

Le “impronte digitali” dell’integrazione spaziale delle comunità di migranti nelle città

Fabio Lamanna

Introduzione

Il fenomeno dell'integrazione delle comunità di immigrati è un processo complesso, che coinvolge, tra gli altri, una moltitudine di aspetti quali religione, linguaggio, educazione e lavoro. Lo studio della migrazione vanta una lunga tradizione in sociologia e, negli ultimi anni, ha visto un avanzamento in termini di ricerca di politiche e di studi di immigrazione¹, basati tuttavia ancora troppo spesso su singoli stati e comunità². Il risultato del processo di integrazione dipende dalla cultura del paese di origine, da quella del paese di arrivo e dalle politiche di accoglienza di quest'ultimo; tradizionalmente, l'indicatore che si prende a riferimento per la stima della presenza o meno di integrazione spaziale delle comunità di immigrati è la segregazione nell'ambito dei luoghi di residenza (ghettizzazione)³.

In termini globali, mentre i flussi migratori sono rimasti pressoché stabili negli ultimi venti anni, recenti sconvolgimenti politici ed economici (Primavera Araba, Guerra civile in Siria) hanno messo in prima pagina il problema dei migranti e della loro integrazione. La gran parte dei migranti si è via via concentrata nelle città, e in particolare nei grandi centri metropolitani noti anche come *World* o *Global Cities*. Queste ultime sono poli urbani che attraggono migrazione specializzata, che guidano importanti trasformazioni sociali e culturali a raggio mondiale⁴. Secondo Sassen⁵, le *Global Cities* sono caratterizzate non solo da un crescente multiculturalismo, ma anche da una crescente polarità sociale, che si è manifestata in un aumento della segregazione spazio-sociale e da un processo di *gentrificazione*. Questo aspetto è ancora oggi oggetto di dibattito, ma ha reso il tema dell'integrazione dei migranti centrale in numerosi studi, condotti specialmente in Europa⁶ e negli Stati Uniti d'America sotto una prospettiva nazionale. Parallelamente agli aspetti prettamente sociologici, gli ultimi anni hanno portato ad un cambio radicale di paradigma nel contesto dell'acquisizione dei dati socio-tecnologici; le interazioni tra individui sono ormai tracciate, registrate e analizzate digitalmente in una scala molto ampia. Le sorgenti dei dati variano da tracciati telefonici⁷, alle transazioni con carte di credito⁸, fino ai dati di Twitter, che sono stati

utilizzati per lo studio della mobilità⁹ e dell'uso del suolo in contesti urbani¹⁰. La particolarità dei dati provenienti da Twitter è la possibilità di estensione delle ricerche oltre i confini nazionali, consentendo quindi un'analisi della mobilità in una scala internazionale. Oltre agli studi sulla mobilità, la lingua espressa dai singoli *tweets* ha iniziato ad essere una fonte di informazione nuova da indagare; per esempio, si contano studi dove è stata analizzata la distribuzione spaziale dei linguaggi¹¹ e dove è stata individuata l'estensione spaziale della popolazione che utilizza varianti delle lingue inglese e spagnolo¹². Il punto debole di Twitter è sicuramente la sua rappresentatività sulla popolazione, tuttavia diversi studi riferiscono di una copertura statistica accettabile¹³ per le popolazioni americane, britanniche¹⁴ e spagnole in termini di localizzazione geografica, di razza e religione¹⁵. Arribas-Bel¹⁶ ha pubblicato un primo lavoro esplorativo in questa direzione analizzando la lingua dei messaggi di Twitter e i dati statistici da censimento ad Amsterdam. Riguardo l'integrazione degli immigrati, vi sono stati diversi tentativi di misurare il grado di segregazione, tra cui lo sviluppo di un indice quantitativo¹⁷, il CAI (*Composite Assimilation Index*) che puntava a misurare la similarità tra generazioni di nativi e migranti negli Stati Uniti d'America.

Questo studio propone un approccio nuovo per la quantificazione dell'integrazione spaziale delle comunità di immigrati nei grandi centri urbani. Analizzando il linguaggio dei messaggi di Twitter, è stato possibile assegnare a ciascun utente la più probabile lingua madre e, grazie alle tracce spazio-temporali dei dati, anche la presumibile area di residenza. Utilizzando queste informazioni, è stata effettuata un'analisi spaziale attraverso una misura di entropia, così da assegnare un indice quantitativo alla integrazione spaziale delle diverse comunità e caratterizzare ogni *World City* in funzione della propensione all'accoglienza di persone provenienti da altre razze e culture.

Materiali e Metodi

Sono state selezionate 53 tra le città più popolate al mondo (Fig. 01) e analizzati i *tweets* geo-localizzati originati da ciascun centro urbano tra ottobre 2010 e dicembre 2015 ottenuti, nel rispetto delle politiche sulla privacy e dei termini di servizio, dal servizio Twitter API. Gli elementi estratti da ogni singolo *tweet* sono stati: Identificativo (ID) dell'utente, coordinate geografiche di emissione del dato, data, ora e

testo del messaggio. Sono state effettuate tutte le procedure di pre-processamento dei dati necessarie ad uniformare ogni dato all'ora locale di ciascuna città, e sono stati eliminati i *tweets* generati dai cosiddetti *bots* automatici. Alla fine della procedura, i dati utili all'analisi comprendono circa 350 milioni di *tweets* emessi da circa 15 milioni di utenti nelle 53 città oggetto di analisi. La metrica proposta non deve essere troppo sensibile all'estensione dell'area di studio: il problema della compresenza tra popolazione locale e immigrati è, in generale, differente tra le aree centrali e le zone rurali delle città. È importante quindi considerare un'area di studio che contenga la parte più interna alla città, dove il segnale di presenza migratoria è forte, ma che non si estenda troppo dal baricentro urbano. Questo significa che occorre "definire" la città e la sua estensione in una definizione quanto più uniforme a livello globale. Purtroppo, definizioni esistenti come la *Larger Urban Zone* (LUZ) definita dall'Eurostat per l'Europa non esistono per centri urbani di altri continenti. Al fine di superare questa difficoltà, è stata usata una definizione pragmatica per ciascuna città analizzata, basata soltanto sulla distanza euclidea considerando tutte le attività entro una cornice di 60 x 60 km² centrata nei baricentri urbani (definiti da opportune coordinate). Infine, ogni città è stata quindi divisa in una griglia di celle equi-spaziali di 500 x 500 metri (Fig. 02a). Sono state analizzate le variazioni delle metriche proposte su scale minori e maggiori di quella scelta, e i risultati risultano stabili (Fig. 01).

Definizione del luogo di residenza degli utenti

Il luogo di residenza degli utenti di Twitter (Fig. 02b) è stato definito come la cella più visitata di ciascuna città dalle ore 20 alle ore 8 (durante il periodo notturno). Sono stati inoltre applicati diversi filtri per riconoscere l'utente effettivamente residente nell'area urbana dal turista che visita la città per un breve periodo di tempo, grazie all'analisi spazio-temporale delle serie di *tweets*. In particolare, sono stati definiti "residenti" gli utenti la cui attività è tracciabile per un numero minimo di mesi e un minimo numero di ore spese nella cella di riferimento. Alla conclusione della procedura di analisi sono stati considerati soltanto le città con almeno 1000 utenti attivi residenti.

Assegnazione del linguaggio agli utenti

Una volta assegnato il più probabile luogo di residenza degli utenti,

si passa allo sviluppo di una metodologia che riesca ad identificare la lingua che ogni utente utilizza, o almeno le lingue utilizzate nella messaggistica di Twitter (Fig. 02c). L'ipotesi è che se qualcuna di queste lingue è caratteristica di una particolare comunità di migranti, è molto probabile che l'utente che si esprime con tale linguaggio ne faccia parte. Per l'identificazione della lingua dei *tweets* è stato utilizzata la versione 2.0 del *Chromium Compact Language Detector* (CLD2), che restituisce la lingua rilevata nel messaggio insieme ad un intervallo di probabilità di successo. Lingue simili sono state aggregate in macro-categorie, per ovviare alle difficoltà di identificazione di lingue e dialetti mutualmente intelligibili (per esempio lingue nord-europee, baltiche o appartenenti al ceppo slavo). Come previsto, molti utenti scrivono i messaggi in più di una lingua; l'inglese risulta la lingua più diffusa nel social network, proprio per il suo ruolo di *lingua franca* per la diffusione delle informazioni. Per identificare le lingue secondarie in ciascuna area di studio, è stata definita una lingua "locale" per ogni città; ci sono casi in cui più di una lingua ha il ruolo di essere definita come propria del luogo (esempio catalano e spagnolo per Barcellona, francese e fiammingo per Bruxelles o francese e inglese per Montreal). La procedura adottata per ovviare a queste problematiche ha consistito nell'assegnare agli utenti il linguaggio più frequente oltre all'inglese e a quello della lingua locale della città (nel caso in cui coesistano solo inglese e la lingua locale, quest'ultima è stata assegnata come più probabile lingua nativa dell'utente). Infine, ulteriori verifiche statistiche hanno limitato alla considerazione di una comunità come attendibile se conta almeno 30 utenti attivi per singola lingua (Fig. 02).

Risultati

Entropia spaziale

La metrica quantitativa che è stata sviluppata per valutare il livello di integrazione spaziale delle comunità di migranti si basa sulla formulazione di entropia di Shannon¹⁸, modificata per tenere conto delle caratteristiche finite del campione rappresentativo di dati utilizzato. La formulazione di Shannon è stata già utilizzata nel contesto delle immigrazioni per valutare la segregazione spaziale di comunità minoritarie negli Stati Uniti d'America¹⁹. Considerato il caso di un'unica città c , dai dati possiamo calcolare la frazione di utenti $p_{l,i}$

di una certa comunità di lingua l avente la residenza nella cella i , che consente di definire una corrispondente entropia:

$$s_{l,c} = - \sum_{(i=1)}^N p_{l,i} \log(p_{l,i} / \Delta x^2)$$

dove N è il numero totale di celle in cui è stata divisa la città e Δx^2 è l'area della singola cella; quest'ultimo elemento è stato aggiunto per rendere stabile la metrica contro i cambiamenti spaziali in funzione della grandezza delle celle²⁰. La distribuzione della popolazione è, in generale, eterogenea e quindi il singolo valore di entropia s non esprime nulla delle caratteristiche spaziali della singola comunità. È stato quindi definito un ulteriore valore di entropia medio riferito ad un modello casuale $S_{l,c}^{rand}$, nel quale gli utenti associati ad ogni specifica lingua sono stati distribuiti casualmente nelle N celle della città R volte, in accordo alla reale distribuzione della popolazione locale. Le comunità associate alla singola lingua l possono essere più o meno concentrate in certe aree a differenza della popolazione locale. Per misurare questo effetto, è stata quindi definita, per ogni città c e per ogni lingua l , il rapporto:

$$h_{l,c}^* = \frac{S_{l,c}}{S_{l,c}^{rand}}$$

che è stato quindi ulteriormente normalizzato con riferimento a quello della popolazione locale, ottenendo il corrispondente valore $h_{loc,c}^*$. La definizione finale dell'entropia spaziale è quindi:

$$h_{l,c} = h_{l,c}^* / h_{loc,c}^*$$

In questo modo, la metrica informa se uno specifico gruppo di residenti (comunità) è più o meno segregato nell'ambito del tessuto urbano, prendendo a riferimento la distribuzione della popolazione locale. Bassi valori di $h_{l,c}$ sono sintomo di segregazione, mentre valori vicini all'unità segnalano distribuzioni spaziali uniformi paragonabili a quelle della popolazione locale (Fig. 03).

Validazione delle stime di distribuzione spaziale degli immigrati

Twitter ha il vantaggio di essere una fonte dati a scala globale, ma anche lo svantaggio di avere diversi *biases* incontrollabili. Gli utenti più giovani sono generalmente sovra-rappresentati, e probabilmente persone appartenenti a diverse comunità utilizzano la piattaforma in modi diversi; per esempio se la condivisione della posizione per la trasmissione di un *tweet* geo-localizzato è comune nel paese ospitante, il suo utilizzo dipende dalla maturità tecnologica di ciascuna comunità e della sua ereditarietà verso generazioni successive. Alcune comunità di immigrati (soprattutto cinesi) non sono facili da individuare attraverso Twitter in quanto tali gruppi di persone sono abituati ad utilizzare altre piattaforme (Sina Weibo). La questione fondamentale, in ogni caso, non è tanto ricercare tutte le comunità di migranti nelle città, piuttosto di esprimere qualcosa di significativo su quelle effettivamente individuate dalla metodologia.

Per validare i risultati ottenuti dall'analisi dei dati di Twitter, è stata effettuata una comparazione sulla distribuzione spaziale di alcune comunità di migranti in tre città dove erano disponibili dati da fonti censuarie: Barcellona, Madrid e Londra. Dopo avere uniformato le unità di riferimento tra dati censuari e i dati di Twitter, è stato utilizzato l'indice spaziale *Anselin Local Moran I^1* per analizzare il livello di corrispondenza spaziale tra le comunità di migranti principali nelle tre città. I risultati, in sintesi, sono buoni e significativi, con l'eccezione di alcune comunità, quali quella Araba a Barcellona e Madrid o quella parlante il ceppo slavo a Madrid, per le quali i risultati sono compatibili con una distribuzione casuale degli utenti (probabilmente per lo scarso numero di utenti identificati).

Power of Integration

Una volta effettuato il controllo dei limiti dei dati e la validità del metodo di valutazione, è il momento di spostare l'attenzione sul modo in cui le città integrano le diverse comunità di immigrati individuate dai dati di Twitter. Ogni città conta diverse comunità, ognuna associata ad uno specifico livello di entropia spaziale h ; effettuando un raggruppamento a *cluster* (in base al numero e ai livelli di integrazione delle comunità in ogni città), sono stati individuati tre diversi gruppi di città che integrano in modo "simile" le comunità: il gruppo C1 include città quali Londra, San Francisco, Tokyo e Los Angeles in cui

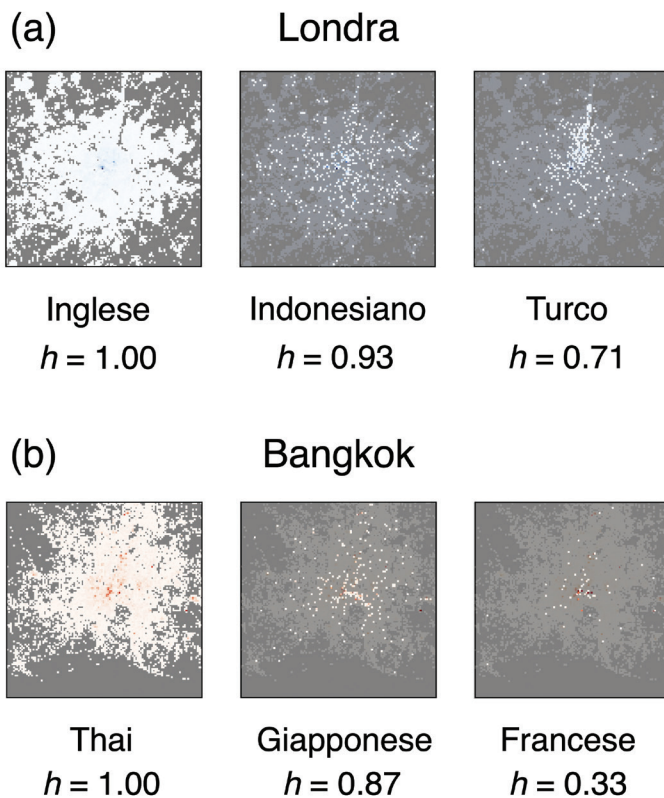


Fig. 03. Esempi di rappresentazione della distribuzione della popolazione locale e di alcune comunità di migranti a Londra (a) e Bangkok (b).
La distribuzione della popolazione locale ($h = 1$) rappresenta il riferimento per il calcolo della segregazione spaziale; le comunità turche a Londra e francese a Bangkok sono, ad esempio, quelle più concentrate in alcune zone della città

i centri urbani integrano, in generale, un buon numero di comunità la cui integrazione spaziale si avvicina molto a quella della popolazione locale. Dalla parte opposta troviamo il gruppo C3, che comprende città con poche o nessuna comunità individuata; tali gruppi sono inoltre caratterizzati da alti livelli di segregazione. In alcune città di questo *cluster* (Guadalajara o Lima) il metodo è riuscito ad isolare soltanto la popolazione locale; in altre (Toronto, Miami, Dallas, Roma o Istanbul) il numero delle comunità è comparabile con quelle del *cluster* C1, ma con valori di entropia che diminuiscono molto più velocemente. Infine, è stato analizzando un *cluster* intermedio (C2), nel quale città quali New York, Parigi, Philadelphia, Chicago e Sidney presentano comportamenti intermedi tra i *cluster* C1 e C3 a livello di integrazione spaziale. Per sintetizzare l'attitudine di ogni città all'integrazione spaziale di comunità, è stata sviluppata una nuova metrica denominata *Power of Integration* (P_c); quest'ultima, tenendo conto del numero di lingue straniere parlate in ogni città, e del livello di integrazione spaziale delle rispettive comunità, consente di quantificare, con un valore da 0 (nulla o poca integrazione) a 1 (completa integrazione), l'approccio del singolo centro urbano alla tematica migratoria. Nella figura 04 sono riportate le tre città con il maggiore valore di P_c per *cluster*; dai valori di 0,41 per Tokyo allo 0,79 di Londra, il gruppo C1 mostra una buona integrazione di comunità provenienti dalla Corea del Sud, Filippine e Cina; Londra, in particolare, mostra segni di buona integrazione di un gran numero di comunità straniere. Il *cluster* C2 comprende valori di P_c dal 0,1 di Jakarta al 0,37 di Philadelphia; in quest'ultima città vi sono diverse comunità integrate uniformemente ma, allo stesso tempo, altre sono segregate (specialmente quelle di lingua madre araba). La città più peculiare del gruppo C3 è Toronto che, con il suo livello di P_c pari a 0,12, mostra un gran numero di comunità individuate, ma non ben integrate spazialmente nel tessuto urbano (Fig. 04).

Rete di Integrazione dei Linguaggi

Un'ultima analisi è stata effettuata a livello di integrazione dei singoli linguaggi nei differenti stati; nel caso di più di una città per ciascuna nazione, è stato considerato il livello medio di entropia spaziale della singola comunità tra le città dello stesso stato. In questo caso l'Inglese è stato escluso dalle analisi per il suo ruolo di *lingua franca*. Gli scenari migliori e peggiori sono presentati nella figura 05, in funzione di

Le migliori 3 città per cluster per valori di *Power of Integration*

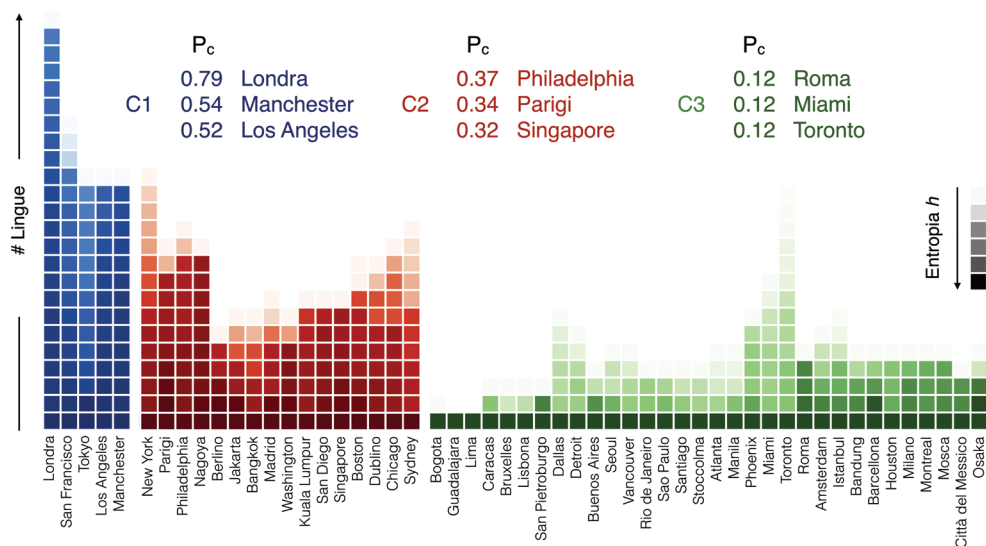


Fig. 04. Sono stati individuati tre gruppi di città che mostrano un comportamento simile sia nel numero di comunità di immigrati residenti che nel loro livello di integrazione. La lunghezza delle barre verticali rappresenta il numero di lingue individuate; il colore è rappresentativo della variazione dei valori di entropia spaziale h . La metrica *Power of Integration* consente di valutare il potenziale che ogni città ha nell'integrare uniformemente o meno le comunità, in funzione del rispettivo valore di h

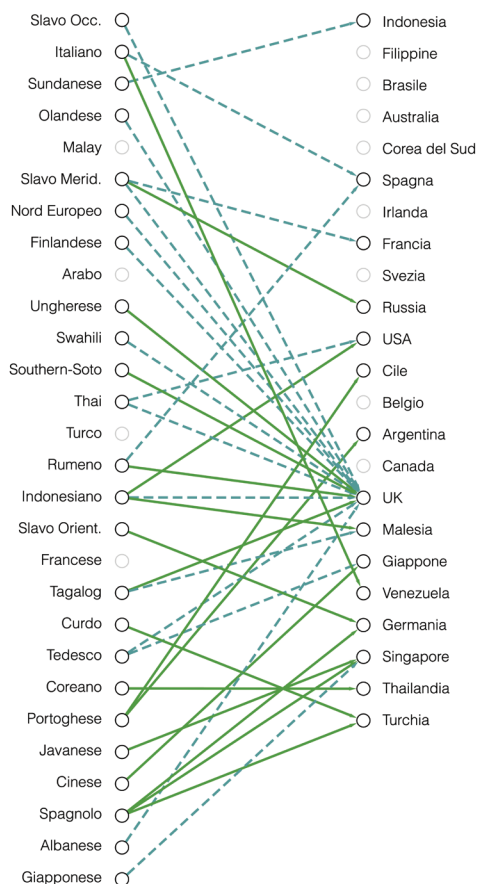
due diversi livelli di soglia di integrazione delle comunità di migranti; la rete è formata da connessioni che collegano linguaggi e stati, e ad ogni connessione è associato il livello medio di entropia spaziale caratterizzante l'integrazione spaziale della comunità associata a tale linguaggio. Nel gruppo delle migliori relazioni, l'elevato valore di P_c rende protagoniste le città britanniche (Londra e Manchester) a livello di integrazione di numerose comunità. Altri schemi classici di integrazione sono evidenti, quali quello della comunità italiana in Venezuela, o quello della comunità parlante lingua spagnola in Germania, Singapore e in Turchia; quest'ultima nazione mostra una uniforme distribuzione di migranti dalla penisola iberica (a causa delle migrazioni di ebrei spagnoli risalenti al 15° secolo scorso) e di Curdi (la più grande minoranza etnica ad Istanbul). Le comunità slave mantengono la loro tradizionale presenza in Russia e in Germania. Aumentando la soglia di controllo del 10%, emergono altri schemi interessanti, tra cui la presenza di comunità tedesche in Giappone e nel Regno Unito. Dal lato delle peggiori integrazioni, l'Arabo è la lingua più comunemente segregata, seguita dalle comunità parlanti lingua francese, concentrate in Germania e Turchia. Aumentando la soglia di controllo, appaiono ulteriori forme di segregazione di linguaggi in Canada (slavo orientale, francese), Australia (malay e giapponese), Brasile (francese) e nelle Filippine (italiano e spagnolo). Da notare che la segregazione spaziale può presentarsi sia in presenza di comunità povere che vivono in aree ghettizzate, che nel caso di comunità benestanti che possono concentrarsi in alcune parti delle città (per esempio la minoranza inglese a Roma concentrata nelle zone più agiate della città) (Fig. 05).

Conclusioni

Le migrazioni sono state studiate e analizzate attraverso censimenti e rilevazioni riguardanti il numero di persone residenti fuori dal loro paese natale. Tali metodologie hanno lo svantaggio di essere costose, applicabili soltanto a porzioni limitate di territorio e, tipicamente, non sono di facile aggiornamento. Questo lavoro ha esplorato le potenzialità dei *social networks* nel definire e stimare il tema dell'integrazione spaziale delle comunità di immigrati; è stato utilizzato Twitter per associare gli utenti al loro luogo di residenza e, attraverso una metodologia *ad hoc*, determinare la loro origine lessicale e culturale. L'analisi dei dati ha permesso di descrivere come le caratteristiche spaziali e

Migliore Integrazione

(a)



Peggior Integrazione

(b)

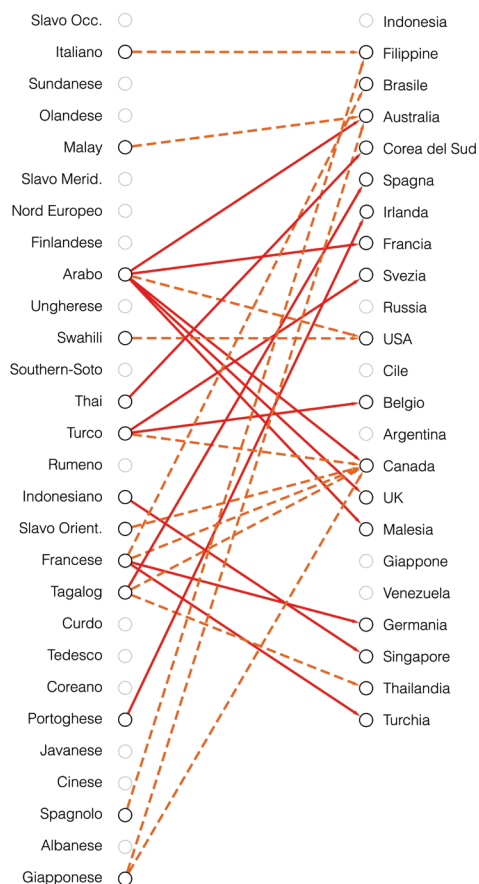


Fig. 05. Rete di Integrazione dei Linguaggi. È stato analizzato il 10% delle migliori/peggiori integrazioni (linea continua) e un ulteriore 10% (linea tratteggiata) tra i migliori (a) e peggiori (b) livelli di integrazione spaziale dei linguaggi delle comunità immigrate nelle rispettive nazioni di residenza. Sono evidenziati soltanto i nodi appartenenti al sottoinsieme dei migliori/peggiori livelli di integrazione

linguistiche di varie comunità di persone varino all'interno delle città di residenza, e in che modo i centri urbani possano integrare spazialmente diversità culturali. È necessario sottolineare il potenziale *bias* dei dati; l'utilizzo dei *social networks* è diverso tra le varie gerarchie socioeconomiche, tra le generazioni e i territori, e ciò è testimoniato dal fatto che non sono state individuate tutte le possibili comunità di immigrati nelle città di studio. La metodologia proposta è stata sviluppata per essere stabile e non sensibile al ridotto numero di utenti individuati, ed è stata validata con buoni risultati attraverso la comparazione con dati "classici" provenienti da censimenti della popolazione. I risultati consentono di inquadrare gli schemi storici delle migrazioni di persone verso le aree urbane da un nuovo punto di vista, con un occhio particolare ai cambiamenti che potrebbero generarsi nella scala più ridotta delle singole aree di residenza della popolazione, verso una migliore comprensione del fenomeno migratorio in scala urbana. La metodologia proposta, infine, può costituire un'ulteriore alternativa agli strumenti disponibili in sociologia e in urbanistica per individuare, quasi in tempo reale, potenziali problemi a livello di integrazione spaziale che possono presentarsi in diverse aree delle città.

1. A. Ager, A. Strang, *Understanding Integration: A Conceptual Framework*, in "Journal of Refugee Studies", n. 21(2), 2008, pp. 166-191.

2. H. Entzinger, R. Biezeveld, *Benchmarking in Immigrant Integration. Managing Integration*, in "The European Union's Responsibilities Towards Immigrants", n. 1, 2005, pp. 123-136.

3. D. S. Massey, N. A. Denton, *American Apartheid: Segregation and the Making of the Underclass.*, Harvard University Press, Cambridge MA 1993.

4. J. Beaverstock, *Lending Jobs to Global Cities: Skilled International Labour Migration, Investment Banking and the City of London*, in "Urban Studies", n. 33(8), 1996, pp. 1377-1394.

5. S. Sassen, *The Global City: Introducing a Concept*, in "The Brown Journal of World Affairs", 2005, pp. 27-40.

6. T. Gonul, *A Comparative Study of the Integration of the Turks in Germany and the Netherlands*, in "Migration Letters", n. 9, 2012, pp. 25-32.

7. T. Louail, M. Lenormand, O. Garcia Cantú, M. Picornell, R. Herranz, E. Frías-Martínez *et al.*, *From Mobile Phone Data to the Spatial Structure of Cities*, in "Scientific Reports", n. 4, 2014.

8. M. Lenormand, T. Louail, O. Garcia Cantú, M. Picornell, R. Herranz, J. M. Arias *et al.*, *Influence of Sociodemographics on Human Mobility*, in "Scientific

Reports", n. 5, 2015.

9. B. Hawelka, I. Sitko, E. Beinat, S. Sobolevsky, P. Kazakopoulos, C. Ratti, *Geo-Located Twitter as a Proxy for Global Mobility Patterns*, in "Cartography and Geographic Information Science", n. 41, 2014, pp. 260-271.

10. M. Lenormand, B. Gonçalves, A. Tugores, J. J. Ramasco, *Human Diffusion and City Influence*, in "Journal of The Royal Society Interface", n. 12, 2015.

11. D. Mocanu, A. Baronchelli, N. Perra, B. Gonçalves, Q. Zhang, A. Vespignani, *The Twitter of Babel: Mapping World Languages through Microblogging Platforms*, in "PLoS ONE", n. 8(4), 2013.

12. B. Gonçalves, D. Sanchez, *Crowdsourcing Dialect Characterization Through Twitter*, in "PLoS ONE", n. 9(11), 2014.

13. A. Mislove, S. Lehmann, Y. Ahn, J. P. Onnela, J. N. Rosenquist, *Understanding the Demographics of Twitter Users*, in "Proceedings of the Fifth International AAAI Conference on Weblogs and Social Media", 2011, pp. 554-557.

14. L. Sloan, *Who Tweets in the United Kingdom? Profiling the Twitter Population Using the British Social Attitudes Survey 2015*, in "Social Media + Society", n. 3(1), 2017.

15. E. Bokanyi, D. Kondor, L. Dobos, T. Sebok, J. Steger, I. Csabai *et al.*, *Race, Religion and the City: Twitter Word Frequency Patterns Reveal Dominant Demographic Dimensions in the United States*, in "Palgrave Communications", n. 2, 2016.

16. D. Arribas-Bel, *The Spoken Post-codes*, in “Regional Studies, Regional Science”, n. 2(1), 2015, pp. 458-461.
17. J. L. Vigdor, *Measuring Immigrant Assimilation in the United States*, Civic Report n. 53, Manhattan Institute for Policy Research, 2008.
18. C. E. Shannon, *A Mathematical Theory of Communication*, in “Bell System Technical Journal”, n. 3, 1948, pp. 623-666.
19. M. J. White, *Segregation and Diversity Measures in Population Distribution*, in “Population Index”, n. 52(2), 1986, pp. 198-221.
20. M. Batty, *Spatial Entropy*, in “Geographical Analysis”, n. 6, 1974, pp. 1-31.
21. L. Anselin, *Local Indicators of Spatial Association LISA*, in “Geographical analysis”, n. 27(2), 1995, pp. 93-115.