (3.500)	1.385*** (3.263)	1.975*** (3.716)	1.721*** (3.202)
D.E. logprob					-0.133*** (-5.964)	-0.133*** (-5.982)	-0.154*** (-6.628)	-0.154*** (-6.627)
I.E. logprob					0.018 (0.243)	0.010 (0.133)	-0.065 (-0.719)	-0.085 (-0.941)
T.E. logprob					-0.114 (-1.465)	-0.123 (-1.598)	-0.219** (-2.339)	-0.239** (-2.541)
D.E. logsev					0.092*** (3.377)	0.091*** (3.344)	0.080*** (2.833)	0.080*** (2.815)
I.E. logsev					-0.042 (-0.365)	-0.053 (-0.454)	-0.132 (-0.999)	-0.148 (-1.106)
T.E. logsev					0.049 (0.406)	0.038 (0.313)	-0.051 (-0.368)	-0.068 (-0.479)
D.E. logistr					0.651* (1.817)	0.692* (1.949)	-0.054 (-0.171)	0.051 (0.165)

I.E. logistr	5.484*** (3.177)	5.918*** (3.766)	4.773*** (3.502)	5.797*** (4.441)
T.E. logistr	6.135*** (3.473)	6.610*** (4.161)	4.719*** (3.445)	5.849*** (4.518)
D.E. logpil	1.778*** (4.145)	1.738*** (4.098)	0.765* (1.927)	0.618 (1.622)
I.E. logpil	-4.550** (-2.384)	-5.395*** (-2.868)	-9.239*** (-4.584)	-11.169*** (-5.758)
T.E. logpil	-2.771 (-1.401)	-3.657* (-1.900)	-8.473*** (-4.057)	-10.551*** (-5.337)
D.E. logdis	0.015 (0.215)	0.016 (0.261)	0.018 (0.280)	0.006 (0.122)
I.E. logdis	-0.045 (-0.241)	-0.148 (-0.881)	-0.005 (-0.030)	-0.256 (-1.458)
T.E. logdis	-0.029 (-0.172)	-0.131 (-0.900)	0.012 (0.066)	-0.249 (-1.537)
D.E. logdens	1.426* (1.819)	1.499* (1.894)	0.738*** (3.220)	0.735*** (3.153)
I.E. logdens	7.526*** (3.084)	6.905*** (2.771)	-0.577 (-0.517)	-0.711 (-0.617)
T.E. logdens	8.953*** (3.711)	8.405*** (3.424)	0.160 (0.128)	0.024 (0.019)

***, **, *: 1%, 5%, 10% (); t-value

Tabella 6 – Frode

determinants	spatial fixed effects (I)		spatial and time-period fixed effects (II)		spatial and time-period fixed effects (III)		random spatial effects, fixed time- period effects (IV)	
	(1)	(2)	(1)	(2)	(1)	(2)	(1)	(2)
logunk	-0.103** (-2.058)	-0.109** (-2.167)	-0.063 (-1.258)	-0.066 (-1.292)	-0.034 (-0.659)	-0.040 (-0.771)	-0.029 (-0.558)	-0.032 (-0.594)
logprob	0.045 (1.285)	0.046 (1.308)	-0.124*** (-3.921)	-0.126*** (-4.006)	-0.148*** (-4.723)	-0.149*** (-4.729)	-0.153*** (-4.723)	-0.153*** (-4.647)
logsev	-0.130 (-1.434)	-0.117 (-1.287)	-0.113 (-1.585)	-0.109 (-1.521)	0.016 (0.241)	0.023 (0.340)	-0.003 (-0.046)	-0.007 (-0.110)
logistr	-1.461*** (-2.937)	-1.268*** (-2.613)	-0.397 (-0.724)	-0.203 (-0.376)	0.100 (0.176)	-0.014 (-0.026)	-0.140 (-0.471)	-0.311 (-1.096)
logpil	5.997*** (8.293)	5.679*** (8.013)	3.300*** (5.117)	3.146*** (4.946)	0.644 (0.972)	0.587 (0.921)	0.414 (0.975)	0.553 (1.447)
logdis	0.540*** (5.616)	0.474*** (5.607)	0.227*** (2.778)	0.186*** (2.431)	0.335*** (3.349)	0.308*** (3.604)	0.186** (2.255)	0.139* (1.950)
logdens	0.827 (0.583)	1.453 (1.016)	1.915* (1.732)	2.162* (1.911)	3.437*** (3.135)	3.262*** (2.997)	0.297** (2.133)	0.286** (2.224)
W*logunk					-1.117*** (-3.048)	-0.984** (-2.650)	-0.855** (-2.494)	-0.724** (-1.954)
W*logprob					-0.180 (-0.812)	-0.245 (-1.089)	-0.277 (-1.211)	-0.319 (-1.347)
W*logsev					0.631 (1.319)	0.570 (1.193)	0.130 (0.270)	0.014 (0.029)
W*logistr					1.105 (0.242)	-0.903 (-0.218)	6.516*** (3.311)	5.306*** (2.928)
W*logpil					-27.386*** (-5.475)	-29.844*** (-6.066)	-10.221*** (-3.388)	-8.543*** (-3.234)
W*logdis					-2.531*** (-4.542)	-2.459*** (-4.935)	-1.728*** (-3.939)	-1.477*** (-3.440)
W*logdens					-6.474 (-1.054)	-11.228* (-1.796)	0.010 (0.010)	-0.026 (-0.028)
W*dep.var.					-0.993*** (-5.183)	-0.997*** (-5.208)	-0.993*** (-5.081)	-0.998*** (-5.094)
phi							0.314*** (4.549)	0.346*** (4.587)
sigma2					0.0744	0.0745	0.0829	0.0846
R^2	0.5566	0.5565	0.1336	0.1285	0.8409	0.8408	0.5209	0.5112
corrected R^2					0.2482	0.2462	0.2458	0.2561
LogL	-201.3300	-201.3820			-47.535586	-47.7989	-715.2316	-654.20208
LM spatial lag	458.0002***	441.2548***	8.7729***	8.9140***				
Robust LM spatial lag	131.0262***	117.8115***	16.2212***	15.0876***				
LM spatial error	348.6112***	341.3364***	6.4371**	6.7740***				
robust LM spatial error	21.6373***	17.8931***	13.8854***	12.9475***				
Wald test spatial lag					77.3682***	78.3885***	40.9583***	35.5831**
Wald test spatial error					79.4771***	79.9774***	39.3960***	33.4745**
Hausman test							38.6394***	49.7914***
D.E. logunk					0.013 (0.288)	0.002 (0.046)	0.008 (0.156)	-0.0057 (-0.108)
I.E. logunk					-0.602*** (-2.951)	-0.526*** (-2.705)	-0.456** (-2.472)	-0.384* (-1.919)
T.E. logunk					0.589*** (-2.815)	-0.523*** (-2.598)	-0.448** (-2.361)	-0.390* (-1.922)
D.E. logprob					-0.148*** (-4.865)	-0.144*** (-4.848)	-0.148*** (-4.904)	-0.145*** (-4.544)
I.E. logprob					-0.018 (-0.158)	-0.055 (-0.478)	-0.070 (-0.565)	-0.084 (-0.666)
T.E. logprob					-0.167 (-1.394)	-0.199 (-1.660)	-0.218* (-1.698)	-0.229* (-1.753)
D.E. logsev					-0.010 (-0.155)	0.001 (0.022)	-0.010 (-0.146)	-0.007 (-0.109)

I.E. logsev	0.353 (1.365)	0.297 (1.149)	0.079 (0.295)	0.001 (0.007)
T.E. logsev	0.343 (1.284)	0.298 (1.135)	0.069 (0.249)	-0.005 (-0.023)
D.E. logistr	0.045 (0.085)	0.014 (0.027)	-0.441 (-1.487)	-0.547* (-1.895)
I.E. logistr	0.433 (0.180)	-0.375 (-0.167)	3.603*** (3.226)	3.106*** (3.116)
T.E. logistr	0.478 (0.192)	-0.360 (-0.160)	3.161*** (2.806)	2.559*** (2.609)
D.E. logpil	1.923*** (3.082)	2.013*** (3.162)	0.900** (2.147)	0.943** (2.437)
I.E. logpil	-15.481*** (-5.177)	-17.029*** (-5.502)	-5.770*** (-3.404)	-4.999*** (-3.302)
T.E. logpil	-13.558*** (-4.371)	-15.016*** (-4.671)	-4.870*** (-2.851)	-4.056*** (-2.723)
D.E. logdis	0.467*** (4.407)	0.442*** (4.689)	0.273*** (3.255)	0.213*** (2.811)
I.E. logdis	-1.574*** (-4.987)	-1.534*** (-5.046)	-1.048*** (-4.107)	-0.882*** (-3.468)
T.E. logdis	-1.106*** (-3.582)	-1.092*** (-3.858)	-0.774*** (-3.218)	-0.668 (-2.782)
D.E. logdens	3.880*** (3.428)	4.015*** (3.527)	0.311*** (2.719)	0.306*** (2.961)
I.E. logdens	-5.381 (-1.536)	-8.174** (-2.402)	-0.162 (-0.317)	-0.166 (-0.372)
T.E. logdens	-1.500 (-0.462)	-4.158 (-1.263)	0.148 (0.255)	0.139 (0.274)

***, **: 1%, 5%, 10% (); t-value

5.2 Crimini violenti

Concludiamo questa sezione considerando i risultati ottenuti per i crimini violenti. Buonanno (2006) sceglie di non analizzare la relazione tra crimini violenti e disoccupazione perché poco probabile che essi dipendano da motivazioni economiche. In realtà, Edmark (2005) evidenzia come possano esistere dei canali attraverso cui la disoccupazione possa essere influenzata dai crimini violenti. Ciò che risulta ambiguo è il segno della relazione che potrebbe essere positivo se i crimini violenti fossero il prodotto o una conseguenza dei crimini contro la proprietà o negativo come risulta da molti studi empirici su serie storiche (Freeman, 1999). Dalla tabella 7 osserviamo come nelle regressioni non spaziali, sia per il tasso di disoccupazione totale che per quello maschile, la relazione con i reati contro la persona sia sempre significativo e il segno risulti essere positivo così come nei reati contro la proprietà. I test LM rigettano l'ipotesi nulla con qualche dubbio per le stime con effetti fissi spaziali e temporali nel caso del tasso di disoccupazione totale dove si propenderebbe più per un modello spatial error piuttosto che per uno SDM. Comunque sia, applicando lo SDM notiamo come il test di Wald ci permette di affermare, rigettando l'ipotesi nulla, come il modello da stimare più corretto sia proprio lo SDM. Il test di Hausman, per entrambi i tassi di disoccupazione, rigetta l'ipotesi nulla e di conseguenza scegliamo uno SDM con effetti fissi. Per entrambi i tassi di disoccupazione i D.E. e gli I.E. sono significativi e presentano rispettivamente segno positivo e negativo. Inoltre confermiamo la rilevanza degli I.E. il cui segno è ereditato dai T.E. Infine, consideriamo la relazione tra gli omicidi e i tassi di disoccupazione (tabella 8). Possiamo notare come il tasso di disoccupazione, sia totale che maschile, non risulta mai essere significativo nelle stime non spaziali con la sola eccezione del tasso di disoccupazione totale quando consideriamo sia gli effetti fissi spaziali che temporali, ma questo solo al 10%. Gli LM test ci fanno propendere per uno SDM. Il test di

Hausman rigetta per entrambi i tassi di disoccupazione l'ipotesi nulla e di conseguenza scegliamo uno SDM con effetti fissi. Ciò che appare interessante è il risultato del test di Wald che per il tasso di disoccupazione totale non rigettando l'ipotesi nulla per lo spatial lag ci dice che il modello giusto sia uno Spatial Error Model (SEM) mentre per il tasso di disoccupazione maschile non rifiutando l'ipotesi nulla per lo spatial error ci porta a scegliere uno Spatial Lag Model (SLM). A tal proposito, riportiamo in tabella 9 i risultati di uno SEM e di uno SLM per gli omicidi. Gli LR test confermano la rilevanza degli effetti fissi e di quelli casuali. Il test di Hausman, per entrambi i tassi di occupazione, rigetta l'ipotesi nulla a favore di un modello con effetti fissi. Siccome sia la variabile dipendente ritardata nello spazio che il termine di autocorrelazione spaziale risultano non essere significativi i modelli giusti da stimare per misurare la relazione tra omicidi e tassi di disoccupazione, sia totale che maschile, saranno quelli non spaziali e di conseguenza ci si riferirà ai risultati ottenuti in tabella 8, colonne I e II, dove il tasso di disoccupazione risulta non avere nessun impatto nella determinazione degli omicidi.

Tabella 7 – Reati contro la persona

determinants	spatial fixed effects (I)		spatial and time-period fixed effects (II)		spatial and time-period fixed effects (III)		random spatial effects, fixed time- period effects (IV)	
	(1)	(2)	(1)	(2)	(1)	(2)	(1)	(2)
logunk	0.072* (1.745)	0.063 (1.520)	0.116** (2.275)	0.109** (2.126)	0.124** (2.205)	0.121** (2.137)	0.140** (2.505)	0.144*** (2.587)
logistr	0.844** (2.025)	1.101*** (2.689)	2.960*** (6.184)	3.257*** (6.876)	4.172*** (7.658)	4.329*** (8.303)	3.725*** (7.848)	4.042*** (8.639)
logpil	-0.473 (-0.793)	-0.797 (-1.352)	-1.226** (-2.173)	-1.458** (-2.604)	-2.515*** (-4.085)	-2.716*** (-4.549)	-1.840*** (-3.228)	-1.910*** (-3.596)
logdis	0.341*** (4.279)	0.234*** (3.337)	0.342*** (4.944)	0.278*** (4.302)	0.371*** (4.237)	0.331*** (4.297)	0.433*** (5.075)	0.389*** (5.363)
logdens	-8.309*** (-7.022)	-8.073*** (-6.706)	-6.715*** (-6.951)	-6.362*** (-6.427)	-6.212*** (-6.075)	-6.145*** (-5.890)	-2.757*** (-4.964)	-3.179*** (-5.244)
W*logunk					0.331 (0.826)	0.506 (1.268)	0.548 (1.385)	0.813** (2.100)
W*logistr					16.760*** (3.892)	16.644*** (4.329)	13.864*** (4.132)	14.244*** (4.558)
W*logpil					-21.024*** (-4.407)	-24.141*** (-5.131)	-16.571*** (-3.920)	-17.489*** (-4.586)
W*logdis					-1.771*** (-4.127)	-1.790*** (-4.681)	-1.948*** (-4.730)	-1.755*** (-4.828)
W*logdens					-30.784*** (-5.298)	-34.214*** (-5.683)	-19.270*** (-5.107)	-22.604*** (-5.535)
W*dep.var.					-0.523*** (-3.036)	-0.526*** (-3.063)	-0.333** (-2.090)	-0.368** (-2.280)
phi							0.049*** (4.363)	0.042*** (4.362)
sigma2					0.0673	0.0673	0.0708	0.0700
R ²	0.2461	0.2321	0.2475	0.2362	0.7331	0.7333	0.6082	0.6128
corrected R ²					0.3273	0.3284	0.0260	0.0360
LogL	-133.4998	-136.996			-20.28977	-20.187416	-12175.683	-15362.584
LM spatial lag	276.9773***	272.8829***	2.3234	2.0591				
robust LM spatial lag	23.8031***	10.6915***	2.2178	4.0920**				
LM spatial error	256.6708***	262.2650***	3.3569*	3.3998*				
robust LM spatial error	3.4966*	0.0736	3.2513*	5.4328**				
Wald test spatial lag					44.0625***	50.9184***	53.7474***	56.8113***
Wald test spatial error					40.6343***	46.8714***	55.8422***	57.5859***
Hausman test							34.9427***	31.5099***
D.E. logunk					0.120** (2.295)	0.105* (1.917)	0.1323** (2.563)	0.129** (2.435)
I.E. logunk					0.180 (0.675)	0.303 (1.160)	0.392 (1.284)	0.582* (1.939)
T.E. logunk					0.300 (1.052)	0.408 (1.462)	0.524 (1.622)	0.712** (2.235)
D.E. logistr					3.755*** (7.309)	3.921*** (7.842)	3.498*** (7.672)	3.743*** (8.035)

I.E. logistr	10.156*** (3.191)	9.960*** (3.514)	9.844*** (3.518)	9.700*** (3.590)
T.E. logistr	13.911*** (4.160)	13.881*** (4.678)	13.342*** (4.577)	13.444*** (4.808)
D.E. logpil	-1.965*** (-3.250)	-2.093*** (-3.746)	-1.513*** (-2.809)	-1.546*** (-2.953)
I.E. logpil	-13.823*** (-3.885)	-15.794*** (-4.444)	-12.384*** (-3.587)	-12.779*** (-3.834)
T.E. logpil	-15.788*** (-4.207)	-17.887*** (-4.770)	-13.897*** (-3.842)	-14.326*** (-4.140)
D.E. logdis	0.429*** (4.749)	0.387*** (4.619)	0.473*** (5.450)	0.427*** (5.701)
I.E. logdis	-1.368*** (-4.047)	-1.361*** (-4.407)	-1.627*** (-4.376)	-1.426*** (-4.370)
T.E. logdis	-0.938*** (-2.888)	-0.973*** (-3.424)	-1.153*** (-3.149)	-0.999*** (-3.145)
D.E. logdens	-5.428*** (-5.077)	-5.267*** (-5.005)	-2.397*** (-4.267)	-2.723*** (-4.751)
I.E. logdens	-19.096*** (-4.201)	-21.478*** (-4.588)	-14.355*** (-4.127)	-16.208*** (-4.482)
T.E. logdens	-24.525*** (-5.445)	-26.745*** (-5.776)	-16.752*** (-4.413)	-18.932*** (-4.845)

***, **, *: 1%, 5%, 10% (); t-value

Tabella 8 – Omicidi

determinants	spatial fixed effects (I)		spatial and time-period fixed effects (II)		spatial and time-period fixed effects (III)		random spatial effects, fixed time- period effects (IV)	
	(1)	(2)	(1)	(2)	(1)	(2)	(1)	(2)
logunk	4.305*** (5.644)	0.111* (1.794)	4.450*** (5.979)	0.056 (0.860)	0.078 (1.215)	0.074 (1.152)	0.092 (1.436)	0.090 (1.420)
logprob	-0.057 (-1.456)	-0.032 (-0.737)	-0.121*** (-2.944)	-0.016 (-0.386)	0.028 (0.658)	0.0297 (0.678)	-0.001 (-0.031)	-0.0008 (-0.020)
logsev	-0.095 (-0.997)	-0.004 (-0.109)	-0.097 (-0.977)	0.013 (0.327)	-0.008 (-0.197)	-0.010 (-0.258)	-0.014 (-0.345)	-0.011 (-0.282)
logistr	-0.060 (-0.160)	-0.016 (-0.022)	-0.109 (-0.225)	-1.477 (-1.424)	-1.604 (-1.383)	-1.793 (-1.614)	0.254 (0.528)	0.270 (0.580)
logpil	1.399** (2.668)	1.246 (1.198)	1.310** (2.217)	0.377 (0.303)	1.176 (0.869)	1.093 (0.841)	-1.819** (-2.558)	-1.919*** (-2.850)
logdis	0.075 (1.048)	0.008 (0.068)	0.120* (1.669)	-0.010 (-0.073)	0.0126 (0.064)	-0.136 (-0.803)	0.295** (2.053)	0.235* (1.865)
logdens	-4.566*** (-4.362)	1.028 (0.470)	-3.787*** (-3.855)	1.071 (0.483)	2.506 (1.099)	1.688 (0.729)	0.776*** (3.664)	0.780*** (3.742)
W*logunk					0.360 (0.861)	0.378 (0.907)	0.362 (0.882)	0.308 (0.755)
W*logprob					0.406 (1.256)	0.370 (1.138)	0.285 (0.909)	0.304 (0.972)
W*logsev					-0.595** (-2.002)	-0.586** (-1.976)	-0.637** (-2.178)	-0.641** (-2.210)
W*logistr					2.091 (0.226)	1.546 (0.184)	3.034 (0.936)	3.542 (1.155)
W*logpil					5.307 (0.518)	6.978 (0.695)	-10.152** (-2.012)	-11.272** (-2.408)
W*logdis					0.226 (0.235)	0.741 (0.862)	-1.047 (-1.430)	-1.072 (-1.599)
W*logdens					40.639*** (3.254)	44.199** (3.428)	3.437** (2.267)	3.460** (2.311)
W*dep.var.					-0.992*** (-5.058)	-0.993*** (-5.062)	-0.868*** (-4.546)	-0.894*** (-4.659)
phi							0.430*** (4.707)	0.436*** (4.716)
sigma2					0.3127	0.3117	0.334	0.3344
R^2	0.2969	0.0772	0.1633	0.0094	0.6527	0.6537	0.5812	0.5807
corrected R^2					0.0505	0.0544	0.4445	0.4439
LogL	-84.4165	-356.9975			-318.83478	-318.26328	-836.38263	-1017.7155
LM spatial lag	27.7696***	1.0154	9.2264***	10.3337***				
robust LM spatial lag	0.6192	10.8460***	0.0003	2.5720				
LM spatial error	28.9366***	0.4512	9.4033***	10.0454***				
robust LM spatial error	1.7862	10.2818***	0.1772	2.2837				
Wald test spatial lag					24.8636	27.3185*	28.4544**	30.2320*
Wald test spatial error					22.8684***	25.4862	21.5741***	22.8805***
Hausman test							31.6796***	38.5903***
D.E. logunk					0.064 (1.020)	0.059 (0.938)	0.074 (1.171)	0.074 (1.181)
I.E. logunk					0.148 (0.681)	0.159 (0.735)	0.159 (0.685)	0.128 (0.559)
T.E. logunk					0.213 (0.962)	0.219 (0.995)	0.234 (0.974)	0.202 (0.862)
D.E. logprob					0.012 (0.296)	0.015 (0.355)	-0.013 (-0.308)	-0.014 (-0.319)
I.E. logprob					0.205 (1.186)	0.185 (1.066)	0.177 (0.972)	0.186 (1.039)

T.E. logprob	0.218 (1.252)	0.200 (1.148)	0.163 (0.889)	0.172 (0.953)
D.E. logsev	0.020 (0.507)	0.017 (0.432)	0.011 (0.287)	0.015 (0.373)
I.E. logsev	-0.327** (-2.028)	-0.321* (-1.997)	-0.369** (-2.240)	-0.367** (-2.280)
T.E. logsev	-0.306* (-1.868)	-0.303* (-1.855)	-0.357** (-2.118)	-0.352** (-2.142)
D.E. logistr	-1.782 (-1.663)	-1.954* (-1.835)	0.175 (0.364)	0.165 (0.349)
I.E. logistr	2.207 (0.444)	1.973 (0.437)	1.653 (0.906)	1.892 (1.095)
T.E. logistr	0.425 (0.083)	0.018 (0.004)	1.829 (1.007)	2.058 (1.215)
D.E. logpil	1.031 (0.809)	0.870 (0.692)	-1.531** (-2.208)	-1.569** (-2.333)
I.E. logpil	1.772 (0.320)	2.704 (0.497)	-5.075* (-1.781)	-5.551** (-2.085)
T.E. logpil	2.803 (0.485)	3.574 (0.640)	-6.606** (-2.281)	-7.120** (-2.690)
D.E. logdis	0.016 (0.077)	-0.164 (-0.844)	0.345** (2.243)	0.286** (2.080)
I.E. logdis	0.073 (0.133)	0.441 (0.864)	-0.785* (-1.816)	-0.758* (-1.911)
T.E. logdis	0.090 (0.177)	0.277 (0.635)	-0.440 (-1.120)	-0.472 (-1.341)
D.E. logdens	0.921 (0.397)	-0.083 (-0.035)	0.673*** (3.881)	0.674*** (3.963)
I.E. logdens	20.688*** (2.9398)	23.012*** (3.180)	1.645** (2.029)	1.624** (2.061)
T.E. logdens	21.610*** (3.153)	22.929*** (3.282)	2.319** (2.514)	2.298** (2.564)

**, **, *: 1%, 5%, 10% (): t-value

Tabella 9 – Omicidi (ulteriori risultati)

determinants	spatial autocorrelation+spatial fixed effects	spatial autocorrelation+spatial random effects	spatially lagged dependent variable+spatial fixed effects	spatially lagged dependent variable+spatial random effects
	(1)	(1)	(2)	(2)
intercept		-11.708*** (-2.839)		-5.677 (-1.568)
Logunk	0.112* (1.824)	0.206*** (3.476)	0.105* (1.714)	0.218*** (3.814)
logprob	-0.027 (-0.638)	-0.030 (-0.678)	-0.030 (-0.701)	-0.038 (-0.859)
logsev	0.004 (0.109)	0.021 (0.512)	-0.00006 (-0.001)	0.018 (0.426)
logistr	-0.269 (-0.355)	-0.065 (-0.115)	-0.087 (-0.119)	0.236 (0.497)
logpil	1.533 (1.438)	-0.071 (-0.087)	1.202 (1.164)	-0.650 (-0.944)
logdis	0.110 (0.759)	0.467*** (3.727)	0.006 (0.053)	0.361*** (3.639)
logdens	1.053 (0.490)	0.320* (1.798)	0.933 (0.431)	0.341** (2.322)
W*dep.var.			0.103 (0.856)	0.250** (2.433)
Spat.aut.	0.079 (0.639)	0.193* (1.671)		
teta		0.420*** (2.972)		0.405***
R^2	0.5525	0.5088	0.5532	0.5060
LogL	-356.50869	-396.32176	-356.58877	-393.7035
LR test joint significance spatial fixed effects	100.1173***		96.8935***	
LR test joint significance spatial random effects		20.4911***		22.6640***
Hausman test	39.7017***		35.2943***	

**, **, *: 1%, 5%, 10% (): t-value

6 Conclusioni

In tutti i lavori che studiano la relazione tra criminalità e disoccupazione soltanto nell'articolo di Marselli e Vannini (2000) vi è un chiaro riferimento empirico, seppur in modo piuttosto embrionale, della possibilità di prendere in considerazione non solo la variabilità nel tempo ma anche nello spazio del fenomeno della criminalità. In realtà, gli studi teorici che hanno considerato il fenomeno del crimine nel tempo e nello spazio sono diversi ma nessuno di essi ha cercato di dar forma ai possibili legami che possono venirsi a creare tra criminali residenti in località geografiche diverse. Il nostro lavoro sulla scorta dei lavori di Glaeser et al. (1996), Zenou (2003) e Calvò-Armengol e Zenou, (2003) ha cercato di ottenere una misura, servendoci di un panel delle regioni italiane per gli anni 1980-1999, dei cosiddetti legami forti (D.E.) e deboli (I.E.) (Granovetter, 1973). Ciò che è risultato dalle stime empiriche, per la maggioranza dei crimini esaminati, è stata non solo la rilevanza del tasso di disoccupazione locale, sia esso totale che solo maschile, ma anche di quello delle località limitrofe ad una data regione nella determinazione della criminalità. In particolare, l'effetto indiretto (I.E.), l'effetto derivante dai legami deboli, oltre ad essere significativo risulta, in tutte le stime poste in essere, avere un impatto negativo sul crimine, ciò evidenziando una correlazione spaziale negativa che fa emergere uno scenario di competitività geografica. In altre parole, un aumento del tasso di disoccupazione nelle regioni vicine alla regione j produrrà un aumento di criminalità nelle stesse regioni, che avrà come effetto la nascita di nuovi criminali e che si aggiungeranno a quelli preesistenti. La conseguenza, di tutto questo, sarà la riduzione dell'opportunità di essere criminali nella regione j a causa dello svilupparsi di una competitività violenta fra clan criminali localizzati nelle regioni vicine alla regione j . Ciò non permetterà all'attività illecita della regione j di trovare sfogo nelle regioni vicine in quanto anch'esse interessate da elevati tassi di criminalità e quindi da un'elevata competitività interna (Caruso, 2008). Nello specifico, si innescherà una sorta di lotta tra clan criminali appartenenti alle diverse regioni vicine alla regione j con lo scopo di controllare il mercato del crimine al fine di instaurare un mercato monopolistico del crimine.

Possibili sviluppi futuri di questo lavoro sono rappresentati dalla poco studiata potenziale simultaneità del legame tra crimine e disoccupazione. In effetti, gli unici studi che hanno indagato la direzione del legame tra crimine e disoccupazione sono solo due, svolti in un contesto di serie storiche (Corman et al., 1987; Thornberry e Christenson, 1984). Ci proponiamo in futuro di svolgere un'analisi, sempre per i dati italiani, in un contesto di VAR spaziali con la possibilità di indagare sulla Granger causality fra disoccupazione e criminalità.

7 Bibliografia

- Ahmed, E., Doyle, J. M. and Horn, R. N. (1999) The Effects of Labor Markets and Income Inequality on Crime: Evidence from Panel Data, *Southern Economic Journal* 65, 717–738.
- Anselin L. (1988) Spatial Econometrics: Methods and Models, *Dordrecht: Kluwer Academic Publishers*.
- Becker, G., Murphy K. (2000) Social Economics, *Cambridge, Massachusetts: Harvard University Press*.
- Buonanno P. (2006) Crime and Labour Market Opportunities in Italy (1993-2002), *Labour* 20 (4), 601-624.
- Buonanno P., Leonida L. (2009) Non-Market Effects of Education on Crime: Evidence from Italian Regions, *Economics of Education Review*, 28, 11-17.
- Calvo-Armengol A., Verdier T., Zenou Y. (2007) Strong and weak ties in employment and crime, *Journal of Public Economics*, Elsevier, vol. 91(1-2), 203-233.
- Calvò-Armengol A., Zenou Y. (2003) Does Crime Affect Unemployment? The Role of Social Networks, *Annales d'Economie et de Statistique*, n. 71-72, 173-188.
- Calvò-Armengol A., Zenou Y. (2005) Job matching, social network and word-of-mouth communication, *Journal of Urban Economics*, Elsevier, vol. 57(3), 500-522.
- Campiglio L. (1990) L'Illecito, in IReR (ed.) *Progetto Milano, Tensioni e nuovi bisogni della società in trasformazione*, Milano: Franco Angeli: 371–389.
- Caruso R. (2008), Spesa Pubblica E Criminalità Organizzata In Italia Evidenza Empirica Su Dati Panel Nel Periodo 1997-2003, MPRA Paper 6861, University Library of Munich, Germany
- Corman H., Joyce T., Lovitch N. (1987) Crime, Deterrence and the Business Cycle in New York City: a VAR Approach, *The Review of Economics and Statistics*, vol. 69, n. 4, 695-700.
- Crane J. (1991) The Epidemic Theory of Ghettos and Neighborhood Effects on Dropping Out and Teenage Childbearing, *The American Journal of Sociology*, vol. 96, n. 5, 1226-1259.
- Edmark K. (2005) Unemployment and Crime: Is There a Connection?, *Scand. J. of Economics* 107 (2), 353-373, 2005.
- Ehrlich I. (1973) Participation in Illegitimate Activities: A Theoretical and Empirical Investigation, *Journal of Political Economy* 81: 521–565.
- Elhorst J. P. (2010c) Matlab Software for Spatial Panels, Working Paper Presented at the IVth World Conference of the Spatial Econometrics Association (SEA), Chicago.
- Elhorst J.P. (2010a) Spatial Panel Data Models, in *Handbook of Applied Spatial Analysis*, eds. M.M. Fischer and A. Getis, Berlin: Springer, 377-407.

- Elhorst J.P. (2010b) Applied Spatial Econometrics: Raising the Bar, *Spatial Economic Analysis*, 5, 9-28.
- Freeman R. B. (1999) The Economics of Crime, in Ashenfelter O. C. and Card D. (eds.) *Handbook of Labor Economics*, Amsterdam: North-Holland: 3529–3571.
- Glaeser E. L., Sacerdote B., Scheinkman J. A. (1996) Crime and Social Interactions, *Quarterly Journal of Economics* 111, 507–548.
- Gould, E. D., Weinberg, B. A. and Mustard, D. (2002) Crime Rates and Local Labor Opportunities in the United States: 1979–1995, *Review of Economics and Statistics* 84, 45–61.
- Granovetter M. S. (1973) The Strenght of Weak Ties, *The American Journal of Sociology*, vol. 78, n. 6, 1360-1380.
- Griffith D.A. (2009) Spatial Autocorrelation, *Elsevier Inc.*
- Jencks C., Mayer S. (1990) The Social Consequences of Growing Up in a Poor Neighborhood: a Review, in *Concentrated Urban Poverty in America*, edited by M. McGeary and L. Lynn. Washington, D.C.: National Academy.
- LeSage J.P. (2008) An Introduction to Spatial Econmetrics, *Revue d'Economie Industrielle*, n. 123, 3rd quarter.
- Levitt, S. D. (1996) The Effect of Prison Population Size on Crime Rates: Evidence from Prison Overcrowding Litigation, *Quarterly Journal of Economics* 111, 319–352.
- Manski C . F. (1993) Identification of Endogenous Social Effects: The Reflection Problem, *Review of Economic Studies*, 60, 531-542.
- Marselli R., Vannini M. (2000) Quanto incide la disoccupazione sui tassi di criminalità?, *Rivista di Politica Economica* 90, 273–299.
- Marselli R., Vannini M. (1997) Estimating a Crime Equation in the Presence of Organized Crime: Evidence from Italy, *International Review of Law and Economics* 17, 89–113.
- Patacchini E., Zenou Y. (2008) The Strenght of Weak Ties in Crime, *European Economic Review*, vol. 52, 209-236.
- Piselli F. (2002) ‘Capitale sociale: un concetto situazionale e dinamico, in Bagnasco’, in A, Piselli, F., Pizzorno, A., Trigilia, C., *Capitale sociale: istruzioni per l'uso*, Bologna, il Mulino.
- Raphael, S. and Winter-Ebmer, R. (2001) Identifying the Effect of Unemployment on Crime, *Journal of Law and Economics* 44, 259–283.
- Sabatini F. (2003) Capitale sociale e sviluppo economico, *Microeconomics* 0307004, EconWPA
- Sabatini F. (2004) Il concetto di capitale sociale. Una rassegna della letteratura economica, sociologica e politologica, *Development and Comp Systems* 0411014, EconWPA
- Sachsida A., Loureiro P.R.A. (2007) Inequality and Criminality Revisited: Further Evidence from Brazil, *Empirical Economics*, 39, 93-109.

- Scorcu A. E., Cellini R. (1998) Economic Activity and Crime in the Long Run: An Empirical Investigation on Aggregate Data from Italy, 1951–1994', *International Review of Law and Economics* 18, 279–292.
- Thornberry T.P., Christenson R.L. (1984) Unemployment and Criminal Involvement: an Investigation of Reciprocal Causal Structures, *American Sociological Review*, vol. 49, 398-411.
- Trumbull W. (1989) Estimation of the Economic Model of Crime Using Aggregate and Individual Data, *Southern Economic Journal* 56, 423-439.
- Zenou Y. (2003) The Spatial Aspects of Crime, *Journal of the European Economic Association*, MIT Press, vol. 1(2-3), 459-467.

ABSTRACT

It is the purpose of this work to investigate the relationship between the crime and the unemployment rate, taking into account so called strong and weak links. We have developed a Spatial Durbin Model which has allowed us to quantify the size of both strong and weak links, for the years 1980-1999 on Italian regional data.

The results concerning weak links show a clear negative relationship between crime and unemployment. As a consequence, a scenario emerges of geographic competitiveness, which implies a reduction in the probability of becoming a criminal. It is the unusual case of “bad neighbours” which reduces social problems, rather than making them wider.