

Relazioni intraorganizzative e performance individuale: un'analisi delle relazioni di collaborazione scientifica nella ricerca biomedicale

1 Introduzione

Lo studio e l'analisi dei network offre una particolare, diversa prospettiva - cioè quella relazionale - per comprendere fenomeni di natura economica e sociale, sia a livello organizzativo che individuale (Collins, 1988). Partendo dall'assunto che gli attori sociali non sono unità completamente autonome, dotate di preferenze endogene e immutabili, ma sono interdipendenti tra di loro (Lomi, 1997), la prospettiva relazionale analizza il complesso dinamico delle attività organizzate in un dato ambiente di riferimento, considerando l'interazione tra attori organizzativi piuttosto che le caratteristiche di funzionamento del singolo attore (Levin e White, 1961; Burt, 1982; Salancik, 1995).

I network e le reti sociali hanno acquisito, in particolare, un ruolo determinante per spiegare un'ampia serie di fenomeni legati al comportamento organizzativo, quali ad esempio l'attitudine al lavoro, la reputazione e la fiducia, il potere, il controllo (per una review, Brass et al., 2004). Nel corso degli ultimi anni, vasta parte della letteratura sui network si è tuttavia concentrata sul legame che esiste tra le reti sociali ed una particolare tipologia di variabile organizzativa: la performance.

A dispetto di una tale, vasta, diffusione dell'analisi dei network, in contesti del tutto peculiari - quali quello delle organizzazioni dedite ad attività di ricerca di natura accademica - non vi sono ad oggi evidenze empiriche che dimostrino se, e in quale misura, i rapporti di collaborazione tra individui all'interno dell'organizzazione influenzano i livelli di performance conseguiti a livello individuale. Nell'analizzare il fenomeno delle collaborazioni scientifiche, gran parte degli studi effettuati hanno infatti adottato come livello di analisi prevalente l'"organizzazione" e, anche quando il livello di analisi ha preso in considerazione singole unità organizzative, gruppi o individui, l'indagine si è focalizzata soprattutto sulle relazioni di natura interorganizzativa

(Oliver e Ebers, 1998), coinvolgendo individui o unità organizzative appartenenti a più organizzazioni. Vasta parte della letteratura sembra dunque non prestare sufficiente attenzione all'impatto dei legami intraorganizzativi – ovvero i rapporti interpersonali di natura scientifica - sui livelli di performance a livello individuale (Brass, 1981; Sparrowe et al., 2001; Cross e Cummings, 2004).

Obiettivo di questo lavoro è pertanto quello di colmare il gap presente in letteratura attraverso un'analisi empirica svolta all'interno di un grande centro di ricerca biomedica. Si tenta di indagare, in particolare, l'eventuale legame esistente tra relazioni di collaborazione scientifica e performance individuali, analizzando la formazione di strutture relazionali a fronte di specifici task organizzativi. La domanda che ci poniamo in questo lavoro è dunque la seguente: in quale misura i network intraorganizzativi alimentano la produttività dei ricercatori? E ancora: quali strutture relazionali favoriscono una più elevata qualità del lavoro scientifico svolto all'interno dei centri e dipartimenti di ricerca?

L'articolo è strutturato come segue. Dopo aver introdotto la letteratura relativa al legame tra relazioni intraorganizzative e performance, lo studio si focalizza sull'analisi delle principali caratteristiche delle comunità di ricerca accademiche, formulando alcune ipotesi di ricerca. La sezione successiva accoglie i metodi utilizzati, ed esplicita variabili e modello statistico. Il lavoro si conclude tracciando le principali implicazioni teoriche, manageriali e di metodo.

2 Background teorico

La letteratura considera il comportamento organizzativo come la risultante di due differenti categorie di elementi. Secondo una prima prospettiva di studio, il comportamento e le performance degli attori dipendono da un insieme di elementi attributivi, legati a specifiche caratteristiche dell'attore organizzativo (Coleman, 1974). Nel caso di singoli individui tali caratteristiche riguardano, ad esempio, sesso, età, formazione professionale, etc. Nel caso delle imprese si considerano invece elementi attributivi quali la dimensione o la localizzazione geografica.

Una seconda prospettiva di studio considera invece il complesso di legami e relazioni che si instaurano tra due o più attori. In tal caso, dunque, si ipotizza che il comportamento di un individuo non dipende esclusivamente da caratteristiche personali e/o attributive, ma piuttosto da caratteristiche di tipo relazionale legate alla posizione assunta dall'individuo all'interno di una rete di relazioni sociali (Levin e White, 1961; Evan, 1966; Laumann, 1979; Granovetter, 1985). Si ritiene in tal senso che le relazioni funzionali e gerarchiche che definiscono la struttura formale dell'organizzazione (Barnard, 1938) non esauriscono il quadro complessivo delle relazioni che influenzano il comportamento organizzativo. A tali categorie vanno aggiunte le relazioni di tipo sociale, che consentono lo scambio di pareri, consulenze, informazioni rilevanti e strategiche, favorendo l'accesso a risorse di valore e influenzando la performance individuale (Brass, 1984; Ibarra, 1993). La frequenza e l'intensità delle relazioni sociali, così come la posizione che un attore occupa nell'intera struttura delle relazioni, possono dunque incidere profondamente sul comportamento organizzativo.

Numerosi studi sui network hanno analizzato in che modo la struttura delle relazioni sociali influenza – determinandola - la performance organizzativa (tra gli altri, Granovetter, 1973; Burt, 1992; Sparrowe et al., 2001). Tra questi, gli studi che analizzano le relazioni di natura intraorganizzativa hanno riguardato soprattutto il campo della ricerca e sviluppo e dell'innovazione tecnologica. In tali contesti organizzativi, le relazioni sociali assumono un ruolo determinante nell'influenzare le capacità di acquisizione di conoscenze e abilità particolari da parte dei soggetti che lavorano al proprio interno (Grandi e Sobrero, 1997), generando in tal modo importanti risultati innovativi (Ahuja et al., 2003). Altre ricerche hanno invece analizzato il grado di correlazione tra specifici elementi relazionali - quali la frequenza d'interazione con altri individui, l'ampiezza del network e la diversità dei legami instaurati - e i livelli di performance individuale che si producono a seguito di un determinato cambiamento tecnologico (Papa, 1990). Studi più recenti sottolineano invece il ruolo fondamentale dei network interpersonali laddove le attività organizzative e il lavoro richiedono elevati livelli di creatività e inventiva (Brass, 1995; Perry-Smith e Shalley, 2003).

Un altro importante filone di ricerca ha utilizzato l'analisi delle reti sociali per spiegare la variabilità nei risultati di performance a livello individuale conseguiti in organizzazioni particolarmente complesse, quali quelle knowledge-based. In particolare, alcuni studi si sono concentrati sul legame esistente tra specifici indicatori relazionali - quali ad esempio centralità, densità e centralizzazione - e performance conseguite nell'ambito di attività particolarmente complesse e caratterizzate da forte incertezza (Mehra et al., 2001; Cross e Cummings, 2004; Profili, 2004). Altri studi hanno analizzato invece la presenza di strutture relazionali ben specifiche, quali ruoli o gruppi che risultano particolarmente critici per il raggiungimento dei risultati aziendali (Cicchetti e Lomi, 2000; Mascia e Cicchetti, 2005).

In questa direzione si muovono anche altri importanti contributi sulla relazione che lega reti sociali di tipo boundary-spanning all'interno delle organizzazioni e performance individuale (Cross e Cummings, 2004). Queste relazioni, oltre a produrre effetti sui processi di acquisizione di nuove competenze (Szulanski, 1996), incidono in misura determinante sulla capacità e lo sviluppo dell'innovazione (Hansen, 1999; 2000). In particolare, è stato verificato empiricamente come i legami che "attraversano" i confini di singoli dipartimenti o centri di ricerca consentono l'accesso a informazioni critiche, e che il raggiungimento di performance elevate richiede un certo livello di conformità e aderenza della struttura delle reti sociali ai flussi di comunicazione sottostanti ai task organizzativi richiesti (DeSanctis e Monge, 1999).

3 Ricerca scientifica e reti intraorganizzative

Nonostante la numerosità degli studi che analizzano l'impatto delle reti sociali in contesti ad elevata intensità di conoscenza, sorprende che in letteratura l'influenza dei network intraorganizzativi sulla performance individuale non venga sufficientemente esplorata in organizzazioni che svolgono attività di ricerca scientifica.

Tra i fattori che incidono sulla performance del singolo scienziato sono stati individuati numerosi elementi personali, tra i quali caratteristiche psicologiche (Pelz e

Andrews, 1976), demografiche (Bayer e Dutton, 1977; Cole, 1979) e abitudini di lavoro (Simon, 1974; Hargens, 1978), unitamente ad altri elementi legati al background scolastico ed allo sviluppo professionale (Long et al., 1979) o al contesto dipartimentale/organizzativo di afferenza (Allison e Long, 1990).

Nell'analizzare i fattori che incrementano i livelli di produttività di scienziati e ricercatori bisogna tuttavia tener conto anche di altri elementi. In primo luogo, va sottolineata la particolare inclinazione di tali individui a sviluppare nuove relazioni e contatti interpersonali. In ambito scientifico, l'elevata circolazione di idee, informazioni e conoscenze incide positivamente sulla qualità del lavoro svolto dal ricercatore (Crane, 1972; Stankiewicz, 1979), influenzandone in misura rilevante i processi di apprendimento individuale. E' noto infatti che i singoli ricercatori sono aperti al dialogo e allo scambio di idee con altri ricercatori, al fine di ottenere visibilità e reputazione, e di accedere a sempre nuove opportunità di ricerca (Merton, 1942). In particolare, attraverso la partecipazione a meeting annuali, workshop, convegni e conferenze, il ricercatore avrà maggiori possibilità di stabilire nuovi contatti, individuare nuove opportunità di ricerca e accrescere il proprio bagaglio di conoscenze.

Attraverso l'instaurazione di nuovi contatti, il ricercatore acquisisce importanza e "preminenza" all'interno del network scientifico. Un attore è considerato prominente all'interno di un network se i suoi legami lo rendono particolarmente visibile agli altri nodi della rete (Knocke e Burt, 1983). Il numero di relazioni che scienziati e ricercatori maturano con i propri colleghi, interni o esterni ai propri laboratori o dipartimenti di appartenenza, costituisce un'importante indicatore della preminenza relazionale di un individuo all'interno del network. I ricercatori possono tuttavia beneficiare non soltanto dei legami direttamente instaurati, ma anche di tutti quei contatti maturati indirettamente grazie alla collaborazione scientifica con ricercatori particolarmente prominenti all'interno della rete scientifica. Si osserva infatti che alcuni scienziati spiccano non soltanto per la numerosità di contatti, ma anche per il fatto di avere rapporti con ricercatori a loro volta in possesso di numerosi e importanti contatti scientifici e/o imprenditoriali. Gli studi sulle reti sociali definiscono questa specifica proprietà "*rank prestige*" (Wasserman e Faust, 1994).

Naturalmente le relazioni sociali tra scienziati e ricercatori possono svilupparsi a diversi livelli, ossia all'interno di un singolo dipartimento o centro di ricerca, tra diverse organizzazioni, o anche a livello internazionale, attraverso il coinvolgimento di scienziati impegnati nelle medesime aree o discipline di ricerca. Anche se tutte le relazioni scientifiche, ad ogni livello, incidono sulla performance scientifica, in questo paper il focus è posto specificatamente sulle relazioni di collaborazione maturate all'interno di un'organizzazione – o reti intraorganizzative –, e sull'impatto di tali relazioni sui livelli di performance scientifica individuale.

Un primo elemento da considerare in tal senso riguarda i meccanismi che permettono lo sviluppo della conoscenza organizzativa. Le modalità con cui si sviluppano nuove conoscenze all'interno di un'organizzazione non dipendono esclusivamente dal set di conoscenze esistenti, ma anche e soprattutto dalla possibilità di sviluppare nuove *work practice* organizzative (Duguid, 2003). Queste nuove modalità di lavoro costituiscono processi organizzativi idiosincratici generati da

relazioni interpersonali che si cristallizzano in una struttura sociale ben definita che si sviluppa all'interno del tessuto organizzativo. Anche la co-localizzazione da parte di scienziati e ricercatori contribuisce allo sviluppo di nuove *work practice*, permettendo di condividere codici comportamentali e mappe cognitive omogenei (Knorr Cetina, 1999). La localizzazione congiunta degli attori organizzativi non soltanto facilita lo scambio di conoscenze di tipo tacito, ma permette anche lo sviluppo di una identità comune e di un medesimo linguaggio organizzativo, in grado di determinare un "vantaggio derivante dalla comunità" nella produzione e nel trasferimento della conoscenza (Crossan et al., 1999; Brown e Duguid, 2001; Orlikowski, 2002). Infine, si osserva che, soprattutto nel campo della medicina e nel campo biomedico, accanto allo sviluppo di una massa critica di conoscenze, la crescente interdipendenza tra discipline di ricerca differenti ha permesso di sviluppare importanti scoperte scientifiche (Morillo et al., 2003).

Sulla base di queste argomentazioni ipotizziamo che le relazioni di collaborazione scientifica instaurate tra ricercatori caratterizzati da un elevato "rank prestige" ed appartenenti alla stessa organizzazione favoriscono la creazione di conoscenza utilizzata in pubblicazioni ad elevato impatto scientifico.

Oltre alla preminenza e al prestigio relazionale, esistono altri fattori che possono influenzare il livello di performance individuale. Nell'ambito delle organizzazioni di ricerca, uno di questi è il fenomeno della "stratificazione sociale". Le università o i dipartimenti di ricerca sono organizzazioni fortemente stratificate al loro interno (Breiger, 1976; Collins, 1982), formate cioè da gruppi di ricercatori e scienziati che detengono il controllo di risorse organizzative critiche (Cole e Cole, 1973). Le organizzazioni scientifiche si caratterizzano normalmente per la presenza di una vera e propria *élite* di scienziati, che comprende tutti quei ricercatori che godono di maggior prestigio, perchè più attivi nelle relazioni interpersonali e nelle attività di pubblicazione scientifica (Hagstrom, 1965; Blissett, 1972). Attorno a questo gruppo "centrale" è possibile individuare altri gruppi, altamente stratificati e disomogenei l'uno rispetto all'altro, ma composti al loro interno da ricercatori che manifestano caratteristiche scientifiche, regole di pubblicazione e meccanismi di citazione molto simili (Latour, 1987). Un'analisi di tipo blockmodel condotta da Breiger (1976) su 107 scienziati impegnati nella ricerca biomedica ha confermato questa strutturazione di tipo centro-periferia, rilevando la presenza di un gruppo di cosiddetti "*leader*" e di numerosi gruppi di "*follower*" disposti, da un punto di vista relazionale, intorno al primo. Altri autori hanno affermato che il fenomeno della stratificazione, oltre a caratterizzare gruppi di ricercatori impegnati in aree di ricerca ben definite, può manifestarsi anche all'interno di singole organizzazioni di natura accademica (Crane, 1972).

Tale fenomeno coincide concettualmente con un approccio analitico che si definisce "equivalenza strutturale", ampiamente utilizzato nell'ambito dell'analisi delle reti sociali. Secondo tale approccio gli individui di un'organizzazione vengono raggruppati in base alla propria struttura di relazioni con agli altri nodi della rete, piuttosto che sulla base della loro appartenenza a specifiche unità organizzative. In particolare, si dice che gli individui sono caratterizzati da equivalenza strutturale se e quando essi presentano una struttura relazionale omogenea nei confronti degli altri

nodì della rete (Lorrain e White, 1971). Attori strutturalmente equivalenti formano dunque un gruppo omogeneo al proprio interno, definito anche “posizione” o “blocco”.

Prendendo in considerazione un’organizzazione di ricerca, è possibile immaginare l’individuazione di un certo numero di blocchi formati da gruppi di ricercatori che, anche se non direttamente legati tra loro, sono accomunati da comportamenti omogenei. L’organizzazione nel suo complesso sarà dunque formata da una combinazione di cerchi concentrici, composti da gruppi di ricercatori altamente stratificati - cioè differenziati nel comportamento - ma omogenei al loro interno. In una tale struttura è lecito attendersi, affianco ad un’eterogeneità di tipo relazionale, differenze significative nei meccanismi di creazione e trasferimento di conoscenza, nei processi di apprendimento, e nella generazione dei risultati scientifici (Breiger, 1976).

Sulla base di quanto esplicitato è possibile formulare le seguenti ipotesi di ricerca.

HP1: Quanto più alto è il rank prestige di un ricercatore all’interno dell’organizzazione di appartenenza, tanto maggiore sarà il livello di produttività scientifica conseguita.

HP2: L’appartenenza dei ricercatori a specifiche “posizioni” relazionali è associata a differenze significative nella produttività scientifica conseguita.

HP3: Data una struttura relazionale di tipo centro-periferia, l’appartenenza di un ricercatore a “posizioni” più centrali è positivamente correlata al conseguimento di performance scientifiche più elevate.

4 Materiali, metodi e strategica analitica

Il network. Nel presente lavoro, l’analisi empirica è stata effettuata all’interno di un grande Policlinico Universitario italiano allo scopo di studiare il complesso delle relazioni sociali instaurate tra più di 800 medici, impegnati in attività di ricerca all’interno di otto dipartimenti ospedalieri. Nella struttura ospedaliera considerata, i medici si occupano di tre grandi linee di attività: ricerca scientifica, didattica e assistenza ai pazienti. In questo caso particolare, dunque, gli obiettivi perseguiti dai medici/ricercatori non riguardano solamente la qualità dell’assistenza, ma anche la numerosità e la qualità dei lavori scientifici pubblicati su riviste nazionali e internazionali.

Il network analizzato si riferisce alle collaborazioni scientifiche che maturano tra ricercatori e che si concretizzano in pubblicazioni realizzate in co-authorship. La realizzazione di uno o più articoli scientifici da parte di due o più ricercatori implica normalmente la conoscenza reciproca da parte dei co-autori, così come un intenso scambio di conoscenze tecnico-scientifiche (Melin e Persson, 1996; Newman, 2000). In questo studio la ricostruzione del tessuto delle relazioni sociali tra ricercatori è

avvenuta prendendo in considerazione tutte le pubblicazioni effettuate in collaborazione nel periodo 2000-2003.

I dati relativi ai lavori scientifici pubblicati sono stati ottenuti attraverso interviste strutturate condotte con i singoli ricercatori, integrate da informazioni rinvenute nei rapporti annuali messi a disposizione dalle diverse unità organizzative dipartimentali¹. L'accesso a PUBMED ha permesso in via successiva di validare le informazioni sulle pubblicazioni complessivamente raccolte².

Al fine di ricostruire la rete delle collaborazioni scientifiche è stata effettuata una scrematura dei dati relativi alle pubblicazioni individuate. In primo luogo, sono stati eliminati tutti quei lavori che non sono stati pubblicati in riviste scientifiche internazionali. E' infatti generalmente riconosciuto che i ricercatori impegnati in argomenti particolarmente innovativi e ad alto impatto prediligono la pubblicazione dei loro articoli su riviste internazionali che prevedono un sistema di referaggio e misure di *impact factor* (Garvey, 1979). Sono dunque stati esclusi dall'analisi tutti quei lavori relativi a rapporti di ricerca, atti di congressi, articoli apparsi su riviste nazionali, capitoli di libri e monografie. Inoltre, al fine di mappare esclusivamente le reti sociali intraorganizzative, non sono state considerate le pubblicazioni realizzate senza alcuna collaborazione, così come quei lavori scientifici pubblicati esclusivamente con co-autori affiliati ad altre organizzazioni.

Complessivamente, i dati utilizzati per la rilevazione delle reti sociali si riferiscono a 2.156 pubblicazioni realizzate in collaborazione da 483 ricercatori (64% della popolazione di ricercatori strutturati).

Al fine di analizzare l'intera rete delle collaborazioni tra scienziati e ricercatori, i dati relativi alle pubblicazioni sono stati oggetto di trasformazione sociometrica effettuata utilizzando la metodologia illustrata - attraverso un esempio - in Figura 1. Prendiamo in esame 3 diversi lavori scientifici pubblicati in riviste internazionali e realizzati complessivamente da 8 ricercatori. Ipotizziamo che, in quanto co-autori, i ricercatori siano al centro di legami relazionali che riflettono un intenso scambio di conoscenze e informazioni. Tra tutte queste collaborazioni, poniamo attenzione soltanto a quelle collaborazioni utili a individuare le reti sociali intraorganizzative, escludendo pertanto tutti i co-autori affiliati ad altre organizzazioni di ricerca. Per ricostruire il network intraorganizzativo dei ricercatori è sufficiente tracciare il grafo delle relazioni scientifiche che intercorrono tra coppie di ricercatori collegati tra loro per mezzo degli articoli realizzati in comune.

Partendo dal grafo ridotto delle relazioni scientifiche tra ricercatori è stata ricavata una matrice sociometrica di tipo $n \times n$ - di dimensione 483 - sulle cui righe e colonne vengono indicati i singoli ricercatori, e nelle cui celle di intersezione viene riportato il numero di lavori scientifici pubblicati in collaborazione.

¹ Si osservi che i dati utilizzati sono prevalentemente di tipo secondario, poiché solamente una piccola parte delle informazioni rilevate attraverso questionari sono stati utilizzati per questo studio. Sono attualmente in corso analisi più approfondite sulla natura multidimensionale delle relazioni sociali tra medici/ricercatori.

² PUBMED è uno specifico database, disponibile on-line, che raccoglie tutte le pubblicazioni realizzate a livello internazionale in ambito medico e biomedico. Questo database offre importanti informazioni sulle singole pubblicazioni, tra cui: nome ed affiliazione degli autori, *abstract* scientifico, collegamento alle principali citazioni.

Operationalizzazione

Produttività Scientifica. La performance individuale è stata calcolata in termini di produttività scientifica del singolo ricercatore. La produttività scientifica dovrebbe tenere conto non soltanto della dimensione quantitativa, espressa dal numero di lavori pubblicati, ma anche di una dimensione qualitativa, misurabile dal numero di citazioni associate agli articoli apparsi su riviste internazionali impattate. Il numero di citazioni viene infatti ritenuto un buon indicatore del livello qualitativo del lavoro di ricerca effettuato da ricercatori e scienziati (Crane, 1972; Latour e Woolgar, 1979). Il numero medio delle citazioni ricevute da ciascun ricercatore può essere calcolato come $C = TC/N$, con TC che esprime il numero delle citazioni ricevute dal ricercatore ed N che riguarda il numero complessivo di articoli pubblicati su riviste internazionali. I dati sul numero di citazioni legate a ciascuna pubblicazione sono stati ottenuti tramite l'accesso al *Science Citation Index*, pubblicato periodicamente dall'ISI (*Institute for Scientific Information*).

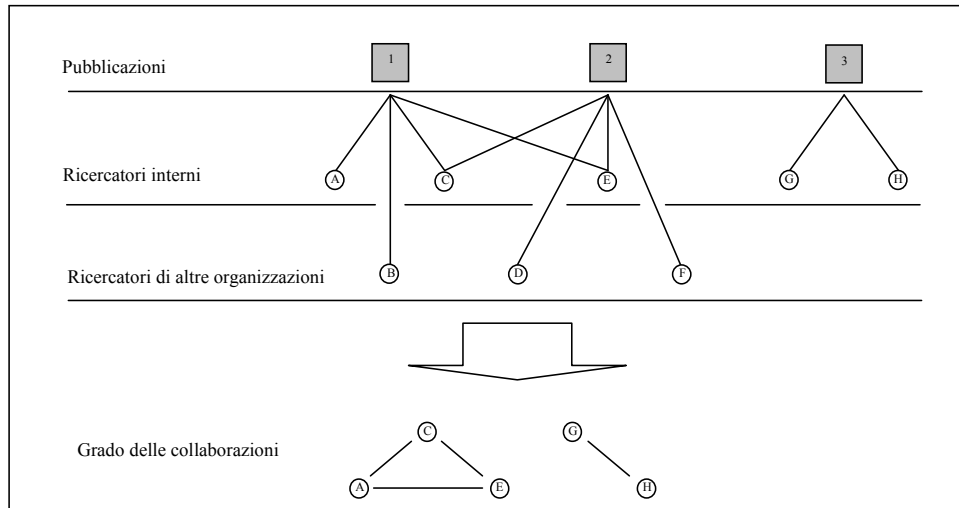


Figura 1 Pubblicazioni e collaborazione tra ricercatori

Preminenza e prestigio relazionale. Le variabili indipendenti incluse in questo studio sono variabili di tipo relazionale, che individuano e misurano la centralità di un attore all'interno del network. Nonostante siano numerosi gli indicatori per il calcolo della centralità relazionale (per una rassegna, Wasserman e Faust, 1994), ciò che assume rilevanza per la produzione scientifica è il numero di relazioni di un ricercatore con altri scienziati. Come anticipato, nell'ambito dell'analisi delle reti sociali questa proprietà è definita "preminenza" relazionale. Tuttavia, poiché tale indicatore non considera i legami indiretti – ossia i legami che caratterizzano gli attori cui il singolo ricercatore è a sua volta collegato – nel presente modello viene considerato il rank prestige legato al singolo ricercatore.

Il rank prestige, infatti, nel misurare la centralità di un attore all'interno di una rete di relazioni, considera non soltanto la preminenza dell'attore stesso, ma anche quella degli attori cui tale attore è collegato (Wasserman e Faust, 1994). L'indice di centralità di Bonacich (Bonacich, 1987) - definito anche *Bonacich power* - è generalmente ritenuto l'indicatore più utile per considerare la preminenza indiretta, oltre che quella propria, di un singolo attore. Data una matrice di adiacenza A, nell'indice di centralità di Bonacich la centralità dell'attore i è data dalla seguente:

$$c_i = \sum A_{ij} (\alpha \pm \beta c_j)$$

dove il valore "α" è un fattore di normalizzazione, mentre "β" è un fattore di ponderazione che regola il grado di dipendenza della centralità dell'attore principale dalla centralità degli attori cui questi è connesso³. Valori di "β" più elevati indicano dunque una maggiore sensitività del livello di centralità dell'attore principale nei confronti dei livelli di centralità che manifestano gli altri individui della rete.

In questo lavoro, abbiamo utilizzato due differenti valori per il fattore di ponderazione "β": 0,05 e 0,12. Alla base di tale scelta vi è la considerazione che gli scienziati dotati di maggior prestigio - cioè dotati di un numero maggiore di contatti con altri ricercatori - traggono massimo beneficio da contatti maturati con ricercatori a loro volta molto prominenti. Con molta probabilità, dunque, risultati scientifici di alto livello sono positivamente correlati all'instaurazione di legami con ricercatori caratterizzati da livelli di preminenza molto elevati. Per verificare appieno la portata esplicativa di questo fenomeno, abbiamo deciso di considerare nel modello anche il massimo valore specificato dallo stesso Bonacich (β = 0,12) per il calcolo dell'indicatore.

Analisi per blocchi. L'analisi per blocchi (*blockmodel analysis*) è particolarmente utile per lo studio di tutte quelle popolazioni cosiddette "aperte" che, come nel caso di ricercatori e scienziati, danno vita a strutture di tipo centro-periferia sulla base di configurazioni relazionali che rispecchiano abitudini scientifiche e modalità di lavoro differenti (Breiger, 1976).

Obiettivo dell'analisi per blocchi è quello di individuare una specifica struttura relazionale partendo dai dati osservati e aggregando i vari nodi della rete (individui, unità organizzative, organizzazioni) in specifici gruppi - chiamati posizioni o blocchi - sulla base della proprietà di equivalenza strutturale. Una relazione equivalente R si definisce strutturale se, per tutti i nodi u e v, si verifica che (u,v) ∈ R se e solo se N⁰(u) = N⁰(v) e N¹(u) = N¹(v) (Everett e Borgatti, 1991). In altre parole, per essere strutturalmente equivalenti, due o più nodi di una rete devono avere esattamente la stessa struttura relazionale nei confronti degli altri attori della rete.

³ Si consideri che mentre il parametro di normalizzazione α viene automaticamente selezionato in maniera tale che la somma dei quadrati della centralità degli attori della rete corrisponda alla dimensione del network, il parametro β viene normalmente scelto da colui che svolge l'analisi. Il ricercatore sceglierà valori negativi di β ogni volta in cui l'aumento del "potere" di un attore corrisponde a livelli di "potere" più bassi degli individui cui è collegato. Viceversa, valori positivi di β saranno opportuni ogni volta in cui l'aumento del "potere" di un attore corrisponde a livelli di "potere" più elevati degli individui cui egli è connesso.

Dall'analisi sono emersi nove blocchi principali presenti all'interno del network. La Tabella 1 mostra chiaramente che l'appartenenza di ricercatori e scienziati ai diversi blocchi non coincide con l'affiliazione formale presso i dipartimenti dove essi risultano strutturati. Il fatto che i ricercatori associati ad uno specifico blocco non appartengano tutti allo stesso dipartimento di ricerca segnala che la collaborazione scientifica ha una forte natura interdipartimentale, abbracciando aree terapeutiche e discipline scientifiche differenti. La Figura 2 mostra invece il tipo di relazioni che intercorrono all'interno e tra i vari blocchi identificati. Il diagramma esplicita chiaramente una struttura di tipo centro-periferia, in cui vi è un'area centrale, molto coesa al proprio interno (blocchi VII, III e IV), e diverse aree periferiche, intensamente legate all'area centrale ma prive di legami reciproci.

Variabili di controllo. Al fine di considerare gli effetti di altri importanti elementi che possono incidere sui livelli di produttività scientifica individuale abbiamo considerato diverse variabili di controllo. Tali variabili, già utilizzate in altri studi sociologici sul tema (si veda Allison e Long 1990), riguardano la posizione accademica di ciascun ricercatore, il contesto dipartimentale di appartenenza, l'ammontare di pubblicazioni già realizzate dai singoli ricercatori e l'esperienza accumulata (*tenure*). Un'ulteriore variabile di tipo *dummy* è stata inclusa nel modello per considerare l'impegno in attività cliniche e assistenziali da parte dei ricercatori studiati.

E' stata inoltre computata la numerosità di tutti quei legami di tipo *boundary-spanning* – ovvero quei legami intrattenuti con soggetti esterni ai confini organizzativi - al fine di considerare anche l'impatto di legami e relazioni esterne sui livelli di performance dei singoli ricercatori.

La Tabella 2 riassume tutte le variabili utilizzate, ad eccezione di quelle relative all'appartenenza dei ricercatori ai blocchi e al dipartimento di appartenenza. Il test di multicollinearità fra tali variabili ha evidenziato elevati livelli di correlazione tra la *tenure* e la posizione accademica dei ricercatori ($r = 0,88$; $p < 0,01$)⁴. Per tale ragione, si è reso necessario escludere dal modello la variabile *tenure*⁵.

Modello

Al fine di verificare l'impatto delle variabili investigate sulla performance individuale, e considerata la natura discreta dei dati che caratterizzano la variabile dipendente misurata (*count data*), abbiamo utilizzato un modello di regressione binomiale negativa con effetti *random* (Cameron e Trivedi, 1998). Il modello econometrico utilizzato può essere generalizzato nella forma seguente:

$$c_i = \text{Poisson}[\exp(\beta_0 + \beta_1 x_{1,j} + \dots + \beta_i x_{i,j} + \mu_i)]$$

⁴ La matrice di correlazione sarà resa disponibile dagli autori su richiesta.

⁵ L'inclusione della variabile *tenure* nel Modello 1, unitamente alle altre variabili di controllo, è in grado di spiegare soltanto il 5 per cento della varianza complessiva. Molto maggiore è apparsa invece l'incidenza della variabile relativa alla posizione accademica nel modello che spiega la performance dei ricercatori. Ciò ha permesso di escludere la variabile *tenure*.

dove c_j rappresenta l'ammontare di citazioni che ogni articolo riceve in un determinato periodo di tempo; x_i (per $i = 1, \dots, k$) rappresenta la gamma di variabili esplicative incluse nel modello; e^u_i è un parametro che segue una distribuzione gamma con media 1 e varianza α ; i fattori β sono i parametri ricercati e oggetto di stima.

Tabella 2 Operazionalizzazione e statistica descrittiva delle variabili

| <i>Variabile</i> | <i>Operazionalizzazione</i> | <i>Media</i> | <i>D.S.</i> |
|---------------------------------|---|--------------|-------------|
| Variabile di performance | | | |
| <i>Numero delle citazioni</i> | <i>Numero medio delle citazioni</i> | 12 | 62,12 |
| Variabili di controllo | | | |
| <i>Posizione Accademica</i> | | | |
| <i>AP</i> | <i>Dummy (1=AP; 0=altri casi)</i> | 0,32 | 0,42 |
| <i>ASP</i> | <i>Dummy (1=ASP; 0=altri casi)</i> | 0,39 | 0,52 |
| <i>FP</i> | <i>Dummy (1=FP; 0=altri casi)</i> | 0,25 | 0,65 |
| <i>Attività assistenziali</i> | <i>Attività cliniche (1=clinica; 0=non clinica)</i> | 0,08 | 0,27 |
| <i>Pubblicazioni precedenti</i> | <i>Numero delle pubblicazioni effettuate</i> | 14,32 | 81,72 |
| <i>Collaborazioni esterne</i> | <i>Numero medio delle co-authorship esterne</i> | 24,67 | 61,11 |
| Variabili relazionali | | | |
| <i>Rank Prestige</i> | <i>Bonacich-power ($\beta=+0,05$)</i> | 1,67 | 54,12 |
| | <i>Bonacich-power ($\beta=+0,12$)</i> | 1,89 | 65,12 |

AP=Ricercatore universitario; ASP=Professore Associato; FP=Professore Ordinario

5 Analisi e Risultati

Per verificare le proposizioni di ricerca abbiamo adottato un approccio di tipo *step-wise* nella costruzione del modello statistico. Una prima elaborazione del modello prende in considerazione le sole variabili di controllo per spiegare il fenomeno della produttività scientifica. Una seconda versione del modello include, oltre alle variabili di controllo, anche la variabile *rank prestige* espressa dall'indicatore di Bonacich Power e riferita ai singoli scienziati e ricercatori. Una terza elaborazione del modello prevede una variabile categorica che considera l'appartenenza di ciascun ricercatore alle diverse "posizioni" rilevate dall'analisi per blocchi. Infine, una quarta versione del modello include una variabile *dummy* che considera l'appartenenza o meno dei ricercatori ad uno dei blocchi che costituiscono il "centro" della rete (blocchi III, IV e VII).

I risultati ottenuti (mostrati nella Tab. 3) evidenziano che le collaborazioni scientifiche di tipo *organizationally-bounded*, costituite cioè internamente alla propria organizzazione di appartenenza, alimentano in misura significativa la produttività scientifica di scienziati e ricercatori. Dal Modello 1 si osserva che il numero di pubblicazioni effettuate, le collaborazioni con ricercatori esterni e la posizione accademica (Professore ordinario), rappresentano le variabili che hanno un effetto

significativo sulla variabilità della performance scientifica del singolo ricercatore. Tali risultati non sorprendono, e appaiono peraltro coerenti con gli studi relativi al cosiddetto “Matthew effect” (Merton, 1988), che evidenziano l’effetto cumulativo nella produzione scientifica. Anche per quanto riguarda l’incidenza delle collaborazioni esterne, il risultato della nostra analisi è coerente con precedenti analisi relative alle collaborazioni interorganizzative che maturano tra scienziati e ricercatori attivi nell’ambito della biotecnologia (Powell, 1996).

Tabella 3 Regressione binomiale

Variabile Dipendente: numero medio di citazioni per ricercatore. Modello: regressione binomiale con effetti *random*. I coefficienti scontano la funzione esponenziale. *Standard error* in parentesi. *** $p < .001$; ** $p < .01$; * $p < .05$ (a due code)

| | Modello 1 | Modello 2 | Modello 3 | Modello 4 |
|---|----------------|----------------|-----------------|-----------------|
| Variabili di controllo | | | | |
| <i>Posizione Accademica</i> | | | | |
| <i>AP (esclusa)</i> | | | | |
| ASP | 1,052 (.004) | 1,022 (.012) | 0,781 (.002) | 0,998 (.012) |
| FP | 1,112* (.002) | 1,014 (.228) | 0,881 (.028) | 0,782 (.026) |
| <i>Attività cliniche</i> | | | | |
| | 0,231 (.024) | 0,498 (.076) | 0,921 (.212) | 0,965 (.119) |
| <i>Pubblicazioni precedenti</i> | | | | |
| | 1,378** (.005) | 1,212** (.012) | 1,000** (.080) | 1,210** (.012) |
| <i>Collaborazioni esterne</i> | | | | |
| | 1,277** (.016) | 1,111** (.067) | 1,121* (.012) | 1,221* (.056) |
| <i>Affiliazione ai dipartimenti</i> | | | | |
| <i>A (esclusa)</i> | | | | |
| B | 0,853 (.097) | 1,000 (.000) | 0,996 (.169) | 0,781 (.100) |
| C | 0,554 (.123) | 1,052 (.094) | 1,021 (.034) | 1,009 (.187) |
| D | 0,766 (.234) | ,812 (.112) | 0,788 (.111) | 0,888 (.078) |
| E | 1,012 (.122) | 1,011 (.178) | 1,009 (.221) | 0,879 (.098) |
| F | 1,052 (.014) | 0,912 (.194) | 1,239 (.123) | 0,779 (.102) |
| G | 0,899 (.005) | 0,812 (.102) | 0,900 (.098) | 0,998 (.012) |
| H | 0,712 (.012) | 0,992 (.098) | 0,998 (.067) | 1,062 (.089) |
| Variabili relazionali | | | | |
| <i>Rank prestige ($\beta = .05$)</i> | | | | |
| | | 1,112** (.011) | | |
| <i>Blocco di appartenenza</i> | | | | |
| | | | 1,321*** (.009) | |
| <i>Posizione centrale</i> | | | | |
| | | | | 1,025*** (.012) |
| <i>Log likelihood</i> | -1239,891 | -1559,561 | -1569,897 | -1328,811 |
| <i>Gradi di libertà</i> | 11 | 15 | 17 | 17 |
| <i>Wald χ^2</i> | 143,23*** | 168,09*** | 188,36*** | 151,01*** |
| <i>N. osservazioni</i> | 483 | 483 | 461 | 461 |

Il Modello 2 mostra un livello di impatto e di significatività ($\Omega^2 = 168,09$; $p < 0,001$) più elevato rispetto al Modello 1, che include esclusivamente le variabili di controllo ($\Omega^2 = 143,23$; $p < 0,001$). La nostra prima ipotesi di ricerca, legata al prestigio relazionale di scienziati e ricercatori, viene dunque verificata. Si noti inoltre che in questo caso le relazioni di natura esterna continuano a manifestare un impatto positivo e significativo sulla produttività scientifica, e che ciò indica probabilmente che relazioni intraorganizzative e interorganizzative non si escludono a vicenda, ma anzi si alimentano producendo grandi benefici per gli scienziati impegnati in attività di ricerca nel campo biomedico. In altre parole, non si esclude un effetto *leverage* tra le relazioni create esternamente e la struttura di relazioni che maturano all’interno dei confini organizzativi.

Un ulteriore risultato d’interesse deriva dall’osservazione dai Modelli 3 e 4, che accolgono variabili che operazionalizzano l’equivalenza strutturale dei ricercatori. In particolare, nel Modello 3 si osserva come la produzione scientifica varia significativamente al variare dell’equivalenza strutturale dei singoli ricercatori, e quindi in relazione ad un gruppo/blocco di appartenenza ($\Omega^2 = 188,36$; $p < 0,001$),

confermando la nostra seconda ipotesi di ricerca. La terza ipotesi di ricerca esplicitava che l'appartenenza di un ricercatore a "posizioni" relazionali che costituiscono il cuore della struttura relazionale, sulla base del criterio dell'equivalenza strutturale, è positivamente correlata al conseguimento di performance scientifiche più elevate. I risultati del Modello 4 mostrano che l'appartenenza a blocchi più centrali è significativamente correlata a più elevati livelli di performance ($R^2 = 151,01$; $p < 0,001$), rendendo pertanto valida anche la nostra ultima terza e ultima ipotesi di ricerca.

L'intera analisi è stata infine effettuata nuovamente, ricalcolando il Bonacich Power con un valore di β pari a 0,12. Non si sono tuttavia osservate differenze significative nei risultati ottenuti.

6 Discussione

Il tema dei network è un tema ampiamente dibattuto sia sul piano teorico che su quello empirico. Nel corso degli ultimi anni, le principali riviste nazionali e internazionali hanno accolto un numero sempre maggiore di lavori che utilizzano strumenti tipici dell'analisi delle reti sociali per analizzare i comportamenti organizzativi (Brass et al., 2004). In questo quadro permangono, tuttavia, ancora alcuni importanti interrogativi relativi all'effetto delle reti sociali di natura intraorganizzativa sulle performance individuali. Ponendo attenzione ad una particolare tipologia di organizzazioni, le organizzazioni di ricerca scientifica, la nostra analisi ha studiato l'impatto che i network intraorganizzativi hanno sulla qualità della ricerca e sui livelli di produttività scientifica del singolo ricercatore.

I risultati di questo studio evidenziano - sebbene limitatamente al caso investigato ed al campione di individui analizzato - due elementi fondamentali:

- l'importanza per i singoli ricercatori di instaurare relazioni cooperative non soltanto all'esterno, ma anche all'interno della propria organizzazione. Se, infatti, le collaborazioni esterne rappresentano normalmente un fattore determinante per accedere a conoscenze di natura complementare, la probabilità di pubblicare risultati ad elevato impatto scientifico sembra essere legata anche ad intensi processi di *cross-fertilization* che si determinano all'interno della propria organizzazione, tra dipartimenti e centri di ricerca differenti;
- l'importanza che i fenomeni di stratificazione relazionale hanno all'interno delle comunità accademiche. Aldilà delle origini e della natura di tale fenomeno, dal nostro studio emergono due importanti elementi organizzativi. In primo luogo, in contesti del tutto peculiari tale stratificazione sembra delinarsi in maniera chiara anche all'interno dei confini organizzativi. Inoltre, è possibile affermare che la misurazione di questo fenomeno attraverso il concetto di equivalenza strutturale è in grado di spiegare differenze significative nei livelli di performance sul piano individuale.

Se avvalorati da ulteriori future analisi, i risultati ottenuti potranno essere estesi anche ad altri contesti organizzativi che operano nell'ambito dei settori *science-based*. In settori quali, ad esempio, quello delle nanotecnologie o dell'ingegneria biomedica,

numerose aziende, laboratori di ricerca e università sono impegnati congiuntamente per lo sviluppo di nuove competenze scientifiche e tecnologiche, effettuando grandi investimenti in attività di ricerca. In tutte queste organizzazioni la complessità dei compiti per i singoli ricercatori deriva dalla dispersione delle conoscenze, così come dalle forti interrelazioni che legano ambiti di ricerca e discipline tecnologiche molto diverse tra loro. La possibilità di svolgere con successo compiti di questo genere sembra dunque legata alla possibilità di alimentare costantemente i livelli di multidisciplinarietà, di creatività e inventiva, attraverso lo sviluppo di nuove e prestigiose collaborazioni interne ed esterne.

Per quanto riguarda le implicazioni manageriali, va sottolineato che la progettazione organizzativa e le scelte di *design* dovrebbero prendere in considerazione anche fenomeni di stratificazione interna che alimentano strutturazioni di tipo “centro-periferia”, ad esempio attraverso la corretta identificazione dei confini delle unità organizzative interne (laboratori, dipartimenti, centri di ricerca, etc.).

Infine, deve essere specificato che analisi simili a quelle effettuate in questo studio, oltre che essere particolarmente dispendiose, richiedono indagini approfondite di singoli casi di studio, piuttosto che di vaste popolazioni di organizzazioni. Appare in tal senso doveroso sottolineare la limitata generalizzabilità dei risultati ottenuti ad altri contesti organizzativi.

Bibliografia

- Ahuja M.K., Galletta D.F., Carley K.M. (2003) Individual Centrality and Performance in Virtual R&D Groups: An Empirical Study. *Management Science*, 49, 1, pp. 21-38.
- Allison P.D., Long J.S. (1990) Departmental Effects on Scientific Productivity. *American Sociological Review*, 55, pp. 469-478.
- Barnard C.I. (1938) *The Functions of the Executive*. Cambridge, MA: Harvard University Press.
- Bayer A.E., Dutton J.E. (1977) Career Age and Research-Professional Activities of Academic Scientists. *Journal of Higher Education*, 48, pp. 259-282.
- Bonacich P. (1987) Power and Centrality: A Family of Measures, *American Journal of Sociology*, 92, pp. 1170-1182.
- Brass D.J. (1981) Structural relationships, job characteristic and worker satisfaction and performance. *Administrative Science Quarterly*, 26, pp. 331-348.
- Brass D.J. (1984) Being in the right place: a structural analysis of individual influence in an organization. *Administrative Science Quarterly*, 29, pp. 518-539.
- Brass D.J. (1995) *Creativity: It's all in your social network*, in Ford C.M., Gioia D.A. (a cura di), *Creative action in organizations*. Sage, Thousand Oaks, CA.
- Brass D.J., Galaskiewicz J., Greve H.R., Tsai W. (2004) Taking stock of networks and organizations: a multilevel perspective. *The Academy of Management Journal*, 47, 6, pp. 795-817.

- Breiger R.L. (1976) Career Attributes and Network Structure: A Blockmodel Study of a Biomedical Research Specialty, *American Sociological Review*, 41, pp.117-135.
- Breiger R., Boorman S., Arabie P. (1975) An Algorithm for Clustering Relational Data with Applications to Social Network Analysis and Comparison with Multidimensional Scaling. *Journal of Mathematical Psychology*, 12, pp. 238-383.
- Brown J.Seely, Duguid P. (2001) Knowledge and Organization: A Social-Practice Perspective. *Organization Science*, 12, 2, pp. 198-213.
- Burt R.S. (1982) *Toward a structural theory of action. Network models of social structure: perception and action*. Academic Press. New York.
- Burt R.S. (1992) *Structural holes. The social structure of competition*. Boston MA. Harvard University Press.
- Cameron A.C., Trivedi P.K. (1998). *Regression analysis of count data*. Cambridge. Cambridge University Press.
- Cicchetti A., Lomi A. (2000) Strutturazione organizzativa e performance nel settore ospedaliero. *Sviluppo&Organizzazione*, 180, pp. 33-49.
- Cole S. (1979) Age and Scientific Performance. *American Journal of Sociology*, 84, pp. 958-977.
- Cole S., Cole J.R. (1973) *Social Stratification in Science*. Chicago: University of Chicago Press.
- Coleman J.S. (1974) *Power and the structure of society*. New York, NY: W.W. Norton.
- Collins H.M. (1982) Knowledge, Norms and Rules in the Sociology of Science. *Social Studies of Science*, 12, pp. 299-309.
- Crane D. (1972) *Invisible Colleges: Diffusion of Knowledge in Scientific Communities*. Chicago: University of Chicago Press.
- Cross R., Cummings J.N. (2004) Tie and network correlates of individual performance in knowledge-intensive work. *The Academy of Management Journal*, 47, 6, pp. 928-937.
- Crossan M.D., Lane H.W., White R.E. (1999) An organizational learning framework: From intuition to institution. *Academy of Management Review*, 39, pp. 522-537.
- DeSanctis G., Monge P. (1999) Communication processes for virtual organizations. *Organization Science*, 10, pp. 693-703.
- Duguid P. (2003) Incentivizing Practice. Working paper. 2003.4.
- Evan W. (1966) *The organization set: Toward a theory of interorganizational relations*, in Thompson (a cura di), *Approaches to Organizational Design*. Pittsburgh: Pittsburgh University Press.
- Everett M.G., Borgatti S.P. (1991) Role colouring a graph. *Math. Soc. Sci.*, 21, pp. 183-188.
- Garvey W.D. (1979) *Communication, the Essence of Science: Facilitating Information Exchange among Librarians, Scientists, Engineers, and Students*. New York: Pergamon Press.

- Grandi A., Sobrero M. (1997) *Una prospettiva relazionale sulla progettazione organizzativa delle attività di R&S*, in Lomi A. (a cura di), *L'analisi relazionale dell'organizzazione*. Il Mulino. Bologna.
- Granovetter M.S. (1973) The Strength of Weak Ties. *American Journal of Sociology*, 78, 1360-1380.
- Granovetter M.S. (1985) Economic action and social structure: The problem of embeddedness. *American Journal of Sociology*, 91, 3, pp. 481-510.
- Hansen M. (1999) The search-transfer problem: The role of weak ties in sharing knowledge across organizational subunits. *Administrative Science Quarterly*, 44, pp. 82-111.
- Hansen M. (2000) Knowledge networks: Explaining effective knowledge sharing in multiunit companies. *Organization Science*, 13, pp.232-248.
- Hargens L.L. (1978) Relations Between Work Habits, Research Technologies, and Eminence in Science. *Sociology of Work and Occupations*, 5, pp. 97-112.
- Holland P.W., Blackmond Laskey K., Leinhardt S. (1983) Stochastic Blockmodels: First Steps. *Social Networks*, 5, pp. 109-138.
- Ibarra H. (1993). Personal networks of women and minorities in management: A conceptual framework. *Academy of Management Review*, 18, pp. 56-87.
- Knoke D., Burt R.S. (1983) *Prominence*, in Burt R.S., Minor M.J. (a cura di), *Applied network analysis*, Sage, Newbury Park, CA.
- Knorr Cetina K. (1999) *Epistemic Cultures: How the Sciences Make Knowledge*. Harvard University Press, Cambridge, MA.
- Laumann E.O. (1979) *Network analysis in large social systems: Some theoretical and methodological problems*, in Holland P., Leinhardt S. (a cura di), *Perspectives on Social Network Research*. New York: Academic Press.
- Latour B. (1987) *Science in Action – How to Follow Scientists and Engineers Through Society*. Milton Keynes: Open University Press.
- Latour B., Woolgar S. (1979) *Laboratory Life: The Construction of Scientific Facts*. Princeton University Press, Princeton, NJ.
- Levin P., White H. (1961) Exchange as a conceptual framework for the study of interorganizational relationships. *Administrative Science Quarterly*, 5, pp. 583-601.
- Lomi A. (1997) *Cercasi un lavoro, ovvero la base relazionale della scelta di affiliazione organizzativa*, in Lomi A. (a cura di), *L'analisi relazionale dell'organizzazione*. Il Mulino. Bologna.
- Long J.S., Allison P.D., McGinnis R. (1979) Entrance into the Academic Career. *American Sociological Review*, 44, pp. 816-830.
- Lorrain F., White H.C. (1971) Structural equivalence of individuals in networks. *Journal of Math. Sociology*, 1, pp. 49–80.
- Mascia D., Cicchetti A. (2005) Comunità della conoscenza e innovazione tecnologica. *Sviluppo&Organizzazione*, 209, pp. 103-113.
- Mehra A., Kilduff M., Brass D.J. (2001) The social network of high and low-self monitors: Implications for workplace performance. *Administrative Science Quarterly*, 46, pp. 121-146.

- Melin G., Persson O. (1997) Hotel Cosmopolitan. A bibliometric study of collaboration at European universities, *Journal of the American Society for Information Science*, 48, pp. 3-15.
- Morillo F., Bordons M. & Gomez I. (2003) Interdisciplinarity in Science A Tentative Typology of Disciplines and Research Areas. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 54, 13, pp. 1237-1249.
- Merton R.K. (1942) Science and Technology in a Democratic Order. *Journal of Legal and Political Sociology*, 1, 115-126.
- Merton R.K. (1988) The Matthew Effect in Science, II. Cumulative Advantage and the Symbolism of Intellectual Property, *ISIS* 79, pp. 606-623.
- Newman M.E.J. (2000) Who is the best connected scientist? A study of scientists co-authorship networks, SFI Working paper 00-12-64, Santa Fe.
- Nowicki K., Snijders T.A. (2001) Estimation and Prediction for Stochastic Blockstructures. *Journal of American Statistical Association*, 96, pp. 1077-1087.
- Oliver A.L., Ebers M. (1998) Networking network studies: an analysis of conceptual configurations in the study of inter-organizational relationships. *Organization Studies*, 19,4, pp. 549-583.
- Orlikowski W.J. (2002) Knowing in practice: Enacting a collective capability in distributed organizing. *Organization Science*, 13,1, pp. 249-273.
- Papa M.J. (1990) Communication network patterns and employee performance with a new technology. *Communication Research*, 17, pp. 344-368.
- Pelz D.C., Andrews F.M. (1976) *Scientists in Organizations: Productive Climates for Research and Development*. Ann Arbor, Mich: Institute for Social Research.
- Perry-Smith J.E., Shalley C.E. (2003) The social side of creativity: A static and dynamic social network perspective. *The Academy of Management Review*, 28, pp. 89-106.
- Powell W. (1996) Inter-organizational Collaboration in the Biotechnology Industry. *Journal of Institutional and Theoretical Economics*, 152, pp. 197-215.
- Profili S. (2004) *Il Knowledge Management. Approcci teorici e strumenti gestionali*. Franco Angeli. Milano.
- Salancik G.R. (1995) Wanted: a Good Network Theory of Organization. *Administrative Science Quarterly*, 40, pp. 345-349.
- Simon R.J. (1974) The Work Habits of Eminent Scientists. *Sociology of Work and Occupation*, 1, pp. 327-335.
- Snijders T.A., Nowicki K. (2004) Manual for BLOCKS version 1.6.
- Stankiewicz R. (1979) *The sage and the age of Swedish academic research groups and their scientific performance*, in Andrews F.M. (Ed.), *Scientific Productivity: The Effectiveness of Research Groups in Six Countries*, Cambridge University Press, Cambridge.
- Szulanski G. (1996) Exploring internal stickiness: Impediments to the transfer of best practices within the firm. *Strategic Management Journal*, 17: pp. 27-43.
- Sparrowe R.T., Liden R.C., Wayne S.J., Kraimer M.L. (2001) Social networks and the performance of individuals and groups. *The Academy of Management Journal*, 44, 2, pp. 316-325.

- Wasserman S.Y., Faust K. (1994) *Social Network Analysis. Methods and Applications*. Cambridge University Press, Cambridge.
- White H.C., Boorman S.A., Brieger R.L. (1976) Social Structure from Multiple Networks, I: Blockmodels of Roles and Positions. *American Journal of Sociology*, 81, pp. 730-780.

APPENDICE

Due o più individui si definiscono strutturalmente equivalenti se essi occupano una stessa “posizione” sociale. L'appartenenza ad una determinata posizione sociale sottende un certo grado di uniformità dei comportamenti, identificati sulla base della struttura dei legami instaurati con gli altri nodi della rete. Due o più individui dunque, anche se non direttamente in contatto tra loro, possono ugualmente occupare una stessa posizione sociale in quanto legati nella stessa maniera con tutti gli altri attori della rete. In questo caso, dunque, gli individui non vengono raggruppati sulla base del loro livello di unione o coesione, ma al contrario vengono associati a specifiche classi o posizioni sulla base della loro equivalenza strutturale.

Se consideriamo una matrice sociometrica, che identifica i nodi della rete di relazioni sulle righe e sulle colonne ed i dati relazionali nelle celle di intersezione della matrice, l'equivalenza strutturale di un dato insieme di nodi si determina normalmente permutando righe e colonne della matrice stessa utilizzando algoritmi specifici. L'obiettivo dell'equivalenza strutturale è duplice: da un lato identificare il numero di classi o blocchi all'interno di una struttura relazionale, ovvero quanti gruppi di attori manifestano una certa omogeneità relazionale; dall'altro, identificare quali e quanti nodi nel network appartengono ad una specifica “posizione” relazionale.

L'algoritmo da noi impiegato per identificare le diverse “posizioni” sulla base dell'equivalenza strutturale tra nodi è BLOCKS (Nowicki e Snijders, 2001)-, che utilizza un approccio di tipo stocastico chiamato *Markov chain Monte Carlo (MCMC)*. L'algoritmo si basa essenzialmente su vere e proprie simulazioni al fine di identificare il numero di classi (latenti), il che implica che i risultati possono essere diversi ogni volta che l'algoritmo viene riutilizzato. Quanto minori saranno le differenze tra i risultati ottenuti ogni volta che l'algoritmo viene applicato sui dati utilizzati, tanto più corretta e affidabile sarà l'analisi effettuata.

In questo articolo i dati relazionali utilizzati si riferiscono ai legami di collaborazione scientifica tra ricercatori e scienziati di una grande struttura di ricerca, sistemati in una matrice di adiacenza di dimensioni 483x483, in cui ogni nodo è rappresentato da un ricercatore ed i legami indicano la frequenza o l'intensità della collaborazione esistente tra coppie di ricercatori. Al fine di utilizzare BLOCKS, l'analisi ha richiesto alcuni aggiustamenti nei dati a disposizione. Per prima cosa, poiché BLOCKS lavora esclusivamente con valori compresi nell'intervallo -9 +9, si è proceduto con la dicotomizzazione la matrice con i dati relazionali sulla base del valore medio. Ciò vuol dire che ogni valore di cella uguale o superiore al valor medio, calcolato su tutti i valori di cella della matrice, è stato sostituito da un valore pari a 1. Nel caso contrario, ossia in caso di valori inferiori a quello medio, il valore di cella è stato sostituito con il valore 0. La matrice trasformata sulla base di questo criterio è stata inserita nel programma BLOCKS - versione 1.6 (Snijders e Nowicki, 2004).

In maniera del tutto simile a quanto richiesto dagli altri algoritmi (CONCOR, clustering gerarchico, etc.) che calcolano l'equivalenza strutturale, anche BLOCKS richiede l'inserimento del valore relativo alla numerosità delle classi che si intende individuare. In BLOCKS però, data la natura stocastica sottostante, esistono alcuni parametri che consentono di interpretare i risultati ottenuti, e scegliere il numero di classi più appropriato (Nowicki e Snijders, 2001). Il primo indicatore si riferisce al livello di informazione che è possibile associare all'appartenenza di uno o più nodi ad una specifica classe, posto che l'afferenza dei vertici di un network alle diverse “posizioni” sia già conosciuta. Questo indicatore, rappresentato dal parametro I_y , assume il valore 0 nel caso in cui la relazione tra ciascuna coppia di nodi in un network sia sufficientemente esplicitabile prendendo in considerazione l'appartenenza ad una o più posizioni. All'aumentare del valore di I_y si ha invece una riduzione del grado di informazione che l'appartenenza ad una specifica classe fornisce sulla relazione che lega due o più nodi. Il secondo indicatore, rappresentato dal parametro H_x , esplicita invece il grado di definizione e di chiarezza legato all'intera struttura relazionale, e si basa sulla probabilità π_{ij} che due nodi appartengano alla stessa classe. Se il parametro assume il valore 0 vorrà dire che ci sarà perfetta conoscenza sull'appartenenza di una coppia di nodi ad una data classe. Al contrario, H_x assumerà il valore 1 se per ogni coppia di attori la probabilità di appartenere ad una data classe è assolutamente incerta ($\pi_{ij} = 0,5$).

Al fine di identificare il numero di classi presenti nel nostro network, abbiamo inserito nel software i valori compresi tra 5 e 10, osservando i risultati forniti relativamente ai due parametri I_y e H_x . Anche se arbitrari, i valori da noi scelti sono coerenti con i valori massimi e minimi raccomandati dal programma. Normalmente, il numero di classi in corrispondenza del quale i due parametri assumono valori più bassi è quello che il ricercatore deve considerare più appropriato nella scelta. La Tabella C1 mostra i risultati dei due parametri, in corrispondenza del numero di classi di volta in volta inserite (riportato sulla prima colonna) e compreso nell'intervallo 8-10.

Oltre ai due indicatori, BLOCKS fornisce anche una riclassificazione dei nodi della rete sulla base di una matrice chiamata "Matrice della probabilità di appartenenza alla stessa classe", che fornisce i valori delle probabilità π_{ij} legate alla possibilità che due nodi i e j appartengano alla stessa classe.

L'analisi per blocchi, come anticipato, oltre ad identificare il numero dei gruppi sulla base dell'equivalenza strutturale che caratterizza i vari nodi della rete, assegna ciascun attore ad una specifica classe. L'obiettivo è di rilevare anche le relazioni che legano i vari blocchi. Per sintetizzare le relazioni nei e tra i vari blocchi viene normalmente utilizzata una *matrice immagine*, in cui vengono assegnati valori pari a 1 (*oneblock*) o 0 (*zeroblock*) a blocchi che rispettivamente presentano relazioni piuttosto intense o scarsamente intense.

Nell'analisi stocastica siamo tuttavia impossibilitati nel procedere nella elaborazione di una matrice immagine, visto che le classi non vengono specificate. In altre parole, non si è in grado di ricondurre i diversi ricercatori ai vari blocchi identificati attraverso i due parametri I_y e H_x . Ciò è d'altra parte diretta conseguenza del metodo utilizzato, che fornisce esclusivamente delle probabilità circa l'affiliazione di un determinato nodo ad una delle classi identificate.

Tabella C1 Parametri Nowicki - Snijders per numero di classi 8-10

| C | I_y | H_x |
|-----|-------------|-------------|
| 8 | 0,48 | 0,21 |
| 9 | 0,41 | 0,12 |
| 10 | 0,44 | 0,22 |

Una delle vie percorribili per superare questo problema prevede l'esclusione dall'analisi di tutti quei nodi per i quali il livello di l'incertezza relativa all'afferenza ad una specifica classe appare "sufficientemente" alta. In questo modo è possibile ricavare un network composto da un numero di attori più basso, ma per il quale è possibile tracciare una struttura relazionale più chiara sulla base dei livelli di probabilità ottenuti attraverso il processo di simulazione.

Seguendo questo criterio, dalla nostra analisi sono stati esclusi ben 22 ricercatori per i quali i livelli di incertezza sono apparsi troppo elevati. Per il rimanente numero di nodi ($n = 461$), i risultati che la "Matrice della probabilità di appartenenza alla stessa classe" (non riportata in questo articolo) fornisce, indicano che la probabilità complessiva π_{ij} che due nodi appartengano alla stessa classe è piuttosto bassa ($\pi_{ij} = 0,072$), mentre la probabilità complessiva per due vertici appartenenti alla stessa classe è piuttosto alta ($\pi_{ij} = 0,699$). In pratica, i risultati mostrano che le classi sono sufficientemente ben distinte tra di loro e che i livelli di ambiguità su quali siano i ricercatori afferenti a ciascun blocco identificato appaiono piuttosto modesti. La Tabella C2 riporta la matrice immagine ottenuta attraverso la dicotomizzazione delle tavole (*three way tables*) contenute in BLOCKS - seguendo il criterio della densità media - che rappresentano le frequenze utilizzate per la identificazione delle posizioni. Si ha dunque una trasformazione del tipo $y(i,j) = 1$ se $x(i,j) > \alpha$ e $y(i,j) = 0$ nel caso opposto (con il valore di $\alpha = 0,258$). Sulla base della matrice immagine così ottenuta è possibile esplicitare il diagramma delle relazioni che caratterizzano i diversi blocchi individuati (Figura 2).

Tabella C2 Densità relazionale e Matrice Immagine

| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 |
|---|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 0,632 | 0,213 | 0,123 | 0,199 | 0,187 | 0,212 | 0,511 | 0,134 | 0,091 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| 2 | 0,243 | 0,592 | 0,233 | 0,223 | 0,210 | 0,257 | 0,372 | 0,128 | 0,156 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| 3 | 0,221 | 0,219 | 0,162 | 0,243 | 0,189 | 0,098 | 0,452 | 0,300 | 0,167 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| 4 | 0,054 | 0,117 | 0,151 | 0,176 | 0,247 | 0,112 | 0,612 | 0,251 | 0,192 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| 5 | 0,065 | 0,254 | 0,308 | 0,141 | 0,455 | 0,134 | 0,115 | 0,239 | 0,098 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 6 | 0,049 | 0,257 | 0,540 | 0,204 | 0,601 | 0,066 | 0,211 | 0,453 | 0,211 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 7 | 0,091 | 0,122 | 0,561 | 0,555 | 0,012 | 0,229 | 0,591 | 0,023 | 0,245 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| 8 | 0,199 | 0,012 | 0,187 | 0,689 | 0,025 | 0,101 | 0,069 | 0,540 | 0,331 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 9 | 0,714 | 0,003 | 0,132 | 0,700 | 0,200 | 0,210 | 0,672 | 0,075 | 0,532 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 |