



Web data mining e costruzione di profili professionali

Il Business analyst nelle inserzioni di lavoro online

Achille Pierre Paliotta e Saverio Lovergine*

Article info

Parole chiave

Incontro domanda-offerta

Ricerca di lavoro

Web data mining

Key words

Skill mismatch

Job search

Web data mining

Citazione

Paliotta A. P. e Lovergine S. (2017), Web data mining e costruzione di profili professionali. Il Business analyst nelle inserzioni di lavoro online, *Sinapsi*, 7, n. 2-3, pp. 69-86

Abstract

Negli ultimi anni, Internet è diventato uno degli strumenti più utilizzati per la ricerca di lavoro. I siti che individuano milioni di *job vacancies*, manipolando dataset di grandi dimensioni, richiedono tecnologie e metodi analitici per l'estrazione e la pulizia dei dati. Obiettivo del lavoro è la sperimentazione della costruzione di un profilo professionale (*Business analyst*), ricavato dalla domanda di lavoro, ossia dall'analisi delle *job vacancies*, estratte con tecniche di *web data mining*, dal principale motore di ricerca verticale mondiale (Indeed.com), mediante software (Python e R), al fine di ridurre il *mismatch* tra domanda e offerta di lavoro. Tale profilo sarà raffrontato con lo stesso presente nel Sistema Informativo sulle Professioni Istat-Inapp.

Internet has become one of the most used tools for job search. Many websites identify millions of job vacancies; then these large datasets require practical technologies and analytical methods for extraction and data cleansing process. The aim of the paper is to build up a professional profile (Business analyst) obtained by extracting data from job vacancies published into the main vertical search engine (Indeed.com), via software (Python and R), using data mining techniques, for reducing mismatch in the market labour. The professional profile obtained has been compared with the one in the Information System on Occupations Istat-Inapp.

1. Introduzione

La globalizzazione, l'evoluzione demografica, l'internazionalizzazione e la liberalizzazione dei mercati, la rivoluzione delle ICT (*Information and communication technology*), e non in ultimo, gli effetti provocati dalla grande crisi economica del 2008 (riduzione del tasso

* Il presente testo, pur frutto di un lavoro comune, è accreditabile nel modo seguente: Achille Pierre Paliotta (paragrafi 1 e 2); Saverio Lovergine (Introduzione e paragrafo 3).

di crescita potenziale, alti livelli di disoccupazione, incremento del debito pubblico, ecc.) hanno prodotto numerosi cambiamenti che hanno caratterizzato, in generale, il sistema economico e sociale, nonché, in particolare, lo stesso mercato del lavoro di tutti i paesi industrializzati.

In questo contesto, l'attuale disequilibrio tra *skills* richieste dalle imprese e quelle possedute dai lavoratori ha acuitizzato i fenomeni dei vari *mismatches* in atto nel mercato del lavoro (European Commission 2012). Alcuni individui, difatti, possono essere assunti in lavori con *skills* diverse da quelle attualmente possedute ingenerando così fenomeni di sovra o sottoqualificazione delle risorse umane. Lo *skill mismatch* si manifesta, evidentemente, a livello della fase di reclutamento ed è possibile avere, nello stesso momento, elevati tassi di disoccupazione in presenza di posti vacanti che non possono essere ricoperti da personale non in possesso delle competenze richieste dal sistema produttivo. Quando gli imprenditori hanno difficoltà a reclutare i lavoratori "adatti", nonostante l'offerta di salari competitivi, si è, dunque, di fronte a uno *skill shortage*. Infatti, se tali fattori non sono bilanciati, la letteratura evidenzia sia un disallineamento territoriale (o *spatial mismatch*), causato dalla convivenza di diversi ritmi di crescita e di sviluppo fra aree geografiche, settori industriali o gruppi sociali all'interno di uno stesso Paese, unitamente alla scarsa mobilità dei lavoratori (Spencer 2000); sia un *mismatch* di qualifica (o *occupational mismatch* o, termine più utilizzato, *skill mismatch*) dovuto al mancato allineamento fra le capacità e competenze lavorative offerte rispetto alle esigenze manifestate della domanda, che non è quindi soddisfatta (Manacorda e Petrongolo 1999)¹. Inoltre, a fronte di un panorama occupazionale in rapido mutamento occorre "da un lato fare i conti con l'inadeguatezza degli strumenti di lettura messi a punto rispetto alla dimensione macroeconomica: ciò che accade a livello di struttura occupazionale, tra le diverse posizioni occupazionali e gli aggregati nei quali si scompone oggi il mercato del lavoro; nello stesso tempo, anche lo sguardo micro, attento a ciò che accade all'interno delle professioni, è stato investito da profondi mutamenti nei contenuti del lavoro, riconducibili a processi di progressiva de-industrializzazione, terziarizzazione ecc.; in un rapporto tra i due punti di vista che risente delle dinamiche socio-culturali e politiche e delle finalità di volta in volta perseguite dalle politiche pubbliche" (Cremonini e Giullari 2013, p. 159).

Tale situazione persiste anche con la nascita e lo sviluppo di un mercato del lavoro online in cui i posti di lavoro offerti dalle imprese sono pubblicizzati mediante gli annunci in rete. Le *job vacancies* visionabili sui siti web costituiscono una crescente area di ricerca sempre più significativa (Walker e Hinojosa 2013; European Commission 2016) grazie alla possibilità di far uso di una gran mole di dati (*Big data*) e soprattutto di una loro *granularità*, vale a dire il livello di dettaglio dei dati disponibili (dal grossolano al fine). I posti vacanti in rete hanno raggiunto, difatti, un *volume* e una *varietà* tali, mantenendo, nello stesso tempo, la *velocità* che è propria della messa online dei dati, che non è più possibile prescindere da essi (Paliotta 2015). Oggigiorno, il processo di reclutamento del personale, soprattutto di quello qualificato, è largamente intermediato dalla rete: "*between 60 and 70 percent of job openings are currently posted online, the majority for high-skilled white-collar occupations that require at least a Bachelor's degree*" (Carnevale, Jayasundera e Repnikov 2014, p. 2). Nella ricerca di lavoro anche i vari tipi di social network svolgono un ruolo importante, primi tra tutti le reti professionali, tra cui LinkedIn (Paliotta 2014a). I *job boards* in rete

¹ Per ulteriori approfondimenti sul dibattito teorico si veda Cainarca e Sgobbi, 2005; Birchenall, 2011; Pellizzari e Fichen, 2013 e 2017.

(Baum e Kabst, 2010) rappresentano, infine, l'evoluzione di ciò che negli anni passati, nell'era pre-digitale, era costituita dalle inserzioni a modulo, per la ricerca di personale qualificato, sui principali quotidiani (Paliotta 2014b).

Nell'ambito delle soluzioni di alcuni principali problemi strutturali del mercato del lavoro, in particolare per migliorare l'incontro tra domanda e offerta, questo lavoro propone la sperimentazione di un modello innovativo di costruzione di una figura professionale basata sui dati ricavati dalla domanda; la fa analizzando le informazioni estratte dagli annunci in rete, diversa da quelle legata da una domanda di lavoro costruita usando dati statistici raccolti con strumenti tradizionali (*skill survey*)². Tale sperimentazione è stata svolta, pertanto, su una delle figure professionali innovative e strategiche richieste dalle aziende inserzioniste quale il *Business analyst*, un professionista che identifica le esigenze di clienti e stakeholder, analizza il mercato del lavoro e trova soluzioni di *data science* ai problemi di business.

Il testo è strutturato nel modo seguente: nel primo paragrafo viene brevemente delineato il percorso che, partendo dalle iniziali analisi sulla rilevazione dei posti vacanti, arriva, oggi, a una rilevazione continua e in tempo reale delle *job vacancies* online nonché dei principali snodi operativi e concettuali che una tale rilevazione comporta sia nei termini di una loro rappresentazione e classificazione, sia di una loro utilità a fini occupazionali e orientativi (*mismatch* tra domanda e offerta di lavoro). Segue un paragrafo di carattere metodologico, al fine di chiarire gli aspetti operativi che si sono seguiti nelle fasi di estrazione dei dati dalla rete e di pulizia degli stessi. La parte centrale del lavoro è dedicata all'illustrazione dei risultati: i "titoli" utilizzati dagli inserzionisti per ricercare la figura, l'analisi geografica delle inserzioni e, infine, la definizione delle competenze che compongono il profilo professionale di *Business analyst*, che sarà confrontato con quello Istat-Isof³ (Sistema informativo sulle professioni - Sistema Istat-Inapp) per rilevarne le differenze. Nelle conclusioni, sono evidenziati il valore aggiunto di tale costruzione del profilo e indicazioni su lavori futuri.

2. Job vacancies all'esame del web. Breve inquadramento concettuale e operativo

La rilevazione delle *job vacancies* è da molti decenni ormai un campo consolidato di ricerca (Mocavini e Paliotta 2000) in quanto propedeutico a favorire l'incontro tra domanda ed offerta di lavoro. Sin dagli anni Cinquanta del secolo scorso, si erano iniziate a gettare le basi di un dibattito su come rilevare i fabbisogni professionali del sistema produttivo, il quale perdura sino ad oggi (Eurostat 2010). All'epoca il campo di indagine era sostanzialmente inesplorato come messo in evidenza da una delle prime conferenze/ricerche in materia, patrocinata dal Bureau of Labor Statistics statunitense. "*It will come as no great surprise that both the concepts and numbers relating to the labor market are a relatively underdeveloped field*" (Dunlop 1966). Anche grazie a quei lavori seminali, nel corso degli anni, si sono sviluppate e approfondite molte tecniche di rilevazione le quali forniscono numerose informazioni per analizzare le tendenze in atto nel mercato del lavoro nazionale e internazionale.

² Il Cedefop sta realizzando la prima *skill survey* europea, con una metodologia comune, somministrata a tutti i paesi membri.

³ Dal 1 dicembre 2016 Isof è diventato Inapp, Istituto nazionale per l'analisi delle politiche pubbliche.

Oggi, però, sono nate nuove modalità di rilevazione le quali fanno riferimento sia alla digitalizzazione crescente del lavoro sia allo sviluppo di nuovi linguaggi di programmazione (Python e R) e di tecniche di trattamento automatizzato dei testi (*Natural language processing*, Sarkar 2016; Swamynathan 2017). Esse sono tecniche che, oltre ad essere molto promettenti per quanto riguarda la rilevazione quantitativa delle professioni, lo sono anche dal punto di vista qualitativo della descrizione dei contenuti del lavoro. La "rappresentazione" dei contenuti lavorativi avviene, infatti, anche mediante l'utilizzo di adeguate "tassonomie", in questo caso sia delle professioni (*job title*) che delle competenze (*skills*). Un aspetto cardine di tale "rappresentazione" esaustiva è dato dall'individuazione e descrizione delle professioni cosiddette "elementari", ovvero a un livello di dettaglio molto elevato (granularità fine).

In generale, si può affermare che non esisteva, fino a qualche lustro fa, una rappresentazione/classificazione esaustiva delle professioni che potesse soddisfare tutte le necessità di ricerca qual è possibile oggi con le nuove tecnologie di analisi dei dati. Tra i diversi aspetti da valutare, trattati in altra sede (Bruni, Paliotta e Tagliaferro 2001), qui si vuole mettere l'accento, per ragioni di spazio, solo sul "setaccio metodologico" attraverso il quale "filtrare" le professioni, così da disporre di una lista di "voci" elementari omogenee, da utilizzare nella rilevazione dei posti vacanti. Definire i criteri relativi al livello di precisione da utilizzare per identificare le "voci elementari" non è invero un compito facile, così come il loro continuo aggiornamento. Ad esempio, le "voci elementari" della classificazione delle professioni Istat CP2011 (con la correlata Nomenclatura e classificazione delle unità professionali, NUP06)⁴ sono circa 6.300 mentre quelle dello statunitense *Dictionary of occupational titles* (DOT) - la cui prima edizione è del 1938 - erano più di 13.000 - nell'ultima versione pubblicata, la quarta, nel 1999 - e ciò non deriva solo da un mercato del lavoro statunitense più articolato di quello italiano, ma soprattutto dall'uso di "setacci" differenti. Nel 1998, il DOT è stato sostituito dall'*Occupational information network* (O*NET) il quale, ad ottobre 2015, contava 1.110 "*occupational titles*" (Tippins e Hilton 2010). Va nondimeno sottolineato che O*NET ha suscitato molte critiche (Fine, Harvey e Cronshaw 2004)⁵ a partire dalla riduzione dei *jobs* in famiglie di *jobs* ("*occupational units*")⁶. Tale situazione si può riscontrare, comunque, anche per il contesto nazionale, sempre per la difficoltà di impostare delle usuali ricerche di campo, statisticamente significative, in quanto nessuna indagine campionaria potrebbe garantire rappresentatività alle suddivisioni dell'occupazione che si otterrebbero partendo da un elenco di diverse migliaia di voci elementari.

Le informazioni desumibili dalla rete consentono, invece, di aggirare gli annosi problemi dovuti, principalmente, ai limiti nelle capacità di calcolo, che la gestione di enormi archivi

4 A livello nazionale, dal 2011, l'Istat ha adottato la nuova classificazione delle professioni (CP2011) derivante dalla precedente versione (CP2001) e dall'adattamento delle novità introdotte dalla *International standard classification of occupations* (ISCO08). La CP2011 riprende il formato della Nomenclatura e classificazione delle unità professionali (NUP06), costruita in partnership istituzionale con l'Isfol, prevedendo, per ciascun livello classificatorio, una descrizione che traccia i contenuti e le caratteristiche generali del lavoro.

5 «In particular, O*NET as currently implemented arguably fails to provide (a) occupational data expressed at the appropriate level of detail and defensibility needed for many functions, and (b) an occupational title taxonomy that is sufficiently detailed and phrased at the desired level - of - analysis (i.e., 13,000+ occupations in the DOT versus fewer than 1,000 far more abstract occupational units, or OUs, in the O*NET)», *ivi*, p. 1.

6 Detto ciò, visto il problema dell'obsolescenza di alcuni titoli e la scarsa utilizzazione di altri (Iezzi, 2008, p. 142), sulla base dell'inchiesta condotta per il DOT, il *Department of Labor* lo ha sostituito con il sistema O*Net, in quanto fornisce un *set* più aggiornato per la classificazione professionale.

di micro-dati comporta, ma che nell'era della scienza dei dati e dei *Big data*, è finalmente portata di mano di ricercatori e addetti ai lavori. Grazie ai siti web, e alle tecniche di estrazione dei dati, è possibile elencare tutte le professioni/occupazioni, in questo momento esistenti, almeno in ipotesi. Risulta cioè non impossibile, individuare quali siano le "voci elementari" di tale universo: le professioni/occupazioni raccolte dalla rete. In secondo luogo, la rete permette di tener conto della velocità del processo evolutivo dell'universo delle professioni sia riguardo al numero complessivo delle stesse – si assiste oramai quasi quotidianamente alla comparsa di nuove occupazioni – sia alle loro caratteristiche essenziali, in termini di competenze. Entrambi questi aspetti sono possibili, al giorno d'oggi, perché si rinuncia a classificare le professioni ex ante e si decide, invece, di raccogliere in rete i dati relativi alle "voci elementari", lasciando libero chiunque di raggrupparle, in un secondo momento, nella maniera più consona ad obiettivi particolari. Un elenco delle professioni riprese dalla rete, completo ed aggiornato, nonché del relativo repertorio, permetterebbe, in definitiva, di avere un sistema aperto, vale a dire costruito in modo tale da recepire la comparsa di nuovi lavori, la scomparsa di lavori obsoleti e la trasformazione contenutistica delle occupazioni sopravvivenenti⁷.

Per tutte queste ragioni, una ricerca sperimentale che ha l'obiettivo di ricostruire e descrivere dei profili professionali non può che far uso di tecniche di estrazione dei dati dalla rete (*web data mining*), di successiva pulizia degli stessi (*data cleansing*) e, infine, di trattamento dei dati testuali così ottenuti (*text mining*). In tutti questi campi, durante le ultime due decadi, si sono affermate, sempre più, tecniche e strumenti innovativi, soprattutto nei paesi anglosassoni.

In ultimo, vale qui rilevare che la figura professionale oggetto di studio di caso, il *Business analyst* è un profilo a forte richiesta, da parte del sistema produttivo delle imprese, e distintivo dell'epoca dei *Big data* (Erl, Khattak e Buhler 2016), insieme ai profili simili del *Business intelligence analyst* e del *Data scientist* (Paliotta 2016), come mostrano tutte le ricerche effettuate negli ultimi anni nonché la pubblicazione di libri divulgativi, ad esempio, su come intraprendere una carriera di successo in tale campo (Brandenburg 2009). Tra svariate indagini, vale qui riportare quella della società statunitense McKinsey & Company la quale prevedeva che, entro il 2018, gli Stati Uniti avrebbero dovuto affrontare una carenza di personale qualificato, da 140.000 fino a 190.000 unità, in possesso di "*deep analytic skills*" nonché di 1,5 milioni di "*managers*" e "*analisti*" con il know-how di base per utilizzare al meglio l'analisi derivante dai *Big data* (McKinsey 2011, p. 10).

Tale situazione, al netto dei ritardi strutturali, e con la necessaria gradualità, non potrà non interessare anche il contesto nazionale. Da qui l'interesse per questa figura professionale in rapido sviluppo (Liebowitz 2013)⁸.

⁷ D'altronde, non si può sottacere l'esigenza che tale approccio necessita di trovare una modalità di "rappresentazione standardizzata" delle professioni; nonché di una fase successiva di "istituzionalizzazione" che ne attesti il riconoscimento a livello nazionale e internazionale.

⁸ Attualmente, in una situazione di mercati molto integrati, a livello globale, vi è, da un lato, una necessità di far uso dei molteplici dati provenienti da diversi fonti, riguardo al *business* aziendale, e dall'altro un margine molto sottile di errore che ci si può permettere in mercati così competitivi, con una quantità abnorme di dati a disposizione. Semplicemente da questi aspetti ci si può rendere conto dell'importanza che riveste tale figura professionale per i sistemi aziendali evoluti, i quali devono riuscire a cogliere, con estrema precisione e tempestività, le informazioni chiave necessarie ai processi decisionali. Le società, ad esempio, che decidono o meno di investire in una nuova linea di prodotti dipendono fortemente dall'accuratezza delle analisi che ricevono dai loro sistemi informativi. La qualità dei dati vi svolge un ruolo preponderante ed eventuali errori di valutazione, in una deter-

3. Aspetti metodologici

La rapida crescita dell'utilizzo del web, nelle ultime due decadi, ha reso possibile l'utilizzo di notevoli informazioni, nell'ottica dei *Big data*. Descrivere le linee di tendenza di moltissimi fenomeni, anche quelli inerenti il mercato del lavoro, è divenuto possibile grazie all'uso di "*large online text collections to discover new facts and trends about the world itself*" (Hearst 1999).

Date queste premesse si evince, assai bene, come nel disegno di uno studio di caso sperimentale avente l'obiettivo di descrivere e costruire un profilo professionale innovativo, soggetto a una rapidissima mutazione nei contenuti lavorativi (e relative *skills*), i metodi tradizionali di raccolta dati non siano più sufficienti e quanto possa essere conveniente, invece, far ricorso al web e alle tecniche di estrazione correlate ad essa.

Per queste ragioni, si sono sviluppati, in maniera crescente, sia il campo di ricerca disciplinare sia le applicazioni pratiche di *web data mining* (Liu 2011). Queste ultime si sono velocemente diffuse tra gli addetti ai lavori, e nel più generale campo della *business community*, portando all'estensione di tecniche di rilevamento che oggi possono riguardare, solo a titolo esemplificativo, i motori di ricerca ad hoc (*crawler*), la classificazione automatizzata di documenti web, la messa a punto di query intelligenti, l'implementazione di modelli predittivi, ecc. Nel corso dell'articolo si farà uso della tecnica, definibile come *web data mining*, usata per navigare attraverso pagine in rete per trovare ed estrarre informazioni presenti in forma destrutturata nelle pagine web degli annunci di lavoro.

Un'inserzione online è formata da varie parti e da essa sono state ricavate sostanzialmente tre tipi di informazioni, mentre sono state scartate tutte le altre, considerate irrilevanti oppure altre, assai rilevanti, quali il tipo di contratto, l'entità del salario, ecc. Questo a ragione della presenza di dati mancanti cospicui, dovuta alla non omogeneità degli annunci stessi, cosicché si è deciso di tralasciarli.

In definitiva, le informazioni che si sono desunte sono tre. La prima, è legata al nome della figura professionale (quella che qui si è deciso di chiamare *job title*), la seconda alla località di lavoro e la terza ai contenuti della professione (*job description*).

Gli annunci pubblicati sulla rete sono scritti in linguaggio naturale e, pertanto, non possono dar luogo a un'uniformità degli stessi, dal punto di vista stilistico e contenutistico. Vi sono, difatti, diverse modalità su come pubblicare un'inserzione in rete. Anche se si tratta sempre della stessa figura professionale ricercata dalle imprese, può darsi che la si chiami in un modo leggermente diverso da un'azienda (o società di reclutamento) all'altra. Inoltre, vi è da considerare che, oltre alla figura base, vengono aggiunte altre specifiche per meglio caratterizzare la ricerca dei candidati e renderla più circoscritta. Da questo punto di vista, l'annuncio di ricerca lavoro è una tipica "comunicazione organizzativa", che l'azienda inserzionista fa al proprio mercato di riferimento.

A livello meramente operativo, la ricerca si è svolta mediante quattro fasi principali.

La prima è stata quella della selezione dei siti di ricerca di personale e ci si è avvalsi sostanzialmente del più importante motore di ricerca specialistico (*vertical job search engine*), ovvero Indeed.com, analizzato nella sua versione italiana (www.it.indeed.com).

La seconda fase è stata quella della raccolta delle informazioni relative alle inserzioni che contenessero la figura professionale del *Business analyst*. Si è deciso di svolgere una

minata fase o ciclo aziendale/produttivo, possono mettere a rischio l'intero sistema decisionale pregiudicando i tentativi dell'impresa di raggiungere vantaggi competitivi nei confronti dei principali concorrenti.

ricerca “ristretta” di tale figura, ovvero tra apici, in modo da restringere il campo a quelle inserzioni che contenessero solo tale profilo. Dal sito italiano di Indeed.com si sono estratti, pertanto, tutti gli annunci pubblicati in un determinato lasso di tempo, riferiti ad un periodo temporale di più di trenta giorni, ovvero 232 inserzioni, di cui 168 scritte in italiano e 64 redatte in inglese.

Indeed.com, essendo tipicamente un aggregatore di posti vacanti, nella maggior parte delle inserzioni restituite, rimanda a un sito esterno, vale a dire il sito presso il quale si è linkata la posizione lavorativa. Nei casi in cui l’inserzione sia sponsorizzata dalla società stessa (desumibile da una piccola scritta in rosso “Invia la candidatura per questa posizione attraverso Indeed”) è possibile prendere in esame il format con il quale sono redatte le inserzioni. In quest’ultimo caso vi sono due sezioni. La prima si riferisce all’annuncio vero e proprio in quanto, oltre al titolo, vi è il nome dell’azienda, il titolo di studio, il luogo, il livello e il tipo di contratto, l’ambito settoriale, la data di pubblicazione, l’esperienza richiesta. Vi sono, poi, diversi campi: uno rinvia alle “Competenze” che il potenziale candidato deve possedere, il link “Candidati per questa posizione” rimanda alla lettura alle istruzioni presenti nel sito reindirizzato e il pulsante “Invia candidatura” permette la risposta all’inserzione. Nella sezione laterale è dato ampio risalto alla società inserzionista. In definitiva, nel “genere” sono presenti tutti gli elementi principali anche se, dal punto di vista strutturale, essi non sono sempre consequenziali o ben disposti. Ciò non inficia comunque l’usabilità complessiva del sito e la leggibilità del testo pubblicitario.

La terza fase è stata quella della pulizia del dato (*data cleansing*). I testi non strutturati necessitano, difatti, di essere pre-processati prima di essere trattati.

La quarta ed ultima fase è stata quella del trattamento del dato mediante vari software di analisi tutti caratterizzati dall’essere *open source*: Python e R.

Python è un interprete *general-purpose*, interattivo, orientato agli oggetti, un linguaggio di programmazione di alto livello, altamente versatile, mentre R è un ambiente di programmazione utilizzato principalmente per il calcolo statistico, così come per la grafica. Ambedue sono tra i programmi più utilizzati non solo dagli statistici, ma dai ricercatori in generale grazie all’ampia versatilità nella creazione e nello sviluppo di *scripts* e *packages* per l’analisi dei dati.

Facendo uso di tali software si sono ricavate le descrizioni delle competenze richieste ai candidati (*job description*). Con tutte le informazioni desumibili dagli annunci in rete, estratte mediante la libreria *Beautiful Soup* di Python, si è creato un file di testo con estensione *.txt* e si è “dato in pasto” a R facendo uso dei *packages* ‘stringi’ (Gagolewski 2017) e ‘tm’ (Feinerer 2017). Mediante quest’ultimo programma sono state condotte le fasi di *data cleansing* e di *text mining* di cui si è già detto in precedenza. Il passo successivo è stato elaborare dei particolari strumenti di associazione tra le parole conosciuti come *n-grams*. Questi sono una sottosequenza di elementi di una data sequenza ovvero delle catene di Markov di ordine : “unigramma” (un *n-gramma* di lunghezza 1), “digramma” (di lunghezza 2), “trigramma” (di lunghezza 3), “quadrigramma” (di lunghezza 4). La caratteristica peculiare degli *n-grams* è che essi catturano la struttura della lingua dal punto di vista statistico, in quanto danno informazioni sulle associazioni maggiormente presenti, quindi, quanto è probabile che una determinata lettera o una parola segua quella precedente o antecedente. Quanto possa essere ottimale la lunghezza di questi *n-grams* è da contestualizzare caso per caso, poiché se essi sono troppi brevi, ovvero formati da una sola parola si tratta semplicemente di quella più utilizzata, senza riuscire a cogliere differenze significative, mentre, d’altra parte, se sono troppo lunghi, si potrebbe non riuscire a catturare la “cultura generale” del testo analizzato. In questa sede si presenteranno gli *n-grams* da uno a

quattro poiché più termini concatenati si utilizzano, meno intelligibile sarà il significato della “catena di parole” ottenute.

4. Costruzione del profilo professionale di Business analyst: i dati empirici

Come già indicato, in questo lavoro sono stati utilizzati solo i dati estratti dai 168 *job ads* scritti in italiano, rispetto ai complessivi 232, estratti dal sito Indeed.com del profilo di *Business analyst*. Gli annunci sono stati sottoposti ad un’analisi testuale e statistica per coglierne le specificità e il valore quali-quantitativo. Nello specifico sono stati considerati i seguenti macro elementi:

- il *titolo (job title)*, che descrive sinteticamente la posizione o la figura richiesta;
- la *località di lavoro*;
- la *descrizione (job description)*, un testo libero o semi-strutturato in cui l’inserzionista descrive il profilo e le principali competenze e caratteristiche richieste.

Per quanto riguarda i risultati del primo macro elemento, il *titolo*, i risultati hanno evidenziato l’assoluta discrezionalità di chi ha redatto l’inserzione per quanto riguarda la definizione della posizione richiesta, tanto da differire per lessico utilizzato, come si evince dalla tabella sottostante.

Tabella 1 – Risultati dell’analisi dei titoli utilizzati nelle inserzioni

Titolo	N.ro job ads	%
Business Analyst	56	24,1
Business Analyst Junior	10	4,3
IT Business Analyst	9	3,9
System Integration Specialist	6	2,6
Business Analyst Senior	3	1,3
Business Analyst Mappatura dei Processi	3	1,3
Credit & Business Analyst	3	1,3
IT SAP Business Analyst	2	1,0
Business Analyst Oracle	2	1,0
Neolaureato in statistica	2	1,0
Marketing Business Analyst	2	1,0
SAP CRM Functional Analyst	2	1,0
Supply Chain Business Analyst	2	1,0
Marketing Intelligence	2	1,0
Business Analyst SAS	2	1,0
Business Analyst Stagista	2	1,0
Global Application Maintenance Specialist	2	1,0

Il profilo innovativo e flessibile della figura professionale (*Business Analyst*) è ben evidenziato dalle varie denominazioni che acquisisce tale posizione (tabella 1). Infatti solo il 24% delle *job ads* hanno utilizzato il titolo preciso. Le altre denominazioni seguono le specifiche richieste dai committenti dovute prettamente sia a *skills* precise da possedere – esperienza maturata nel corso degli anni (*senior, junior, statistici, neolaureati*); padronanza di particolari tecniche e strumenti informatici (*data warehouse, SAS, Oracle, SAP CRM, ecc.*); sia all’interpretazione della posizione che la figura dovrà ricoprire nell’organigramma aziendale (*Credit, Marketing, Supply chain, ecc.*).

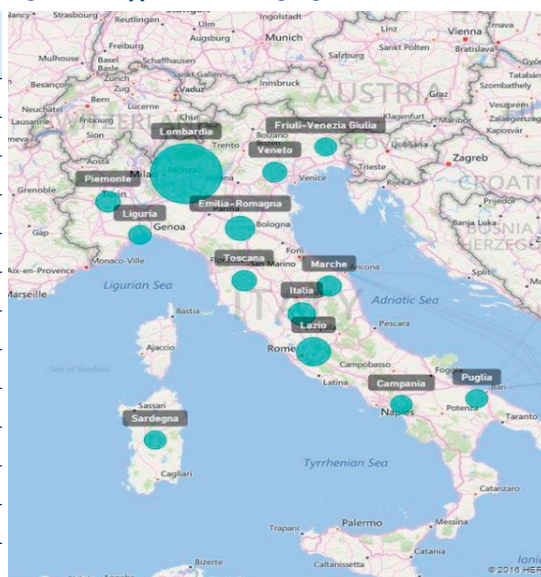
Fonte: Elaborazioni Inapp su dati estratti dal web, 2017

Per quanto riguarda il secondo macro elemento, la *località di lavoro*, dalla tabella e figura seguenti (tabella 2 e figura 1) si evince come in Lombardia (126 profili) e, in special modo, nel capoluogo, Milano, tale figura professionale sia particolarmente richiesta. La notevole differenza di richieste nelle altre regioni è dovuta a un tessuto aziendale non ancora “pronto” a tale profilo professionale innovativo Lazio (32), Emilia Romagna (20) mentre 16 inserzioni riguardano tutto il territorio nazionale; ciò vale in particolar modo per le Regioni meridionali, come si può notare dal numero irrisorio delle inserzioni.

Tabella 2 - Localizzazione degli annunci

Regione	N. job ads	%
Lombardia	126	54,3
Lazio	32	13,8
Emilia-Romagna	20	8,6
Italia	16	6,9
Piemonte	9	3,9
Toscana	8	3,4
Marche	7	3,0
Veneto	6	2,6
Liguria	3	1,3
Sardegna	2	1,0
Friuli-Venezia Giulia	1	0,5
Puglia	1	0,5
Campania	1	0,5

Figura 1 – Rappresentazione geografica delle inserzioni



Fonte: Elaborazioni Inapp su dati estratti dal web, 2017

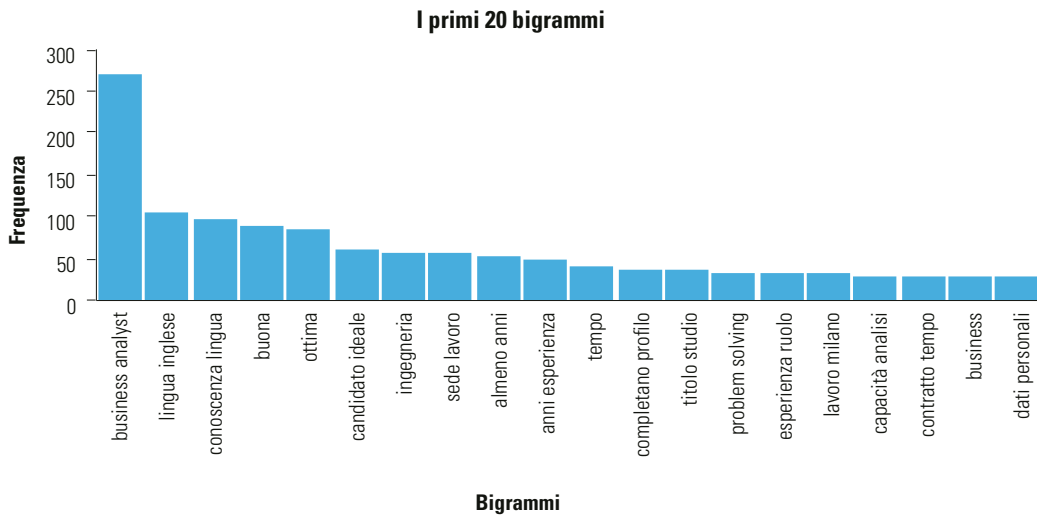
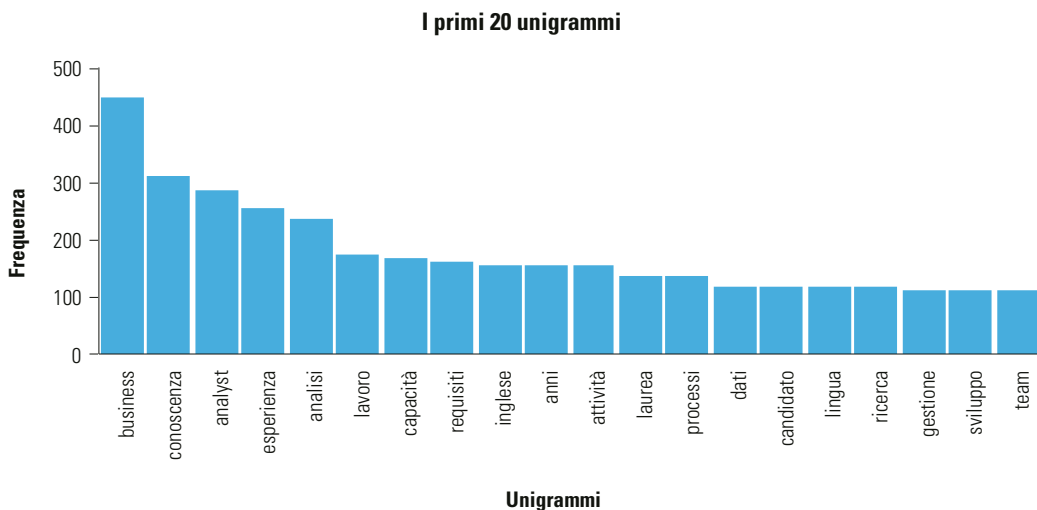
Dal terzo macro elemento, le *descrizioni* contenute nelle inserzioni (*job descriptions*), sono stati ricavati gli elementi per costruire la figura del *Business analyst*.

Ancor più che nei titoli, ci si è imbattuti nell'assoluta discrezionalità di coloro che per le aziende a vario titolo (imprenditore, responsabile del personale e personale delle società di selezione) hanno redatto l'inserzione, e quindi le informazioni in essa contenute.

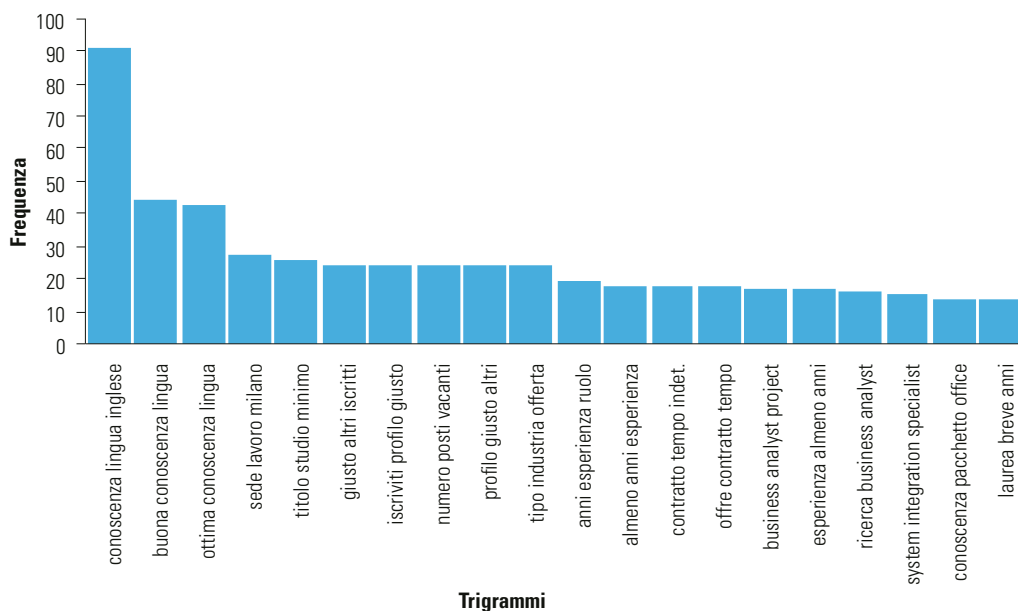
Appare chiaro che tale variabilità è dovuta alle specifiche conoscenze e competenze dei suddetti attori nell'ambito del *job recruiting*, nonché alla redazione delle inserzioni; con la conseguenza di ottenere, da un lato l'assoluta ricchezza di informazioni contenute in ogni annuncio di lavoro e, dall'altro, l'enorme eterogeneità esistente tra i singoli annunci, dovuta a una differente forma, struttura, contenuto informativo, e lessico utilizzato.

A seguito delle associazioni di parole (*n-grams*), e delle relative sequenze delle catene di Markov, vengono riportate nei grafici in figura 2 le sottosequenze di parole da una a quattro.

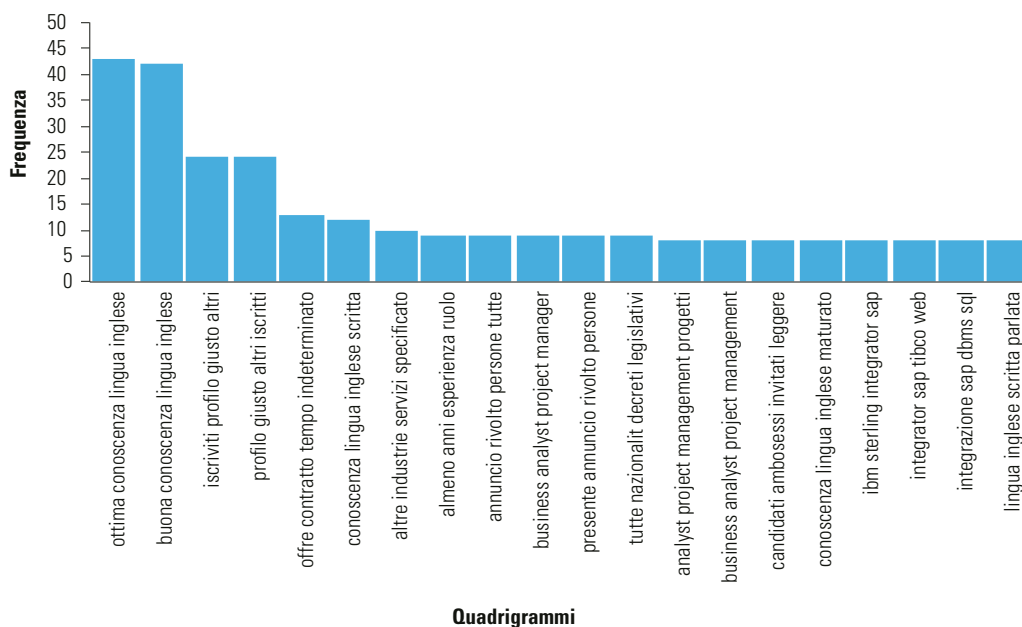
Figura 2 – I primi 20 n-grams rilevati (unigrammi, bigrammi, trigrammi, quadrigrammi)



I primi 20 trigrammi



I primi 20 quadrigrammi



Fonte: Elaborazioni Inapp su dati estratti dal web, 2017

Vista la relativa importanza, in questo lavoro, della tassonomia da impiegare per inquadrare le competenze della suddetta figura, si è fatto riferimento alle coppie *general/specific skills* e *hard/soft skills* (European Commission 2011)⁹.

Pertanto, a seguito dell'analisi e della ricomposizione delle informazioni contenute nelle descrizioni delle *job descriptions*, riportate sul sito Indeed.com, è stato ricavato il quadro delle competenze che definisce la figura del *Business analyst*.

Tabella 3 – Competenze del Business analyst ricavate dalle inserzioni

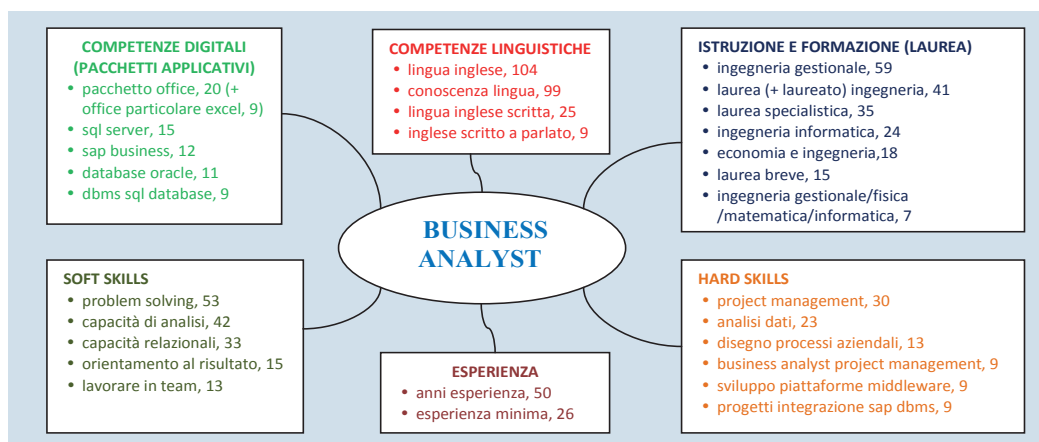
Categorie	Risultati di estrazione	N.ro job ads	%
Istruzione e formazione	Laurea in Ingegneria gestionale	77	47,24
	Laurea in Ingegneria informatica	24	14,72
Lingue Conoscenze informatiche/digitali	Inglese	104	63,80
	Microsoft Office	29	17,79
	SQL	15	9,20
	SAP	12	7,36
	Oracle	11	6,75
	DBMS	9	5,52
	Totale software rilevanti	76	46,63
Hard skills	Project management	39	23,93
	Analisi dei dati	23	14,11
	Disegno processi aziendali	13	7,98
	Sviluppo piattaforma Middleware	9	5,52
	Integrazioni di Microsoft Project Server con SAP	9	5,52
	Totale hard skills rilevanti	93	57,06
Soft skills	Problem solving	53	32,52
	Capacità di analisi	42	25,77
	Relazioni pubbliche	33	20,25
	Orientamento al risultato	15	9,20
	Team building	13	7,98
	Totale soft skills rilevanti	156	95,71
Esperienze di lavoro	Esperienza (min-max non specificata)	92	56,44
	Nessuna esperienza	71	43,56

Fonte: Elaborazioni Inapp su dati estratti dal web, 2017

⁹ Come indicato nella *An Agenda for New Skills and Jobs* (European Commission 2010), l'agenda per le nuove competenze e per l'occupazione, la Commissione supporta la creazione di competenze settoriali destinate ad anticipare tale necessità in settori specifici e garantire, così, una migliore corrispondenza tra le competenze e le esigenze del mercato del lavoro. Nel 2008, al fine di facilitare la mobilità transnazionale, la UE ha approvato una Raccomandazione del Parlamento europeo e del Consiglio che istituisce un *Quadro europeo delle qualifiche per l'apprendimento permanente* (*European Qualifications Framework*, EQF), che sposta l'attenzione dalle caratteristiche della certificazione delle attività di formazione (durata, contenuto, ecc.) ai risultati dell'apprendimento (conoscenze, abilità e competenze – quest'ultimo termine in seguito modificato nell'unica voce "responsabilità e autonomia").

La tabella 3, per un maggior impatto visivo, è declinata nella figura seguente.

Figura 3 – Competenze del Business Analyst ricavate dalle inserzioni



Fonte: Elaborazioni Inapp su dati estratti dal web, 2017

Per evidenziare le potenzialità di tale metodo, nella tabella 4 si confrontano le descrizioni delle competenze riportate nel Sistema informativo sulle professioni Istat-Inapp della figura di *analista di sistema* (2.1.1.4.2)¹⁰, che contempla, tra gli "esempi di professioni", anche la figura dell'analista di business, e quella del presente articolo ricavata dal contenuto delle 168 inserzioni in italiano sul sito Indeed.com.

Il profilo ripreso, pur esprimendo il tentativo di definire un'occupazione quanto più aderente alla realtà del panorama professionale, con la descrizione in dettaglio dei lavori e delle professioni in base ad un insieme di caratteristiche e attributi, è legato fortemente ad una tassonomia che struttura una serie di descrittori basilari generalizzabili per tutte le occupazioni. Infatti, "l'intento perseguito dall'indagine sulle professioni è di giungere ad una "rappresentazione standardizzata" delle unità professionali, per offrirne una tipizzazione quale riferimento unitario per le strategie degli attori che popolano il mercato del lavoro (...); un sistema di rappresentazione standardizzato che si istituzionalizza, e costituisce la realtà di riferimento per i soggetti e le istituzioni" (Cremonini e Giullari 2013, p. 169).

Pertanto, pur se entrambe le descrizioni dei profili si avvalgono del concetto multiforme di competenza, quindi sono avulse dai vecchi modelli in cui i contenuti del lavoro erano definiti da mansioni e qualifiche, come si può notare nel confronto (tabella 4), la "tassonomia"¹¹ ricavata dalle *job descriptions*, diversamente da quella del Sistema Istat-Inapp¹², ha

¹⁰ <http://professionioccupazione.isfol.it/scheda.php?id=2.1.1.4.2>.

¹¹ Una tassonomia, che pur se creata da numerose inserzioni redatte con forma e lessico diversi, offre la possibilità di operare delle comparazioni, come nel caso specifico.

¹² I dati ricavati dalla rete possono anche essere utilizzati in modo complementare con i dati ricavati da analisi statistiche o da *survey*, in quanto i descrittori utilizzati nel sistema di classificazione delle professioni, sono utili a organizzare e disaggregare in modo analitico l'universo delle professioni.

l'indubbio vantaggio di essere ancor più aderente alla realtà di un mercato del lavoro in continuo mutamento; nonché aggiunge maggiore "dinamicità" alle figure professionali sia per quanto riguarda i *job titles* che per le *job descriptions*.

Appare chiaro che tali vantaggi, a parere degli autori, favorirebbero notevolmente l'incontro tra domanda e offerta, e gli altri aspetti legati alle professioni/occupazioni: previsioni, anticipazioni del cambiamento, mutamenti, ecc.

L'importanza di un equilibrio tra standardizzazione/efficienza procedurale e valorizzazione del lavoro e della professionalità della persona emerge con evidenza e dovrebbe orientare le decisioni dell'attore pubblico suggerendo uno sguardo più lungo.

Tabella 4 – Confronto delle competenze dei profili

Competenze della figura dell'analista di sistema ripreso dal Sistema Istat-Inapp		Competenze del profilo di Business analyst ricavato dalle inserzioni sul sito italiano di Indeed.com (in ordine di frequenza, con più richieste nella stessa inserzione)	
<p>CONOSCENZE</p> <ul style="list-style-type: none"> - Informatica e elettronica - Servizi al cliente e alle persone - Lingua italiana - Lingua straniera - Ingegneria e tecnologia - Progettazione tecnica - Lavoro d'ufficio - Matematica - Telecomunicazioni - Impresa e gestione di impresa - Comunicazione e media - Commercializzazione e vendita - Produzione e processo - Legislazione e istituzioni 	<p>SKILLS</p> <ul style="list-style-type: none"> - Ascoltare attentamente - Comprendere testi scritti - Risolvere problemi complessi - Apprendimento attivo - Senso critico - Capacità di analisi - Controllare la qualità - Orientamento al servizio - Valutare e prendere decisioni - Gestire il tempo - Risolvere problemi imprevisti - Adattabilità - Valutare sistemi - Progettazione tecnologica 	<p>ISTRUZIONE E FORMAZIONE (LAUREA)</p> <ul style="list-style-type: none"> - ingegneria gestionale, 59 - laurea (+ laureato) ingegneria, 41 - laurea specialistica, 35 - ingegneria informatica, 24 - economia e ingegneria, 18 - laurea breve, 15 - ingegneria gestionale/ fisica/matematica/ informatica, 7 <p>COMPETENZE LINGUISTICHE</p> <ul style="list-style-type: none"> - lingua inglese, 104 - conoscenza lingua, 99 - lingua inglese scritta, 25 - inglese scritto a parlato, 9 <p>COMPETENZE DIGITALI (PACCHETTI APPLICATIVI)</p> <ul style="list-style-type: none"> - pacchetto office, 20 (+ office particolare excel, 9) - sql server, 15 - sap business, 12 - database oracle, 11 - dbms sql database, 9 	<p>HARD SKILLS</p> <ul style="list-style-type: none"> - project management, 30 - analisi dati, 23 - disegno processi aziendali, 13 - business analyst project management, 9 - sviluppo piattaforme middleware, 9 - progetti integrazione sap dbms, 9 <p>SOFT SKILLS</p> <ul style="list-style-type: none"> - problem solving, 53 - capacità analisi, 42 - capacità relazionali, 33 - orientamento risultato, 15 - lavorare team, 13

Fonte: Elaborazioni Inapp su dati estratti dal web, 2017

Conclusioni

In un mercato del lavoro dinamico e afflitto da problemi strutturali, tra i quali il miglioramento del *matching* tra domanda e offerta, l'articolo propone una soluzione inedita attraverso la definizione di una figura professionale costruita sui posti vacanti online, diversa da quelle costruite usando dati statistici raccolti con strumenti tradizionali, quali le *skills survey*, e le altre tecniche che fanno capo ai sistemi di tipo enumerativo-descrittivi (ad esempio, O*NET, ecc.).

Il lavoro ha evidenziato i vantaggi e l'utilità di una rilevazione continua, svolta in tempo reale, delle *job vacancies* in rete ai fini occupazionali e orientativi (*mismatch* tra domanda e offerta di lavoro), per i principali snodi operativi e concettuali che essa comporta.

La significatività, e maggiore aderenza, alle esigenze del sistema produttivo, delle informazioni ricavate dalle inserzioni online ha evidenziato il valore aggiunto, sia delle competenze che delle professioni/occupazioni, in quanto fornisce una descrizione più "ricca" dei contenuti qualitativi delle professioni. Ulteriori vantaggi di tale modello si riferiscono ai bassi costi (diretti e indiretti, quelli delle ricerche tradizionali sono molto più alti); all'eliminazione delle problematiche legate alla complessa implementazione ed elaborazione delle indagini; ad un approccio di tipo *bottom-up*, diverso da quello *top-down* (legato a risposte ed elenchi di competenze predefinite), che permette di svolgere un'analisi multi-dimensionale e immediata del mercato del lavoro al variare di alcune variabili (territorio, settore, *skills*, ecc.), e catturare informazioni qualitative che evidenziano l'evoluzione del linguaggio e della terminologia determinati dai cambiamenti nei mercati e nelle aziende. Tale analisi, difatti, con possibilità di operare in termini di *time-to-market*, comporta dei significativi vantaggi per i decisori pubblici e per tutti gli attori interessati. I policy maker e le aziende possono monitorare le evoluzioni dei profili professionali e del mercato del lavoro e costruire un processo decisionale basato su un'analisi svolta in tempo reale, per una valutazione organica del mercato del lavoro. Agli attori interessati ciò servirebbe per adeguare i propri indirizzi strategici e operativi (ad esempio, le università adeguerebbero quasi in tempo reale i propri percorsi formativi; i lavoratori potrebbero adeguare le proprie competenze e orientare in modo efficace e tempestivo le proprie scelte in un'ottica di *placement*).

I futuri approfondimenti di tale lavoro riguardano sia l'aspetto tecnico-metodologico delle applicazioni di tecniche di *machine learning* con apprendimento non supervisionato, sia l'impatto che tale metodo può apportare alle politiche attive del lavoro.

Bibliografia

- Baum M., Rüdiger K. (2010), *Websites in the Recruitment Context. A Conceptual Model*, in Strohmeier S., Diederichsen A. (a cura di), *Evidence-Based e-HRM? On the Way to Rigorous and Relevant Research*, Proceedings of the Third European Academic Workshop on Electronic Human Resource Management, Saarland University, Bamberg (DE), 20-21 maggio, pp. 128-144
- Birchenall J. A. (2011), *A Competitive Theory of Mismatch*, Working Paper, 21 settembre
- Brandenburg L. (2009), *How to Start a Business Analyst Career*, s.l.
- Bruni M., Paliotta A.P., Tagliaferro C. (2001), Classificare le professioni. Una proposta metodologica, *Professionalità*, 31, n. 66, pp. 29-38
- Cainarca G.C., Sgobbi F. (2005), Educational mismatch e skill mismatch: un'indagine empirica sui lavoratori italiani, *Quaderni di Economia del Lavoro*, n. 83-84
- Carnevale A.P., Jayasundera T., Repnikov D. (2014), *Understanding Online Jobs Ads Data*, Technical Report, Washington (DC), Georgetown University, pp. 28
- Cedefop (2010), *Skill supply and demand in Europe: medium-term forecast up to 2020*, Luxembourg, Cedefop, pp. 128, <http://www.cedefop.europa.eu/EN/Files/3052_en.pdf>
- Cremonini F., Barbara G. (2013), Ambivalenza delle classificazione in ambito socio-lavorista. Note a margine dell'Indagine delle professioni, *Sociologia del lavoro*, n. 129, pp. 157-174
- Di Francesco G. (a cura di) (1998), *Unità capitalizzabili e crediti formativi. I repertori sperimentali*, Isfol, Milano, Franco Angeli
- Dunlop J.T. (1966), Job Vacancy Measures and Economic Analysis, in National Bureau of Economic Research (NBER), *The Measurement and Interpretation of Job Vacancies*, Cambridge, pp. 27-47
- Erl T., Khattak W., Buhler P. (2016), *Big Data Fundamentals. Concepts, Drivers & Techniques*, Upper Saddle River, Prentice Hall
- European Commission (2008), *New Skills for New Jobs*, Communication from the commission to the European Parliament, the Council, the European economic and social committee and the committee of the regions, COM (2008) 868/3
- European Commission (2010), *An Agenda for New Skills and Jobs. A European Contribution Towards Full Employment*, Communication from the Commission to the European Parliament, the Council, the European economic and social committee and the Committee of the regions, COM (2010) 682 final.
- European Commission (2011), *Transferability of Skills Across Economic Sectors. Role and Importance for Employment at European Level*, this publication, supported by the European Union Programme for Employment and Social Solidarity - Progress (2007-2013) is elaborated by Rpic-ViP in cooperation with experts from Institutfürirtschaft, Arbeit und Kultur (Germany), National Training Fund (Czech Republic), Research Institute for Labour and Social Affairs (Czech Republic),Trexima, Luxembourg
- European Commission (2012), *Rethinking education: investing in skills for better economic and social outcomes*, Communication from the Commission to the European Parliament, the Council, The European Economic and Social Committee and the Committee of the Regions, COM (2012) 669 final
- European Commission (2016), *A new skills agenda for Europe*, Communication from the commission to the European Parliament, the Council, the European economic and social committee and the committee of the regions, COM (2016) 381 final

- Eurostat (2010), *1st and 2nd International Workshops on Methodologies for Job Vacancy Statistics. Proceedings*, European Commission, Luxembourg
- Feinerer I. (2017), *Package 'tm'*, package description 2 marzo
- Fine S.A., Harvey R.J., Cronshaw S.F. (2004), *FJA Strategies for Addressing O*NET Limitations in a post-DOT Environment*, in Fleishman E.A. (Chair), *Things, Data, and People. Fifty Years of a Seminal Theory*, Symposium presented at the Annual Conference of the Society for Industrial and Organizational Psychology, Chicago (IL), April, pp. 1-11
- Gagolewski M. (2017), *Package 'stringi'*, April 7, package description
- Hearst M.A. (1999), *Untangling Text Data Mining*, in *Proceedings of the 37th annual meeting of the Association for Computational Linguistics on Computational Linguistics*, Association for Computational Linguistics, Morristown (NJ), pp. 3-10
- Iezzi D.F. (2008), *I lavoratori come informatori delle qualità delle professioni*, in Fabbris L., *Definire figure professionali tramite testimoni privilegiati*, vol. 1, Padova, Cleup, pp. 135-151
- Liebowitz J. (a cura di) (2013), *Big Data and Business Analytics*, Boca Raton, CRC Press
- Liu B. (2011), *Web Data Mining. Exploring Hyperlinks Contents and Usage Data*, 1ed. 2007, Berlin (DE), Springer
- McKinsey & Company (2011), *Big data. The next frontier for innovation, competition, and productivity*, Report, May
- Manacorda M., Petrongolo B. (1999), *Skill Mismatch and Unemployment in OECD Countries*, *Economica*, 66, n. 262, pp. 181-207
- Mocavini A., Paliotta A.P. (2000), *Job vacancies in Italia. Il quadro teorico, le indagini, le evidenze empiriche*, Monografie sul Mercato del lavoro e le politiche per l'impiego, Roma, Isfol
- Paliotta A.P. (2014a), *LinkedIn e le relazioni che contano. La ricerca di lavoro nell'epoca dei Social networks*, Lulu Press
- Paliotta A.P. (2014b), *Una serie storica lunga trent'anni. Caratteristiche distintive e peculiarità metodologiche*, in Cuppone M., Mocavini A., Paliotta A.P., Rauco G., *La domanda di lavoro qualificato. Le inserzioni a modulo nel 2009. Trent'anni di rilevazioni ISFOL-CSA*, Research Paper, Roma, Isfol, pp. 8-21
- Paliotta A.P. (2015), *Where the Jobs Are. Diffusione, tipologie e caratteristiche dei job websites negli USA e in Italia*, *Osservatorio Isfol*, 5, n. 4, pp. 133-153
- Paliotta A.P. (2016), *Ricerca di lavoro e metodologie di web data mining. Il profilo del Data scientist nelle inserzioni on-line*, *Osservatorio Isfol*, 6, n. 3, pp. 131-149
- Pellizzari M., Fichen A. (2013), *A New Measure of Skills Mismatch: Theory and Evidence from the Survey of Adult Skills (PIAAC)*, OECD Working Paper n. 153, Paris (FR), OECD Publishing
- Pellizzari M., Fichen A. (2017), *A new measure of skill mismatch: theory and evidence from PIAAC*, *IZA Journal of Labor Economics*, 6, n.1
- Sarkar D. (2016), *Text Analytics with Python*, New York City (NY), Apress
- Spencer J. (2000), *Why Spatial mismatch still matters*, *Critical Planning*, n. 7, Spring, pp. 63-85
- Swamynathan M. (2017), *Mastering Machine Learning with Python in Six Steps*, New York, Apress
- Tippins N.T., Hilton M.L. (eds.) (2010), *A Database for a Changing Economy. Review of the Occupational Information Network (O*NET)*, Panel to Review the O*NET, National Research Council, Washington (DC), National Academies Press
- Walker J.H., Hinojosa A.S. (2013), *Recruitment. The Role of Job Advertisements*, in Cable D.M., Yu K.Y.T. (eds.), *Oxford Handbook of Recruitment*, New York (NY), Oxford University Press, pp. 269-283



Inapp
a.paliotta@inapp.org

Achille Pierre Paliotta

Ricercatore della Struttura Lavoro e professioni dell'Inapp. Master in *Data science* all'Università di Tor Vergata e laurea in *Sociologia* all'Università La Sapienza. Svolge studi e ricerche su professioni, *Massive open online course (MOOCs)*, *Data science*, domanda di lavoro qualificato, reclutamento in rete.



Inapp
s.lovergine@inapp.org

Saverio Lovergine

Funzionario Inapp, PhD in *Economics and public governance*, è componente governativo di ESCO (European Skills, Competences, Qualifications and Occupations); svolge inoltre, attività di consulenza per pubbliche amministrazioni italiane e estere, e di docenza all'Università di Tor Vergata nel Master di *Business intelligence*.