

Università degli Studi di Milano-Bicocca

**Dipartimento di Informatica, Sistemistica e Comunicazione
Dipartimento di Psicologia**



Fenomeni diffusivi nel mondo delle reti sociali

Relatore:

Prof. Giuseppe Vizzari

Tesi di Laurea di:
Federico Dionisio
Matr. N. 767269

Anno Accademico 2016/2017

Indice

Introduzione	4
Capitolo 1 - Sistemi complessi. Un quadro metodologico	6
1.1 Le origini della complessità	6
1.2 Proprietà emergenti e vincoli di un sistema	9
1.3 I sistemi complessi adattativi	10
1.4 Non linearità e feedback	11
1.5 Gerarchia dei livelli e auto-organizzazione	13
1.6 Le prime simulazioni: reti booleane e automi cellulari	15
1.7 Criticità auto-organizzata: self-organized criticality (SOC)	17
1.8 Teoria del caos: spazio degli stati e attrattore	18
1.9 Le biforcazioni catastrofiche	19
1.10 Le logiche evolutive dei sistemi complessi	21
1.11 Differenza tra sistema complesso e complicato	21
 Capitolo 2 - La scienza delle reti	 23
2.1 La teoria dei grafi	23
2.2 Le reti casuali: Erdős e Rényi	24
2.3 Le proprietà universali della complessità: le scoperte della fisica	27
2.4 La sociologia nelle reti: la teoria di Granovetter	29
2.5 La complessità della dinamicità	30
2.6 Il problema di piccolo mondo: l'esperimento di Milgram	31
2.7 Struttura e agency: il modello alfa	32
2.8 Il modello beta di piccolo mondo	35
2.9 Distribuzioni a legge di potenza: reti a invarianza di scala	37
2.10 L'effetto del nuovo arrivato: il modello competitivo	41
2.11 Le reti di affiliazione e il modello bipartito	44
2.12 Il problema della "searchability"	46
2.13 La multidimensionalità delle reti sociali	47
2.14 "Searchability" nelle reti peer to peer	50
 Capitolo 3 - Lo studio delle diffusioni nelle reti	 51
3.1 I modelli epidemici: modello SIR e crescita logistica	51
3.2 Modello SIR su reti di piccolo mondo	53
3.3 I primi studi sull'adozione delle innovazioni	54
3.4 Diffusione sulla rete a invarianza di scala	55
3.5 Modelli di percolazione	56
3.6 Decisioni collettive: cascate informative ed esternalità	57

3.7	Razionalità limitata ed esternalità	59
3.8	I modelli a soglia	61
3.9	Le cascate informative	62
3.10	Robustezza e fragilità	66
Capitolo 4 - Applicazione e simulazione di un modello diffusivo online		69
4.1	Descrizione del modello	71
4.2	Generazioni delle reti	71
4.3	Algoritmo di diffusione	76
4.4	Prima simulazione	77
4.4.1	Rete base	78
4.4.2	Rete modificata	79
4.4.3	Confronto rete base e modificata	80
4.5	Seconda simulazione	81
4.5.1	Rete base	82
4.5.2	Rete modificata	83
4.5.3	Confronto rete base e modificata	84
4.6	Infettività bassa e rimozione alta	85
4.7	Possibili sviluppi futuri	88
Capitolo 5 - Modelli e applicazioni delle diffusioni		90
5.1	Teoria dell'innovazione: modelli aggregati e individuali	90
5.2	Diffusioni con l'approccio delle reti	92
5.3	Il ruolo dei nodi di piccolo grado nelle diffusioni	94
5.4	La struttura nelle diffusioni: l'assortativity	96
5.5	L'influenza sociale e le esternalità	97
5.6	Struttura di rete e rinforzo sociale	101
5.7	Le diffusioni nel contesto online: Twitter e Facebook	105
Capitolo 6 - I fenomeni di massa nell'approccio delle reti: una ricostruzione storica		112
6.1	Le prime forme di raccolta di massa: giornali, pubblicità e propaganda	113
6.2	Nuovi mezzi di comunicazione: radio e televisione	116
6.3	L'avvento dei computer	120
6.4	Il culto dell'individuo	121
6.5	Il web e i social network: Facebook, Twitter e Instagram	123
Conclusioni		130
Appendice		133
Riferimenti bibliografici		137

Introduzione

Il lavoro in questione ha l'obiettivo di studiare le proprietà dei processi diffusivi sociali attraverso le lenti interpretative della scienza dei sistemi complessi e delle reti. Ripercorrendo le principali caratteristiche e scoperte di tali scienze multidisciplinari, si pongono le basi metodologiche per uno studio più consapevole delle complesse dinamiche diffusive sociali. Nel primo e secondo capitolo si illustrano le caratteristiche e le scoperte, rispettivamente, della scienza dei sistemi complessi e delle reti. In particolare, i concetti di non linearità, di proprietà emergenti e di vincoli dei livelli di un sistema costituiscono le peculiarità basilari di tutti i sistemi complessi. Il concetto fondamentale di non linearità viene evidenziato dalla teoria del caos, che rappresenta uno dei primi segnali dell'avvicinamento della scienza allo studio dei fenomeni complessi. La scienza delle reti, nel secondo capitolo, coincide con il naturale e conseguente tassello del paradigma metodologico necessario per lo studio delle propagazioni sociali. In particolare, si intendono analizzare le rappresentazioni utilizzate nella letteratura delle reti, quali modelli fondamentali per decifrare gli elementi distintivi delle reti sociali umane. Il primo tentativo di generare un modello di rete universale deriva dai matematici ungheresi Erdős e Rényi (1959) che, con il loro grafo casuale, hanno fornito una prima importante interpretazione di rete applicabile allo studio di molteplici fenomeni. Un secondo e fondamentale contributo coincide con il problema di *piccolo mondo* indagato dal modello di Watts e Strogatz (1998). Quest'ultimo cerca di comprendere l'affascinante capacità umana, dimostrata nell'esperimento di Milgram (1967), di riuscire a recapitare una lettera in pochi passaggi a individui sconosciuti. Un altro modello fondamentale è la rete *a invarianza di scala* di Barabási e Albert (1999), che riesce a spiegare molteplici rappresentazioni di fenomeni reali di propagazione. Il modello proposto da Barabási, infatti, in cui si ha una rete composta da pochi nodi con moltissimi collegamenti e una maggioranza di nodi con pochi link, si adatta perfettamente a numerose manifestazioni umane di disuguaglianza sociale o di *mimesi* collettiva. Tali fenomeni sono stati studiati nei diversi settori scientifici, i quali hanno attribuito specifiche denominazioni, dal principio di Pareto in economia, all'*effetto San Matteo* in sociologia (Merton, 1968). Questi diversi appellativi, tuttavia, possono essere spiegati dalle stesse dinamiche di rete riassunte dal modello a invarianza di scala. Un differente punto di vista è quello di Watts (2003), che si concentra maggiormente sulle strutture e sulla multidimensionalità delle reti sociali per studiare il problema della "searchability" di piccolo mondo, ossia l'abilità umana di "navigare" la propria rete sociale. Da tali analisi si vuole evidenziare l'importanza e la complessità della struttura della rete che influenza in modo significativo i processi diffusivi. Questi ultimi vengono introdotti, nel terzo capitolo, attraverso i principali modelli applicati in letteratura: dai modelli epidemici nello studio dei contagi, all'utilizzo delle reti casuali o a invarianza di scala quali strutture basilari per studiare le propagazioni. In generale, l'analisi delle diffusioni di mode, innovazioni, o prodotti di massa mette in evidenza come, spesso, le logiche evolutive di fondo siano comuni. La comprensione dei fenomeni diffusivi in letteratura ha condotto, nel tempo, alla formulazione di teorie più verosimili come, ad esempio, il passaggio dal concetto di agente economico puramente razionale a quello di agente dalla *razionalità limitata*. Tale tesi rappresenta una chiave di lettura fondamentale per comprendere come i limiti degli individui influiscano sulle dinamiche di propagazione sociale. Si parla, pertanto, di fenomeni come esternalità, cascate informative, o effetti di rete.

Con una maggiore consapevolezza sulla complessità e sull'importanza della struttura nello studio delle propagazioni sociali, si presenta, nel quarto capitolo, un modello che, rifacendosi ad un processo tipicamente epidemico, vuole essere una rappresentazione essenziale delle dinamiche diffusive di contenuti, o *Internet meme*, che avvengono nei *social network* online.

Attraverso alcune simulazioni al computer, quindi, si intende osservare il processo di diffusione su una rete a invarianza di scala, creata utilizzando l'algoritmo generativo di Barabási e Albert (1999). Quest'ultimo, caratterizzato dalla proprietà di *attaccamento preferenziale*, ossia dal fatto che i nodi aggiunti alla rete tendano a collegarsi a quelli che hanno già molti collegamenti, risulta essere una buona approssimazione delle strutture dei *social network*. Nelle dinamiche di propagazione di informazioni o contenuti online, infatti, sono spesso gli utenti più seguiti (con più connessioni o *follower*) ad avere più influenza sugli altri. Per tale ragione, si considerano unicamente le propagazioni che vengono innescate da questi nodi altamente connessi, o hub della rete. In particolare, volendo indagare il ruolo del grado dei nodi (quanti collegamenti o link ha ogni nodo) nel processo diffusivo, si realizza una seconda rete, ottenuta eliminando dalla prima rete specifici link ai nodi di grado medio-alto. L'obiettivo è quello di confrontare lo stesso processo diffusivo sulla rete originariamente generata dall'algoritmo dell'*attaccamento preferenziale* (definita base) e sulla rete manipolata (definita modificata), per osservare un'eventuale influenza della struttura della rete sulla propagazione. Successivamente, nel quinto capitolo, si riprendono i concetti introdotti nel terzo, al fine di approfondire ulteriormente gli studi di modelli diffusivi applicati in contesti empirici di reti sociali online. Più precisamente, si esplorano alcuni studi specifici che indagano le propagazioni (cascate) che si osservano su *social network* come Twitter e Facebook. In alcuni lavori, legati al contesto di Twitter, si mette in luce il ruolo dei nodi di piccolo grado insieme, nuovamente, alla struttura della rete nelle dinamiche diffusive. In un'altra analisi sul *social network* Facebook, invece, si cerca di studiare le caratteristiche delle cascate di particolari *meme* per sviluppare un metodo che riesca a prevedere il loro andamento.

Il sesto ed ultimo capitolo rappresenta una ricostruzione storica delle principali innovazioni mediatiche e dei conseguenti fenomeni di propagazione sociale, alla luce dei concetti della scienza dei sistemi complessi e delle reti. Ripercorrendo alcune rilevanti manifestazioni di massa si vogliono evidenziare le dinamiche umane nei processi di diffusione di mode, innovazioni, e norme sociali. Adottando il punto di vista di Tim Wu (2016), professore di legge della Columbia Law School, si descrive il ruolo che le industrie pubblicitarie (che Wu definisce *industrie dell'attenzione*), mosse dal sistema economico capitalistico, hanno avuto sui fenomeni diffusivi di innovazioni, prodotti di massa, tendenze e norme sociali. Dalle prime innovazioni come i giornali, i poster, la radio e la televisione, fino all'avvento di nuovi strumenti come il computer e lo *smartphone*, questi nuovi media hanno abilitato una tale raccolta di attenzione delle masse che le industrie pubblicitarie hanno costantemente sfruttato. Il successo di fenomeni culturali come determinati film, libri, celebrità, fino alla recente raccolta di attenzione dei *social network*, vengono interpretati come dei fenomeni che sfruttano le reti e le norme sociali del sistema complesso umano.

Infine, nelle conclusioni, si discutono i limiti del modello presentato nel quarto capitolo e dei modelli più specifici del quinto, sottolineando l'intrinseca difficoltà nello studio di fenomeni non lineari e caratterizzati da una dinamica dalla doppia natura: sia della rete sociale, che muta continuamente nel tempo, sia degli stessi meccanismi diffusivi che avvengono sulla rete.

Capitolo 1 - Sistemi complessi. Un quadro metodologico

1.1 Le origini della complessità

È semplicemente insensato, e addirittura astorico, approcciarsi allo studio di qualunque fenomeno legato alle reti sociali (offline e online), senza comprendere pienamente le fondamenta strutturali che la scienza delle reti può fornire. I principali protagonisti di tale “rivoluzione delle reti”, Albert-László Barabási con il suo libro “Link” (2002) e Duncan J. Watts con “Six Degrees” (2003), presentano in maniera molto chiara, ognuno con la propria visione, l’evoluzione di questo nuovo e fondamentale paradigma per comprendere la moltitudine dei sistemi complessi che ci circondano.

Prima di abbracciare la scienza delle reti, tuttavia, è opportuno soffermarsi sul “complicato” universo dei sistemi complessi che le reti cercano di districare. I primi contributi sul concetto contemporaneo di complessità hanno origine in alcuni scritti matematici pionieristici di fine Ottocento del fisico e matematico *Henri Poincaré*, che cercò di approcciarsi al problema fisico dei tre corpi in maniera più olistica. Poincaré ha fornito diversi contributi alla nascita della teoria del caos ed è considerato uno dei fondatori della branca matematica della topologia,¹ di cui si parlerà successivamente. Una spinta notevole alla corrente sistemica viene dalla figura poliedrica di Norbert Wiener, padre della cibernetica.² Studioso di matematica, filosofia, biologia e statistica, Wiener osservava i sistemi biologici per catturare i principi di auto-regolazione e riuscire a traslarli su servo-meccanismi. Da lui deriva il concetto di retropropagazione e feedback (le sue scoperte hanno permesso di creare la contraerea).²

In un’epoca storica dominata dal sovrastante pensiero razionalistico classico cartesiano, la scienza, durante gli anni Cinquanta e Sessanta, cominciò a svincolarsi da tale riduzionismo, in cui l’assunto fondamentale era studiare le singole parti per poter comprendere l’insieme nella sua totalità. Come giunti in una sorta di impasse metodologico, gli scienziati si sono resi conto che il mero assemblaggio di queste parti non portava alla comprensione del tutto, ma dinnanzi ai misteri della complessità. Ecco che Ilya Prigogine indagava per la prima volta i sistemi lontani dall’equilibrio; Kolmogorov e Solomonoff ideavano la complessità algoritmica; Edgar Morin concepiva la sua razionalizzazione del pensiero complesso; Von Bertalanffy, nell’ottica della sistemistica transdisciplinare, produceva la sua

¹ La topologia è lo studio delle proprietà delle figure e delle forme che non cambiano quando viene effettuata una deformazione senza “strappi”, “sovrapposizioni” o “incollature”. Per esempio, un cubo e una sfera sono oggetti topologicamente equivalenti (omeomorfi), perché possono essere deformati l’uno nell’altro senza ricorrere ad alcuna incollatura, strappo o sovrapposizione. Una delle principali applicazioni della topologia è la teoria dei grafi (si veda capitolo 2.1).

² Disciplina che si occupa dello studio unitario dei processi riguardanti «la comunicazione e il controllo nell’animale e nella macchina» per approfondire: Wiener, N. (1961). *Cybernetics or Control and Communication in the Animal and the Machine* (Vol. 25). MIT press.

teoria generale dei sistemi.³ In poche parole, la scienza della complessità cominciava a diffondersi. Successivamente, con l'avvento dei primi calcolatori, è stato possibile sfruttare la loro capacità computazionale per svolgere i primi esperimenti di simulazione e modellizzazione, al fine di studiare i sistemi dinamici complessi. Proprio grazie alla comparsa del computer fu possibile, per Edward Lorenz (1963), matematico e meteorologo statunitense, effettuare la prima dimostrazione sperimentale di variazioni finite di un sistema dinamico, a partire da variazioni infinitesime delle condizioni iniziali (intuizione già scoperta da Poincaré). Questo fenomeno di dipendenza sensibile alle condizioni iniziali, noto con il più celebre nome di *effetto farfalla*, è l'assunto fondamentale della cosiddetta *teoria del caos*. Quest'ultima è stata elaborata dopo la simulazione meteorologica di Lorenz, il quale, utilizzando un modello a dodici variabili, notò che minime variazioni dei parametri iniziali producevano enormi differenze nell'evoluzione delle precipitazioni. Si ottenevano così dei grafici in cui le traiettorie di stato risultavano sempre diverse tra loro, ma confinate entro un dato spazio – da cui il celebre nome di *effetto farfalla* (Figura 1.1).⁴

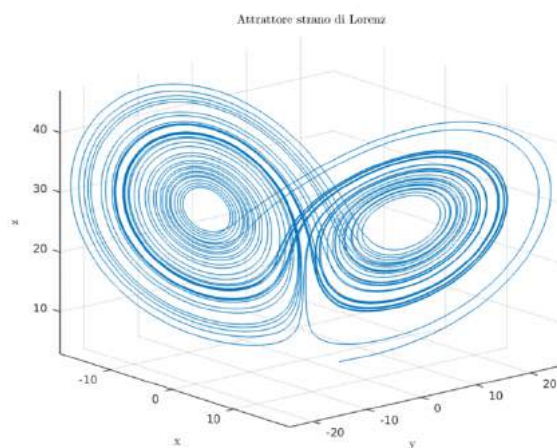


Figura 1.1: il fenomeno dell'effetto farfalla osservato per la prima volta dal meteorologo Edward Lorenz nel 1963 nello spazio degli stati del sistema analizzato da Lorenz.

Dopo gli studi di Lorenz si è cominciato a comprendere sempre più il tema della complessità e le sottili differenze all'interno di tale scienza, ad esempio tra sistemi complicati e sistemi complessi. I primi sono ascrivibili al concetto matematico di linearità: i sistemi rispondono in modo direttamente proporzionale alle sollecitazioni ricevute e si possono rappresentare analiticamente attraverso funzioni polinomiali. Questi sistemi rientrano nella dinamica lineare e rappresentano tutti quei problemi scomponibili in sotto-problemi, indipendenti tra loro e dominati da equilibrio e staticità. I secondi, invece, non possono essere studiati alla stregua della scomposizione indipendente dei sotto-problemi lineari a causa della loro natura interattiva di influenza reciproca. Una distinzione chiara, semplice e netta tra sistemi complicati e complessi, tuttavia, non è così immediata. Per stabilire, in generale, se un sistema è complesso, si considera: il numero delle componenti del sistema, la loro complessità intrinseca e la loro struttura ed interazione non lineare. Si pensi al cervello umano quale

³ S. Bandini, La sfida della complessità COMPLEXITY UNCHAINED: Complessità, 2015, Italia. Fonte: http://elearning.unimib.it/pluginfile.php/284462/mod_resource/content/3/Lezione%201%20Complessita%20it%202015.pdf, pp. 5-9.

⁴ Lorenz, E.N. (1963), Deterministic nonperiodic flow. In *Journal of Atmospheric Sciences*, 20, pp. 130-141.

tipico esempio di sistema complesso, che esibisce manifestazioni emergenti e fenomeni auto-organizzativi, a differenza di un programma software del computer, che può essere analizzato studiando le singole sottocomponenti che lo costituiscono. Come viene decifrato elegantemente da Gandolfi (1999), ciò che è complicato, dal latino *cum* più *plicatus* (piegato insieme), può essere “spiegato”, mentre ciò che è complesso, dal latino *cum* più *plexus* (intrecciato insieme), non può essere compreso se non nella sua interezza e nelle interazioni tra i suoi elementi. Dalle proprietà e caratteristiche descritte finora, si può desumere come la teoria della complessità rappresenti più una visione filosofica ed olistica del mondo, che viene studiato con le lenti di sistemi più o meno complicati e più o meno complessi.

Entrando nel dettaglio, tuttavia, lo sviluppo delle teorie legate al caos non riesce a cogliere pienamente i fenomeni coevolutivi peculiari degli organismi viventi (il settore applicativo più affascinante dei sistemi complessi). Lo studio di questi ultimi, ossia dei sistemi complessi adattativi (CAS – Complex Adaptive Systems) è, probabilmente, il principale campo di studio odierno della teoria della complessità. Alcuni esempi di “CAS” sono: le cellule, le organizzazioni, gli uomini, le società e il cervello. Holland (1995) descrive un sistema adattativo complesso come *“un sistema che emerge nel tempo in forma coerente, e si adatta ed organizza senza una qualche entità singolare atta a gestirlo o controllarlo deliberatamente”*.⁵ L’adattamento, inoltre, viene perseguito all’interno di una costante interazione tra il sistema stesso e il suo ambiente (coevoluzione).

La scienza dei sistemi complessi ha molteplici radici storiche in diversi settori e discipline. Vi sono, però, due concetti principali e caratteristici di questa scienza così multidisciplinare: l’*emergenza* e l’*auto-organizzazione*. Le proprietà emergenti di un sistema si osservano in molti fenomeni naturali e a determinati livelli, detti macroscopici, dal momento che non possono essere comprese semplicemente studiando le regole fisiche microscopiche che guidano il comportamento del sistema. Ad esempio, si può facilmente dire che un cane che scodinzola è vivo, ma è estremamente difficile spiegare che tipo di processi microscopici, a livello chimico e fisiologico, siano in atto nel suo corpo per rendere questo organismo “vivo”. Un altro tipico esempio del concetto di emergenza è la *coscienza*. Si può affermare con sicurezza che l’uomo sia cosciente, ma è difficile descrivere che tipo di processi neurofisiologici rendano un essere umano “cosciente”. Le proprietà dei livelli superiori o macroscopici (vivibilità, coscienza) coincidono con le proprietà emergenti dei sistemi. Se si osserva una proprietà di un livello macroscopico, che risulta essere diversa da ciò che sarebbe naturale aspettarsi dai livelli microscopici inferiori, si sta assistendo al fenomeno dell’emergenza.

L’altro concetto chiave della scienza dei sistemi complessi è l’auto-organizzazione, che, a volte, viene confusa con l’emergenza. Una chiara differenza, tuttavia, è che, mentre l’emergenza riguarda i diversi livelli del sistema, l’auto-organizzazione è legata al tempo (oltre che ai livelli). I sistemi complessi risultano, quindi, autosufficienti in quanto si organizzano spontaneamente con il passare del tempo producendo una struttura (un comportamento macroscopico non banale o “ordine”). Molti sistemi fisici, biologici e sociali mostrano un comportamento auto-organizzante, che potrebbe apparire

⁵ Si veda anche: De Toni A.F., Comello L. (2005), *Prede o ragni. Uomini e organizzazioni nella ragnatela della complessità*, Utet, Torino.

sorprendente e incomprensibile. Il concetto di auto-organizzazione, tuttavia, fornisce una spiegazione dinamica alle proprietà emergenti dei sistemi complessi.

1.2 Proprietà emergenti e vincoli di un sistema

Tornando alla storia della concezione di sistema, secondo la teoria generale dei sistemi (von Bertalanffy, 1968),⁶ per sistema si vuole intendere *“un complesso di parti, le quali, dotate di determinate connotazioni, istituiscono tra loro relazioni, tale che il comportamento di ciascuna di esse risulta contraddistinto dal legame in cui è coinvolto e viceversa. Tutte insieme conferiscono al sistema proprietà, che non sono la mera derivazione della somma delle note distintive delle parti, ma risultano del tutto originali”*.

Facendo riferimento anche alla teoria della dinamica dei sistemi (Forrester, 1971), queste scienze insegnano come alcune proprietà di un sistema si manifestino, e possano essere oggetto di studio, solamente a un certo livello, che emerge dall'interazione delle parti e non nelle sotto-componenti considerate individualmente. Queste proprietà, dette quindi emergenti, si ritrovano in molteplici tipologie di sistemi complessi e sono caratterizzate da diversi gradi di complessità come, ad esempio, la sincronia del volo di uno stormo di uccelli, la struttura dei formicai, la capacità dell'uomo di creare specifici gruppi, comunità fino a delle vere e proprie società.

È importante evidenziare che vi sono dei vincoli derivanti dai livelli sottostanti di un sistema. Per spiegare questo concetto si utilizza un esempio tratto dal manuale di Psicologia Generale di Cherubini (2012), attraverso il quale si intende chiarire come il sistema complesso “uomo” sia descrivibile considerando i suoi diversi livelli in interazione tra loro. Si pensi quindi ad un automobilista che si ferma davanti al semaforo rosso. In questo caso i sistemi sensoriali del guidatore (livello fisiologico) recepiscono le corrette lunghezze d'onda della luce che poi si manifestano percettivamente in colore rosso (livello psicologico). Se, infatti, la sorgente luminosa del semaforo fosse stata composta da raggi ultravioletti, non vi sarebbe stata alcuna reazione da parte dell'automobilista. Ecco quindi che si può definire un vincolo di *forward causation*, ossia di livelli sottostanti che limitano i livelli sovrastanti della realtà. Anche i livelli superiori, tuttavia, possono influenzare quelli inferiori. Il fatto che l'automobilista recepisca il colore rosso del semaforo a livello psicologico e decida, quindi, di fermarsi è dovuto alla presenza di una regola (se il semaforo è rosso devi fermarti) o norma sociale del livello sovraindividuale di realtà (la società) appresa dall'individuo. Ed ecco che si può parlare anche di vincolo di *backward causation* (o retroazione). In altre parole, lo studio di un qualsiasi comportamento umano deve necessariamente considerare i diversi livelli su cui opera e, soprattutto, i suoi vincoli, a partire da quelli biologici (*forward causation*) fino ad arrivare a quelli costruiti dalla società (*backward causation*). Riassumendo, come si può intuire, in generale la situazione è davvero complessa. In astratto, infatti, si può affermare che: i livelli fisiologici vincolano quelli psicologici che influiscono sui livelli sociali. Questi ultimi, a loro volta, condizionano le manifestazioni psicologiche

⁶ Bertalanffy L. von (1968) *General System Theory: Foundations, Development, Applications*, George Braziller, New York [edizione italiana: (1971) *Teoria generale dei sistemi*, Istituto librario internazionale, Milano; riedizione: (2004) *Teoria generale dei sistemi*, Mondadori, Milano]

dell'individuo ripercuotendosi fino ai livelli fisiologici e andando a creare, nell'insieme, un ciclo o, ancora meglio, una spirale di relazioni (Figura 1.2).



Figura 1.2: i diversi livelli dell'esistenza e i rapporti di proazione e retroazione in un sistema complesso. Fonte: Cherubini, P. (2012). *Psicologia generale*. R. Cortina.

Quando, dunque, si studia un sistema dinamico complesso come l'uomo, non si possono non considerare i diversi livelli su cui il sistema opera e come questi livelli si influenzino tra loro. L'uomo è solamente un esempio di sistema dinamico complesso, che esibisce tali caratteristiche d'interazione. Il tempo meteorologico, i mercati azionari, le maree, le cellule metaboliche e molti altri, sono tutti esempi di sistemi che mostrano l'onnipresente complessità che circonda l'essere umano. Una delle principali caratteristiche di tali sistemi risulta essere l'intrinseca caoticità matematica. La presenza di comportamenti non lineari, infatti, fa sì che alla minima variazione infinitesimale delle condizioni iniziali seguano variazioni descrivibili solamente da un'incalcolabile quantità di possibilità. Di seguito si illustrano le principali caratteristiche che accomunano i sistemi complessi secondo la lente interpretativa di Alberto Gandolfi (1999) nella sua introduzione alla scienza della complessità.

1.3 I sistemi complessi adattativi

Un aspetto di fondamentale importanza è la comprensione del concetto base di sistema. Intuitivamente si ha un sistema quando è presente un gruppo di parti che, interagendo tra loro, formano un tutt'uno. Per giungere ad un sistema, tuttavia, è necessario avere due elementi essenziali: energia e struttura. Quest'ultima, scaturita grazie a un flusso di energia, rende possibile una relazione tra le parti di un sistema, ossia permette a queste di interagire tra loro; permette di avere, quindi, un'interazione organizzata degli elementi base a formare un'entità organica e globale.

In generale, i sistemi complessi maggiormente studiati sono i sistemi complessi adattativi (CAS – Complex Adaptive Systems) vale a dire: *“dei sistemi aperti formati da numerosi elementi che interagiscono fra loro in modo non lineare e che costituiscono una entità unica, organizzata e dinamica, capace di evolvere e adattarsi nell'ambiente”* (Gandolfi, 1999).

In particolare, per sistema aperto s'intende un sistema che, comunicando con l'ambiente in cui è immerso (ricevendo degli input), risulta capace di evolvere (elabora gli input) e di adattarsi

all'ambiente attraverso una risposta, un comportamento, o un segnale (output che escono dal sistema, Figura 1.3).

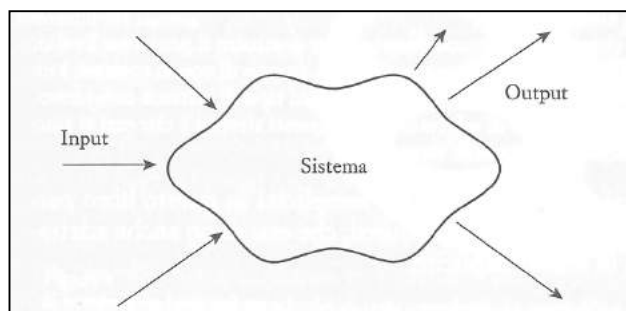


Figura 1.3: schema generale di un sistema che riceve degli input dall'ambiente. Questi vengono elaborati dal sistema il quale restituisce poi degli output nell'ambiente stesso. Fonte: Gandolfi, A. (1999). *Formicai, imperi, cervelli: introduzione alla scienza della complessità*. Bollati Boringhieri.

Il sistema è in continua comunicazione con il suo ambiente attraverso dei flussi (di materiali, d'informazioni o energetici). Questo aspetto è fondamentale per poter spiegare l'esistenza di una struttura. Dal latino *struere* "costruire", questa è ciò che dà ordine e forma alle relazioni delle sottocomponenti di un sistema e, per poter sussistere, ha bisogno di energia che viene estratta dall'ambiente.

1.4 Non linearità e feedback

Un altro concetto chiave è la non linearità, già menzionata in precedenza. Tecnicamente la non linearità si ha quando, anche se si varia in modo regolare l'input, l'output può comportarsi in maniera non regolare e non proporzionale alla variazione dell'input. È esattamente questo aspetto che ha portato gli studiosi a definire la teoria del caos,⁷ caratterizzata dai concetti di imprevedibilità (date le condizioni iniziali) e di autoreferenzialità (dove ogni elemento del sistema dipende dagli altri e viceversa).

Un esempio attuale di non linearità può essere visto nel complesso contesto dei *social network*. In particolare su Twitter, nella vicenda tra il politico Gasparri e un utente sconosciuto della rete (@DanieleTermite1), il quale, nel 2012, in seguito ad una discussione con il politico, ottenne un picco di popolarità e un aumento rilevante ed imprevisto di *follower*. Il tema del dibattito era il basso numero di *follower* posseduti dal profilo dell'utente, numero giudicato negativamente dal politico, che si è rivelato il fattore chiave della crescita improvvisa di "seguaci" nei confronti del profilo dell'utente sconosciuto. In ogni caso, il relativo picco di attenzione risulta essere un evento altamente momentaneo. Infatti, prima della discussione, il profilo di @DanieleTermite1 possedeva 48 *follower*, mentre, a un giorno dall'accaduto, ne aveva raggiunti 1576. Controllando, ad oggi, il numero di

⁷ Gleick, J. (1987). *Chaos: making a new science*. New York: Viking-Penguin.

follower dell'utente in questione, pari a 1512, si può constatare l'evento raro e circoscritto del picco d'attenzione generato e della natura non lineare di un ambiente complesso come un *social network*.⁸

Il punto di vista probabilmente più interessante, sulla dinamica dei sistemi complessi che fornisce Gandolfi (1999), riguarda il meccanismo del *feedback*. In particolare, si considera una topologia a rete per poter descrivere il potente strumento del feedback che i sistemi complessi utilizzano. In generale, si ha un feedback se si formano dei cicli, cioè se gli output finali ritornano nella sequenza, influenzando così il loro stesso input (Figura 1.4).

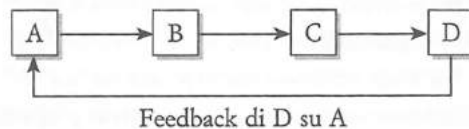


Figura 1.4: il principio del feedback dove un processo (D) influenza (positivamente o negativamente) un altro processo (A) che lo precede. In questo modo l'output del processo D va a influenzare l'input dello stesso processo. Fonte: Gandolfi, A. (1999). *Formicai, imperi, cervelli: introduzione alla scienza della complessità*. Bollati Boringhieri.

Vi sono quindi due tipologie di feedback: negativo e positivo.⁹ Il feedback negativo porta all'inibizione del processo con l'output finale che si "auto inibisce". Si pensi, ad esempio, al funzionamento omeostatico del livello di zucchero nel sangue che viene mantenuto costante grazie alla produzione di insulina regolata, appunto, da un ciclo di feedback negativo. Questa tipologia è considerata utile e vantaggiosa in quanto ha l'effetto di regolare e stabilizzare i sistemi. Con il feedback positivo (o ciclo di autocatalisi), al contrario, l'output finale va a stimolare nuovamente il processo iniziale, portando all'aumento dello stesso in un ciclo che si "auto rafforza". Un esempio calzante può essere, a livello tecnologico, la continua crescita delle vendite di DVD a discapito delle VHS e di molteplici fenomeni che accadono nel mondo reale nella diffusione di epidemie, di mode, e in generale, del fenomeno delle *cascade informative*, concetti che si affrontano nei capitoli successivi. Questi due fenomeni, ovviamente, si presentano entrambi nei sistemi complessi. Un esempio di tale cooperazione tra i due tipi di feedback si ritrova nelle celebri equazioni di Lotka e Volterra, che descrivono le dinamiche evolutive delle popolazioni di prede e predatori (Volterra, 1926). Come si può notare in Figura 1.5, si immagina una popolazione di volpi che si nutre di una popolazione di conigli. Il sistema in questione esibisce una dinamica oscillatoria per la presenza simultanea del feedback negativo (al crescere delle volpi diminuiscono i conigli) e del feedback positivo (con l'aumento dei conigli crescono le volpi).

⁸ Si veda sul tema: <http://www.liberoquotidiano.it/news/personaggi/1088606/-Sei-una-nullita--non-conti-niente---Gasparri-offende-i-followers-su-twitter.html>

⁹ Anche Forrester nei suoi modelli dinamici, ispirandosi alla cibernetica di Wiener, utilizza i concetti di feedback positivo e negativo. Fonte: Forrester, J. W. (1971). *World dynamics*. Cambridge MA: Wright-Allen Press.

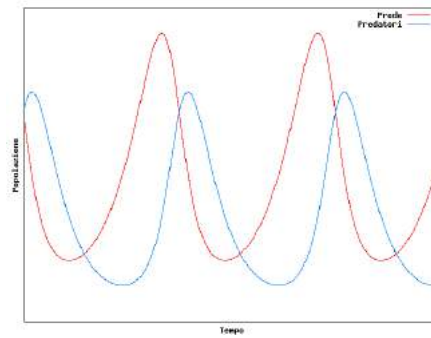


Figura 1.5: in matematica le equazioni di Lotka-Volterra, note anche come equazioni o modello preda-predatore, sono un sistema di equazioni differenziali non lineari che forniscono un modello matematico in grado di descrivere la dinamica di un ecosistema in cui interagiscono soltanto due specie animali: una come predatore, l'altra come preda. Questa modellizzazione matematica è stata proposta indipendentemente da Alfred J. Lotka nel 1925 e Vito Volterra nel 1926.¹⁰

1.5 Gerarchia dei livelli e auto-organizzazione

Tornando sul tema della struttura dei sistemi complessi, un punto cruciale è rappresentato dalla *gerarchia* che si viene a delineare. Nel momento in cui si ha una complessità crescente dei sistemi in gioco, le stesse possibilità creative e di combinazione crescono in modo esponenziale. Per chiarire il concetto, si pensi, ad esempio, alla gerarchia crescente di sistemi e di relativi sottosistemi, a partire dagli atomi e a salire con le molecole, le cellule, i tessuti, gli organi, gli individui fino a giungere ai gruppi, alle società e agli ecosistemi. Un tale scenario rappresenta una visione di estrema e impressionante complessità. È proprio a causa di tale difficoltà che la scienza ha esperito un tentativo di semplificazione, concentrandosi sui livelli in cui emergono specifiche proprietà e tralasciando la dinamica interna di tutti gli elementi. L'estrema gerarchia, che emerge da questo crescente gioco di interazioni tra sistemi complessi, viene spiegata come il risultato del fenomeno di *auto-organizzazione*. Con tale concetto, si cerca di chiarire la nascita di strutture sempre più complesse dovute all'azione cooperativa di sottosistemi, ossia di gerarchie. Quando un sistema si auto-organizza, emergono delle strutture o proprietà globali prima inesistenti e nasce così un nuovo livello gerarchico, in cui l'aspetto cruciale non sono più i singoli elementi che compongono il sistema, ma la relazione che intercorre fra questi elementi.

Un esempio efficace per chiarire il concetto è l'auto-organizzazione del mercato economico. Quest'ultimo è certamente un sistema complesso: possiede comportamenti non lineari, cicli di feedback e proprietà globali non desumibili dall'analisi delle componenti basilari (i consumatori non soffrono di bolle speculative, così come un investitore non è affetto da inflazione). Una di queste proprietà globali è stata descritta da due economisti, l'olandese Van Gelderen e il russo Kondratiev (1925), che hanno identificato delle regolarità nei cicli economici, vale a dire delle fluttuazioni abbastanza regolari in prossimità dell'impatto sul mercato di grandi innovazioni tecnologiche (Figura 1.6).

¹⁰ Fonte immagine: https://it.wikipedia.org/wiki/Equazioni_di_Lotka-Volterra.

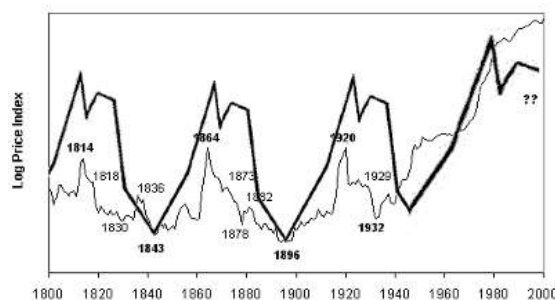


Figura 1.6: le onde di Kondratieff presentate nel suo libro I maggiori cicli economici (1925) caratterizzate da ampie fluttuazioni di 50-60 anni tra fasi di crescita e di recessione economica per presentare un esempio di proprietà globale che emerge dalle interazioni delle sottocomponenti del sistema mercato.¹¹

I cicli economici e l'inflazione sono solamente due esempi di proprietà globali, che emergono dall'auto-organizzazione del mercato economico mondiale, per il modo in cui quest'ultimo si è evoluto nella storia dell'uomo.

Il fatto più paradossale e allo stesso tempo straordinario, tuttavia, è la comparsa di una semplificazione del sistema con l'arrivo del nuovo livello gerarchico. Infatti, il sistema esibisce una struttura più semplice riuscendo a convogliare, in tale struttura, le molteplici configurazioni e diversità di uno stato caotico, giunte ad una soglia critica di complessità. Una volta stabilizzato, il nuovo sistema gerarchico inizia il cammino verso una successiva evoluzione, mostrando caratteri di complessità sempre maggiore fino a giungere ad un ulteriore stato di auto-organizzazione, dopo aver superato una soglia critica. Attraverso tale processo evolutivo si può spiegare, ad esempio, la dinamica evolutiva della stessa civiltà umana. A partire dai primi ominidi che, raccogliendosi in gruppi a base familiare, hanno creato la prima comparsa di un nuovo livello gerarchico superiore. Tale livello ha sia posto dei vincoli, togliendo delle libertà agli individui (per il fenomeno di *backward causation* o retroazione), sia dato una nuova struttura, un ordine ed una configurazione rappresentata ora dal gruppo.

Il filosofo francese Edgar Morin (1985) scriveva: *“un sistema è nel contempo qualcosa di più e qualcosa di meno di quella che potrebbe venir definita la somma delle sue parti. In che senso è qualcosa di meno? Nel senso che l'organizzazione impone dei vincoli che inibiscono talune potenzialità che si trovano nelle varie parti. E questo accade in tutte le organizzazioni sociali, nelle quali i vincoli giuridici, politici, militari, economici e di altro genere fanno sì che siano inibite e represses molte delle nostre potenzialità. Ma nel contempo il tutto organizzato è qualcosa di più della somma delle parti, perché fa emergere qualità che senza una tale organizzazione non esisterebbero. Sono qualità emergenti nel senso che sono constatabili empiricamente ma non deducibili logicamente”*.

Queste qualità emergenti corrispondono, quindi, alle già citate proprietà globali che emergono dopo un processo auto-organizzato. Per tornare all'esempio dell'evoluzione della civiltà umana, grazie allo sviluppo di questi “salti gerarchici” (associabili spesso alla comparsa delle principali innovazioni della storia), sono nati i primi villaggi e poi le prime città fino ad arrivare alla formazione di vere e proprie società organizzate. Ecco che torna la semplificazione del riassetto del sistema. Per comprendere le società umane, infatti, non si studierà il comportamento di ogni singolo individuo

¹¹ Fonte immagine: http://www.performancetrading.it/Documents/MpMercati/MpM_aKondratieff.htm

che le compongono, ma si osserveranno le proprietà globali del sistema società (norme culturali, assetti giuridici, andamento dei prezzi e così via).

1.6 Le prime simulazioni: reti booleane e automi cellulari

Un altro aspetto estremamente affascinante della complessità sta nel fatto che questa riesca a svilupparsi da regole molto semplici d'interazione tra le parti. Si pensi al caso del termitaio (Prigogine, Stengers, 1984) in cui le singole termiti, per costruirlo, seguono una semplice regola: trasportare e depositare un grumo di terra impregnandolo di un ormone che ne attrae altre. Le termiti successive, infatti, depositeranno il loro grumo di terra dove la concentrazione di ormone è maggiore. Attraverso una chiara esemplificazione di feedback positivo, le termiti riescono così a creare delle colonne di terra e a formare delle vere e proprie opere d'ingegneria in miniatura. Tutto questo sta a significare che l'ordine, spesso, emerge dal caos.

Una nuova modalità per studiare le dinamiche attraverso le quali un tale ordine possa emergere dal caos, si è affermata con l'arrivo dei computer. Tra i primi studiosi che hanno cercato di analizzare i sistemi complessi attraverso delle simulazioni a computer di modelli artificiali, si annovera il biologo matematico americano Stuart Kauffman,¹² con le sue reti booleane. Attuando le proprietà algebriche formalizzate da George Boole, le reti booleane sono caratterizzate da due parametri: il numero N degli elementi che compongono la rete ed il parametro K , ossia il numero di elementi a cui ognuno di essi è collegato e da cui viene influenzato. Ognuno di questi, infatti, può essere in due diversi stati: acceso o spento. Lo stato di ogni elemento viene quindi determinato dallo stato degli altri K elementi della rete, basandosi sulle regole della logica booleana. Kauffman, variando i due parametri fondamentali (N e K), ovvero grandezza e complessità d'interconnessioni, ha elaborato una fondamentale osservazione: le reti booleane mostravano una grande variabilità di comportamenti, passando da uno stato di staticità assoluta (da lui definito stato congelato), dove regna l'ordine e la stabilità, fino ad uno stato di completo caos, dove domina il disordine e la totale imprevedibilità. Variando K (detto parametro fondamentale o di controllo), Kauffman individua uno stato intermedio di confine, in bilico tra ordine e disordine, che si rivela molto più interessante degli altri due stati (quello statico e quello caotico). Rappresentando tale evoluzione su una sorta di mappa divisa in regioni, che simboleggiano tutti i possibili comportamenti del sistema (Figura 1.7), Kauffman (1993) afferma: *“proprio in questa regione della mappa si ha il comportamento più intelligente e creativo di un sistema, dove soprattutto il sistema ha la maggiore possibilità di evolvere, di adattarsi e di migliorare. Sembra inoltre che la selezione naturale porti i sistemi a posizionarsi e a mantenersi proprio in quella zona di transizione, in bilico fra l'anarchia della zona caotica e l'inane rigidità della zona ordinata”*.

¹² Kauffman, S. A. (1992). “The origins of order: Self-organization and selection in evolution”. In *Spin Glasses and Biology*, pp. 61-100.

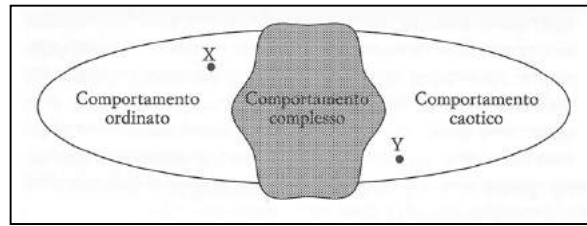


Figura 1.7: mappa degli stati di un sistema complesso nello studio delle reti booleane di Kauffman (1993). Ogni regione corrisponde a uno stato possibile del sistema: ordinato (congelato), disordinato (caotico) o complesso nella regione confinante tra le prime due. Se il sistema si trova nel punto X mostrerà un comportamento ordinato. Al contrario, nel punto Y un comportamento caotico. Fonte: Gandolfi, A. (1999). *Formicai, imperi, cervelli: introduzione alla scienza della complessità*. Bollati Boringhieri.

Un altro importante contributo arriva da Langton¹³ che ha studiato per anni un altro modello utile per osservare i sistemi complessi: gli automi cellulari. La logica non è molto diversa da quella delle reti booleane di Kauffman. Gli automi cellulari sono dei modelli matematici discreti, utilizzati nella teoria della computabilità, in matematica, fisica e biologia, per descrivere l'evoluzione nel tempo di sistemi complessi e rappresentare, quindi, un modello del mondo reale. Concepiti in origine da John Von Neumann, gli automi cellulari consistono di una griglia regolare di celle, ognuna delle quali può trovarsi in uno stato solitamente binario (viva o morta, accesa o spenta, nera o bianca ecc.). Questi automi, interagendo tra di loro su una griglia o su di una linea, si influenzano a vicenda seguendo delle regole fisse, che determinano lo stato successivo di ogni cella in relazione alle dinamiche interazionali del vicinato con cui ogni cella è in contatto. Il risultato però più interessante riscontrato da Langton è la scoperta, anche nel suo modello ad automi cellulari, delle stesse dinamiche emerse negli esperimenti di Kauffman sulle reti booleane. Il parametro di controllo definito da Langton, “lambda” (λ), controllava il modo in cui le cellule si scambiavano informazioni. Se λ era basso l’informazione si trasmetteva lentamente ed il sistema era in uno stato “congelato”. Se λ era alto, invece, l’informazione scorreva velocemente nella griglia. Dopo molteplici simulazioni a computer (dove variavano le dimensioni della popolazione di automi e le grandezze delle matrici), anche Langton identifica gli stessi stati visti da Kauffman con la sola eccezione della suddivisione dello stato stabile in due tipologie: comportamento fisso o congelato e comportamento periodico od oscillante (Figura 1.8).

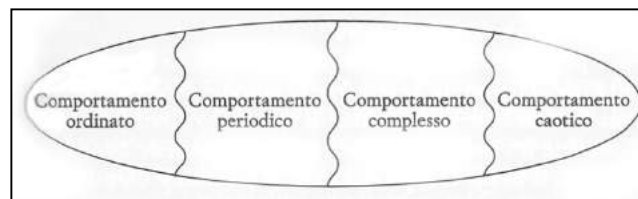


Figura 1.8: mappa degli stati per un automa cellulare secondo Langton. Come per le reti booleane (Figura 1.7) Langton individua quattro tipologie di comportamenti al variare del parametro fondamentale λ : comportamento fisso, periodico (oscillante), complesso e caotico. Fonte: Gandolfi, A. (1999). *Formicai, imperi, cervelli: introduzione alla scienza della complessità*. Bollati Boringhieri.

La zona di maggiore complessità era perciò quella in mezzo tra il comportamento più statico e ordinato ed il comportamento caotico, ossia nella zona di confine dove il sistema necessita di energia per permanervi. Una analogia potente a sostegno di tale concetto è legata alla biologia e, in particolare,

¹³ Si veda: Levy, S. (1993). *Artificial life: A report from the frontier where computers meet biology*. Random House Inc.

all'evoluzione della vita stessa. Quest'ultima, infatti, si sviluppa principalmente in ambienti liquidi (stato complesso) laddove lo stato solido (statico) e lo stato gassoso (caotico) sono incapaci di veicolare al meglio le informazioni necessarie per sostenere le strutture vitali. Il concetto cruciale è che la vita si è sviluppata nella zona in bilico fra ordine e disordine, cioè nell'ambiente liquido.

1.7 Criticità auto-organizzata: self-organized criticality (SOC)

Un altro risultato rilevante arriva dal fisico Per Bak che, insieme ai suoi colleghi (Per Bak, Tang, & Wiesenfeld, 1987), studia i concetti di “criticità auto-organizzata” e di stato critico dei sistemi complessi dinamici con un attrattore. Per fare ciò, Bak esegue un semplice esperimento con un mucchio di sabbia (Figura 1.9). Costruendo un apparecchio che rilascia granelli di sabbia si genera un mucchio collocato sopra un piatto circolare. In particolare, facendo cadere un granello di sabbia alla volta, il mucchio cresce; i pendii diventano sempre più ripidi e cominciano a verificarsi le prime valanghe. Con le dimensioni del mucchio che aumentano, anche la dimensione media delle valanghe cresce, fino a raggiungere il suo stato critico, ovvero quel punto dove la quantità di sabbia introdotta viene compensata dalla sabbia che cade oltre i lati del piatto circolare. Si è raggiunta, quindi, una sorta di stabilità del sistema, in quanto la pendenza del mucchio rimane statisticamente costante nel tempo nonostante le valanghe. Questo stato critico rappresenta, perciò, una sorta di “attrattore del sistema” che, una volta raggiunto, lo riporta sempre a quel livello.

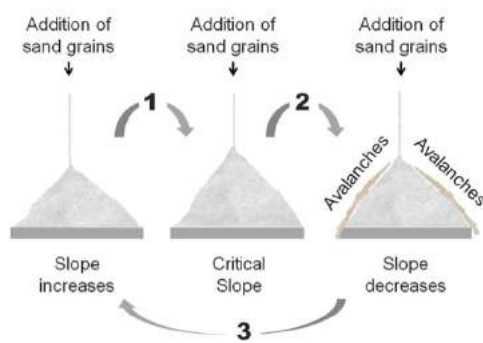


Figura 1.9: esperimento svolto da Per Bak e colleghi negli anni '80 per mostrare la “criticità auto-organizzata”.

Bak e colleghi hanno inoltre notato come la frequenza delle valanghe sia descrivibile da una distribuzione a *legge di potenza*; vale a dire che le grandi valanghe sono molto rare a differenza di quelle di piccole dimensioni. Tale regolarità statistica, che, come si vedrà nel secondo capitolo, si applica al modello delle reti a invarianza di scala (Barabási & Albert, 1999), racchiude un concetto universale che si ritrova in innumerevoli fenomeni. Inoltre, le stesse dinamiche di “criticità auto-organizzata” e valanghe dalla frequenza descrivibile da una legge di potenza, si possono osservare nel fenomeno dei terremoti dove, secondo Bak, la crosta terrestre avrebbe raggiunto uno stato critico permanente. Lo stesso Bak così definisce il concetto di “criticità auto-organizzata” (Bak & Chen, 1991): “*molti sistemi complessi evolvono spontaneamente verso uno stato critico in cui un evento anche piccolo scatena una reazione a catena che può coinvolgere un numero qualsiasi di elementi del sistema. Benché nei sistemi complessi i piccoli eventi siano più numerosi delle catastrofi, reazioni a catena di*

qualunque entità sono parte integrante della dinamica dei sistemi stessi. Secondo questa teoria il meccanismo che porta ai piccoli eventi è identico a quello che scatena i grandi.”

1.8 Teoria del caos: spazio degli stati e attrattore

Concentrandoci ora sulla dinamica e quindi l'evoluzione dei sistemi complessi, risulta inevitabile tornare agli albori del suo sviluppo con la già citata teoria del caos. Nata grazie agli esperimenti di Edward Lorenz del 1961 su modelli matematici per la simulazione a computer di eventi meteorologici, la teoria del caos ottiene fin da subito un grande seguito nel mondo scientifico e non solo (si veda: Gleick, 1987). Lorenz, che utilizzava delle formule matematiche deterministiche, volendo ripetere una lunga simulazione, per risparmiare tempo, immise i valori della curva del suo modello, corrispondenti a un certo istante della simulazione precedente. Il risultato fu assolutamente inaspettato. Secondo la logica deterministica, infatti, gli stessi valori di partenza avrebbero dovuto restituire una curva dall'andamento identico. Ma così non fu. Dopo una somiglianza iniziale, infatti, le due curve cominciarono a divergere. Lorenz si rese conto che per svolgere la seconda simulazione aveva inserito un valore arrotondato quasi identico al valore della prima simulazione (da 0,506127 a 0.506). Il sistema, partendo da condizioni iniziali minimamente differenti in maniera praticamente trascurabile, aveva amplificato questa leggerissima variazione, restituendo delle condizioni meteorologiche assolutamente diverse. Il tutto utilizzando delle equazioni deterministiche. Il fenomeno in questione, noto oggi con il nome di *effetto farfalla*, può essere visto alla luce di un fenomeno di feedback positivo, che permette a minime variazioni di essere amplificate dando origine a perturbazioni e risultati assolutamente imprevedibili, anche se alla base vi sono delle leggi deterministiche. Questa imprevedibilità è una caratteristica che si ritrova spesso nei sistemi complessi e che può essere attribuita alla dinamica stessa dei sistemi, considerati nella simultaneità dei loro processi. Il caos, quindi, ha sicuramente un ruolo importante in natura, in quanto rappresenta la forza della varietà e il punto cardine del processo creativo. Per descriverlo con le parole di Merry del suo libro “Coping with Uncertainty” (Merry & Kassavin, 1995): *“Il caos è il ricco terreno nel quale è nata la creatività. Il caos profondo è un passaggio naturale, inevitabile ed essenziale nel processo di trasformazione di ogni forma di vita. [...] Il caos è il padre dell'innovazione. Il caos è la base della capacità della vita di auto-organizzarsi. Il caos rompe le catene dell'universo deterministico e garantisce all'umanità un infinito grado di libertà nel forgiare il proprio mondo. Una miscela di ordine e caos è lo stato naturale di ogni forma di vita”*. I sistemi complessi, nondimeno, non sono sempre stravolti dal caos. Come abbiamo già visto in precedenza con il concetto di mappa degli stati dei modelli di Kauffman e Langton, i sistemi complessi afferiscono a quello stato che sta in mezzo tra l'ordine statico ed il caos e in cui, in generale, si hanno lunghi periodi di relativa stabilità, intervallati da rari eventi di caos e disordine. Si pensi, ad esempio, alle guerre nelle società umane, agli incendi delle foreste e così via.

Continuando sulla scia della dinamica dei sistemi, non si può non parlare del concetto di *attrattore* (già nominato in merito allo stato critico raggiunto dal sistema del mucchio di sabbia). Un sistema può, infatti, essere teoricamente descritto da uno *spazio degli stati*, che rappresenta tutti gli stati possibili del sistema. Si immagini il sistema preda-predatore (Figura 1.5) dove il numero di conigli e di volpi coincide con le variabili del sistema. Questo spazio degli stati può essere rappresentato da un

grafico cartesiano. Aggiungendo, però, in tale semplice sistema ecologico un altro elemento e quindi un'altra variabile (come il numero di piante), bisognerà aggiungere un asse al grafico, che diventerà tridimensionale. Ragionando in questi termini risulta evidente l'impossibilità di procedere in questa maniera nei confronti di un sistema complesso reale come, ad esempio, un ecosistema biologico che può essere composto da milioni di elementi. In ogni caso un *attrattore* si può definire come una regione dello spazio degli stati che "attrae" il sistema, mentre si realizza nel tempo la sua dinamica, che può essere costituita da diversi attrattori.

1.9 Le biforcazioni catastrofiche

Gandolfi attraverso le lenti di Ervin László (1991), filosofo della scienza alla ricerca di meccanismi generali e universali dei sistemi, descrive l'elegante concetto di *biforcazione catastrofica* per spiegare la dinamica evolutiva di un sistema complesso. Applicabile, quindi, ai sistemi complessi sociali e politici, ma anche a quelli biologici, l'idea di base è che ogni sistema, durante il suo sviluppo, esibisca delle fluttuazioni che sono causate da perturbazioni esterne o interne al sistema. Grazie al fenomeno principe dell'inibizione, ovvero il feedback negativo, i sistemi complessi hanno la facoltà di assorbire tali perturbazioni, mantenendo più o meno costante il loro ambiente e dando origine al fenomeno già citato dell'omeostasi. Quest'ultima, tuttavia, non dura in eterno in quanto può essere seguita da periodi di instabilità (biforcazione catastrofica) e, il sistema, trovandosi in uno stato di caos, può svilupparsi in risultati imprevedibili, mosso da cicli di feedback positivo. Queste dinamiche di caoticità si verificano quando il sistema raggiunge e oltrepassa il suo punto critico, o attrattore, e durano fintanto che una fluttuazione non si imponga sulle altre, riportando il sistema in un nuovo stato di stabilità (Figura 1.10).

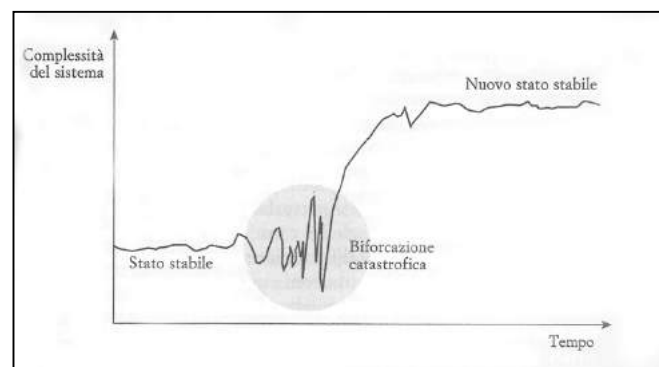


Figura 1.10: evoluzione di un sistema complesso. Dopo un periodo di lunga stabilità in cui le perturbazioni sono state neutralizzate soggiunge un periodo d'instabilità rappresentato da una biforcazione catastrofica. Durante la biforcazione il sistema è in uno stato caotico e il futuro del sistema è imprevedibile. Infine una fluttuazione si impone sulle altre portando il sistema verso un nuovo stato stabile. Fonte: Gandolfi, A. (1999). *Formicai, imperi, cervelli: introduzione alla scienza della complessità*. Bollati Boringhieri.

Nello specifico, il livello critico può essere oltrepassato a causa di due motivi:

- Perturbazioni interne: evoluzione spontanea del sistema stesso, dovuta alle interazioni tra gli elementi e le strutture interne che rendono poi il sistema sensibile alle minime perturbazioni (sia interne che esterne) e che lo possono portare nel caos (Figura 1.11);
- Perturbazione esterna troppo grande: fa oltrepassare il limite omeostatico naturale del sistema.

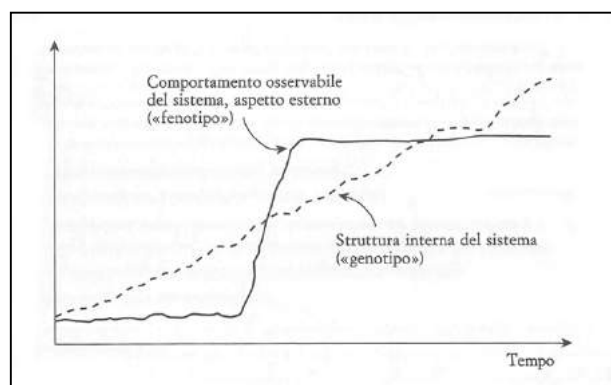


Figura 1.11: evoluzione spontanea del sistema stesso secondo l'analogia biologica del DNA in cui molti cambiamenti interni (del genotipo) sono di per sé insignificanti ed invisibili. Con l'evoluzione però l'accumulo di tanti piccole perturbazioni si ottengono effetti macroscopici e visibili (brusco cambiamento nel fenotipo del sistema). Fonte: Gandolfi, A. (1999). *Formicai, imperi, cervelli: introduzione alla scienza della complessità*. Bollati Boringhieri.

L'aspetto interessante, quindi, è comprendere quali siano le forze ed i meccanismi che permettano ai sistemi, di fronte ad una tale complessità, di non lasciarsi travolgere dalle innumerevoli perturbazioni, evitando così il caos permanente. Secondo il fisico premio Nobel Prigogine (Prigogine & Stengers, 1984): *“più un sistema si fa complesso più numerosi diventano i tipi di fluttuazioni che ne minacciano la stabilità. Come possono quindi esistere sistemi della complessità di un'organizzazione ecologica o sociale? Come riescono tali sistemi a evitare il caos permanente? Una risposta parziale a questo dilemma può venire dagli effetti stabilizzanti dei fenomeni di comunicazione o diffusione. [...] C'è una competizione tra la stabilizzazione data dalla comunicazione e l'instabilità causata dalle fluttuazioni”*. In poche parole, più vi è una buona comunicazione o diffusione nel sistema, più decresce la possibilità di fluttuazioni destabilizzanti rendendo il sistema più robusto. Diventa perciò immediata l'applicazione di un simile ragionamento ai sistemi sociali. Il crescente livello di comunicazione, infatti, in un mondo sempre più interconnesso e globalizzato, rappresenta la causa sia della notevole robustezza alle fluttuazioni, sia della facilità con cui le stesse, una volta superato il punto critico, si diffondono in tutto il sistema (si vedano i concetti di reti multiscala e di ultrarobustezza delle reti del paragrafo 3.10).

Per riassumere i concetti finora presentati, i sistemi, durante la loro evoluzione d'adattamento con l'ambiente (da cui il concetto di sistemi adattativi complessi), entrano in una fase di instabilità critica, definita come *biforcazione catastrofica*. In tale fase domina sovrano il caos e, anche le più minime fluttuazioni, che nella normalità non avrebbero innescato una reazione di tale portata, possono venire amplificate da intensi cicli di feedback. L'aspetto più singolare di tale fase è che, una volta avvenuta la biforcazione catastrofica (o catastrofe di sistema), sia la casualità a guidare il sistema. La comunicazione fra gli elementi diviene perciò casuale e anarchica e le perturbazioni che avvengono in una regione periferica potrebbero propagarsi in tutto il sistema. Queste dinamiche erano le stesse che subentravano nelle reti booleane di Kauffman o negli automi cellulari di Langton, una volta che il fattore critico veniva superato, manipolando il parametro di controllo (variabile relativa alla modalità ed al grado di comunicazione fra gli elementi). In poche parole, il futuro del sistema, in tale fase, è dettato puramente dal caso e dall'imprevedibilità e, quindi, non si può prevedere a priori quale fluttuazione si imporrà come nuovo attrattore del sistema. Non si possono anticipare preventivamente quali saranno le interazioni e la nuova organizzazione emergente che rappresenterà il successivo livello gerarchico.

Queste dinamiche evolutive dei sistemi adattativi complessi si possono ritrovare, ad esempio, nello sviluppo del progresso scientifico. Nel saggio *“La struttura delle rivoluzioni scientifiche”* il filosofo Khun (1970), in maniera estremamente elegante, mostra come la scienza non si sia evoluta in maniera graduale, ma in una modalità molto simile al percorso evolutivo degli animali o delle società. La scienza, infatti, è caratterizzata da lunghi periodi di stabilità, garantita dai paradigmi scientifici, interrotti da eventi rari e destabilizzanti che corrispondono alle rivoluzioni scientifiche. Il paradigma coincide con l'insieme di valori, convinzioni e dogmi che vengono accettati dalla maggioranza della comunità scientifica di una determinata epoca. Con la ricerca e lo sviluppo scientifico, però, si cominciano ad accumulare delle anomalie fino ad arrivare al raggiungimento di un punto critico, in cui il paradigma viene messo completamente in discussione e sostituito con uno più adeguato. Ecco che si verifica, quindi, una *biforcazione catastrofica*. Si pensi, ad esempio, al fallimento del paradigma astronomico tolemaico (visione geocentrica) a favore della visione copernicana (eliocentrica) supportata da Galileo Galilei, o ad altre rivoluzioni scientifiche, come la teoria gravitazionale di Newton o la teoria relativistica di Einstein.

1.10 Le logiche evolutive dei sistemi complessi

Gandolfi (1999) illustra le cosiddette “regole del gioco”, così definite da László (1991), per riassumere le caratteristiche universali e peculiari, valide per tutti i sistemi complessi. In particolare:

- Più un sistema è complesso e lontano dall'equilibrio più stati stabili questo avrà a disposizione durante una biforcazione catastrofica (e quindi più possibilità o gradi di libertà).
- Dopo la biforcazione il sistema tenderà ad essere più complesso e ad avere una migliore gestione in almeno uno dei tre fattori fondamentali di un sistema complesso: elaborazione delle informazioni, gestione dell'energia e gestione dei materiali. Si pensi, ad esempio, alle prime società umane dopo fluttuazioni tra gruppi dispersi di uomini, in cui l'energia, le informazioni e i flussi di materiali vengono organizzati e gestiti in modo più efficiente ed efficace.
- Una biforcazione catastrofica non porta necessariamente ad un risultato “positivo” o ad un livello migliore del sistema. Il risultato potrebbe anche essere una regressione ad un livello di complessità inferiore o alla distruzione totale del sistema. Si immagini, infatti, alle rivolte o alle guerre che causano crisi economiche o sociali, oppure all'estinzione di specie animali.

Gli esempi sopra citati e queste “regole del gioco” hanno l'obiettivo di mostrare come le dinamiche evolutive dei sistemi complessi, che si adattano all'ambiente, posseggano una validità universale. Per questa ragione, scienziati e ricercatori afferenti ad aree molto diverse hanno utilizzato l'approccio sistemico per studiare fenomeni biologici, storici, sociali, o politici. La logica di una dinamica evolutiva è quindi comune a tutti i sistemi complessi.

1.11 Differenza tra sistema complesso e complicato

Per illustrare un'altra importante caratteristica dei sistemi complessi si ritorna sulla differenza tra complesso e complicato. Ciò che distingue maggiormente un sistema complesso da uno complicato è l'aspetto della prevedibilità. Il comportamento di quest'ultimo, infatti, è prevedibile se si conoscono

tutte le parti che lo compongono e le loro relazioni. La distinzione principale è la robustezza posseduta dal sistema, vale a dire la sua capacità di assorbire stimoli e perturbazioni senza risultarne danneggiato. Questa resilienza deriva, perciò, dal tipo di elementi che compongono il sistema e, ancor di più, dalla relazione che intercorre fra questi. La non linearità, frutto della lunga evoluzione del sistema stesso, si può spiegare grazie al fenomeno della ridondanza. Gli elementi di un sistema complesso agiscono in parallelo e contemporaneamente; e se uno di questi viene a mancare, il sistema non ne risulta influenzato. Un caso esemplificativo di notevole robustezza è il cervello umano e la sua peculiare *neuroplasticità*, cioè la capacità di riadattarsi nel momento in cui alcuni elementi vengono danneggiati a causa di traumi. Il cervello riesce ad eseguire le stesse funzioni, svolte in precedenza dalle aree ora danneggiate, attraverso altre regioni cerebrali. Una tale ripetitività risulta, invece, difficile da realizzare nei sistemi complicati progettati dall'uomo. Per fare un esempio pratico, la ridondanza di codice in un software rappresenta un inutile consumo di potenza di calcolo e di memoria, e viene rifiutata in favore dell'eleganza di un programma dal codice minimale, breve e che svolga la sua funzione. La conseguenza di ciò è un sistema complicato estremamente sensibile ai minimi errori di programmazione, poco flessibile e che non tollera i comportamenti aleatori e casuali, tipici delle interazioni che avvengono nei sistemi complessi. La capacità dei sistemi complessi di adattarsi e di evolvere trova negli errori un meccanismo dalla fondamentale importanza, tanto da portare la biologa tedesca von Weizsäcker a parlare di "*error-friendliness*" (1998). Tale concetto vuole cogliere la naturale predisposizione per l'errore, che i sistemi biologici possiedono e che viene utilizzata dal sistema nella sua evoluzione. Si pensi, ad esempio, all'errore nel processo di copiatura dei geni nel DNA.

Con in mente questi tratti caratteristici, con cui si cerca di identificare le leggi naturali comuni nell'universo sfuggente della realtà della complessità, si illustra il percorso con cui la scienza studia le strutture e le interconnessioni dei sistemi complessi: la scienza delle reti.

Capitolo 2 - La scienza delle reti

2.1 La teoria dei grafi

Per illustrare la scienza delle reti sono stati utilizzati due testi fondamentali di due personaggi altrettanto basilari nello studio di questo nuovo paradigma scientifico: *Six degrees: the science of a connected age* (2003) del matematico e sociologo Duncan J. Watts e *Linked: the new science of networks* (2002) del fisico Albert-László Barabási.

Sorge nel lontano 1736, in un saggio del matematico Eulero, l'antenato di questo recente approccio multidisciplinare ed interdisciplinare della scienza delle reti: la teoria dei grafi.

Eulero presentò una rigorosa dimostrazione matematica per risolvere il celebre problema dei sette ponti di Königsberg, una piccola città prussiana (oggi città russa chiamata Kaliningrad), non molto lontana da San Pietroburgo (Figura 2.1). Gli abitanti della cittadina, in un periodo di prosperità economica e di pace, si svagavano con questo particolare rompicapo: “è possibile eseguire un unico cammino lungo i sette ponti senza mai attraversare lo stesso due volte?”

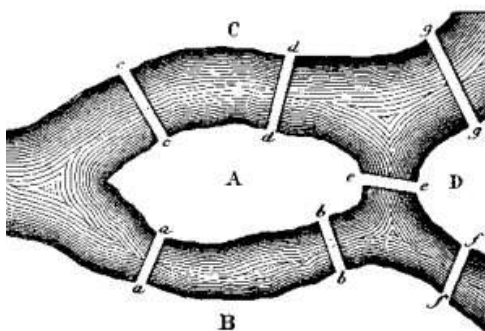


Figura 2.1: la mappa dei ponti di Königsberg prima del 1875, anno della costruzione dell'ottavo ponte. Il fiume Pregel circonda l'isolotto di Kneiphof (A) e la zona di terra (D) racchiusa fra i due rami del fiume.¹⁴

Eulero, con la sua elegante trattazione matematica, non solo risolse il rompicapo, ma inaugurò, inconsciamente, una produttiva branca della matematica: la teoria dei grafi. Il suo genio fu intravedere la struttura nascosta studiandola in un modo differente, ossia attraverso un grafo composto da nodi o vertici, collegati da link o spigoli. Ogni porzione di terra, vista quindi come un nodo, viene codificata dalle quattro lettere dell'alfabeto A, B, C e D, mentre i ponti, immaginati come collegamenti o link tra i nodi, sono rappresentati con le prime sette lettere minuscole (a, b, c, d, e, f, g). Eulero, quindi, dimostrò che i nodi, che possedevano un numero dispari di link, dovevano per forza trovarsi all'inizio o alla fine del percorso in questione. Quest'ultimo, per risultare un cammino continuo che non passasse mai per lo stesso ponte due volte, doveva avere un punto di partenza ed uno di arrivo. Per tali ragioni un grafo come quello in questione, con più di due vertici con un numero dispari di link (tutti e quattro i nodi in questo caso), non può permettere un percorso simile che risulta essere, quindi, impossibile a causa della stessa struttura o topologia della rete osservata. Il messaggio

¹⁴ Fonte immagine: <http://discettazionieranti.blogspot.it/2014/11/la-teoria-dei-grafi-partire-da.html>

implicito e nascosto che si deve a Eulero sta nel fatto che i grafi, o le reti, possiedono intrinsecamente delle proprietà che derivano dalla loro stessa struttura emergente. Solamente nel 1875, gli abitanti di Königsberg si decisero a dare ascolto alla dimostrazione di Eulero costruendo un ottavo ponte che collegava le zone B e C. Da quel momento i nodi con un numero dispari di link erano diventati solamente due (A e D), che corrispondevano, all'inizio e/o alla fine della passeggiata.

La teoria dei grafi crebbe fortemente diventando una branca della matematica, che si diffuse in innumerevoli discipline dalla fisica, l'economia, la biologia, l'informatica, l'ingegneria fino all'antropologia e la sociologia. Ogni disciplina ha poi sviluppato la propria versione di una teoria delle reti, contraddistinta da un linguaggio ed un metodo specifico. Se, da una parte, i fisici e i matematici possiedono delle competenze analitiche e computazionali per studiare le reti, dall'altra risulteranno carenti nelle conoscenze legate alle reti sociali e quindi ai comportamenti individuali e di gruppo e alle norme culturali di cui sono dotati sociologi, antropologi e psicologi. Questo messaggio è utile a sottolineare come la scienza delle reti rappresenti l'approccio maggiormente multidisciplinare della storia della scienza e come necessiti di una visione il più possibile globale ed interdisciplinare che tenga conto, allo stesso tempo, dell'apporto conoscitivo di tutte queste discipline. L'aspetto tuttavia limitante e perciò cruciale dello studio dei grafi nel passato è che questi furono osservati e analizzati quali oggetti di pura struttura, le cui proprietà rimangono fisse nel tempo. In verità, le reti reali sono caratterizzate da elementi individuali che svolgono dei compiti, che agiscono e che mutano nel tempo. Le reti, quindi, sono oggetti dinamici, parti integranti di sistemi che evolvono continuamente e che cambiano e si adattano nell'ambiente in cui vivono. Con questi tratti in mente si ripercorre lo sviluppo storico delle principali teorie e dei progressi della scienza delle reti.

2.2 Le reti casuali: Erdős e Rényi

Uno dei primi tasselli fondamentali nello studio delle reti (e di come queste si formino) proviene da due matematici ungheresi, Erdős e Rényi, e dalla loro teoria delle reti casuali (Erdős & Rényi, 1959). Erdős, figura eccentrica ed uno dei più grandi matematici della storia, pubblicò nella sua vita quasi 150 articoli scientifici, più di qualunque matematico della storia dopo Eulero. Insieme al matematico Alfred Rényi, inventò la teoria formale dei grafi casuali. Essi proposero un elegante modello matematico che riuscisse a descrivere e rappresentare, nella maniera più semplice possibile, tutti i grafi complessi. Ogni sistema reale, tuttavia, è diverso da tutti gli altri. Si pensi alle reti sociali, a Internet, al web, o al cervello umano; ognuna di queste reti ha le sue specifiche peculiarità ed evoluzioni. La sfida che Erdős e Rényi hanno cercato in parte di risolvere era quella di ottenere un modello semplicistico che riuscisse a spiegare una caratteristica comune, globale e quindi universale di reti così tanto complesse ed eterogenee. È così che giunsero al meccanismo più naturale e semplice possibile per la creazione e la dinamica delle reti: la connessione casuale dei nodi. Un grafo di questo tipo, quindi, è una rete di nodi connessi da link in modo puramente casuale. Per utilizzare un'analogia del biologo matematico americano Stuart Kauffman (1996), già incontrato in precedenza con le reti booleane, si immagina di gettare sul pavimento una scatola piena di bottoni (Figura 2.2).

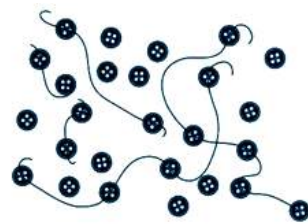


Figura 2.2: un grafo casuale visto secondo la metafora di Kauffman come un insieme di bottoni collegati da stringhe di filo in maniera casuale.¹⁵

Dopodiché, scegliendo casualmente coppie di bottoni, si colleghino con dei fili. Ripetendo tale processo un numero sufficiente di volte tale per cui ogni bottone abbia almeno, mediamente, un collegamento ad un altro bottone, accadrà un fenomeno alquanto inaspettato. Quando si hanno moltissimi bottoni o nodi, e si hanno pochi link tra questi, i componenti¹⁶ che si creano saranno prossimi allo zero in rapporto alla totalità della rete. Quando, invece, ogni bottone ha in media almeno un altro collegamento, ecco che si sorpassa la soglia, o *punto critico*, ed improvvisamente la parte del grafo occupata dal componente più grande (o cluster gigante) aumenta rapidamente da quasi zero a quasi uno, e il numero di bottoni che viene inglobato nel cluster cresce in maniera esponenziale (Figura 2.3).

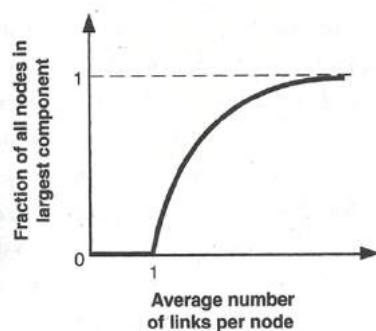


Figura 2.3: connettività di un grafo casuale dove la quantità di nodi connessi in un singolo componente cambia improvvisamente quando la media del numero di link per nodo sorpassa il valore uno che rappresenta quindi la soglia critica. Fonte: Watts, D. J. (2003). *Six degrees: the science of a connected age*. Norton.

Fu questa la più grande scoperta di Erdős e Rényi: l'emergenza di un unico grande insieme di nodi, o cluster gigante, in cui ogni nodo risulta raggiungibile da qualunque punto del grafo o rete. Questo fenomeno è stato poi applicato dalle diverse discipline, che lo hanno definito con terminologie a loro proprie. Per i matematici si parla infatti di emergenza di un *componente gigante*; i fisici lo definiscono quale fenomeno della *percolazione* e della *transizione di fase* (modello matematico usato per spiegare ad esempio il passaggio da acqua a ghiaccio); i sociologi si riferiscono all'evento con il termine *comunità*. Il fenomeno della transizione da una fase di disconnessione ad una di connessione, e il punto in cui ciò accade, può essere letto allo stesso modo della dimostrazione dei ponti di Königsberg di Eulero, ossia come una proprietà emergente dovuta alla topologia e alla struttura delle reti. Questa

¹⁵ Fonte immagine: <https://larvalsubjects.wordpress.com/2009/08/05/entropy-from-objects-to-networks/>

¹⁶ Newman definisce così in una rete il concetto di componente: "Il componente a cui appartiene un vertice è quell'insieme di vertici che può essere raggiunto da esso grazie a percorsi che si delineano lungo i link del grafo." Fonte: Newman, M. (2010). *Networks: an introduction*. Oxford university press.

caratteristica risulta di rilevante importanza nello studio dei grafi in quanto, se due nodi non sono parte dello stesso componente o cluster, questi non possono interagire, comunicare, o influenzarsi l'un l'altro. Un componente gigante, semplicemente, permette la connessione tra elementi anche molto distanti nella rete, scongiurando l'eventualità che fenomeni circoscritti siano percepiti solo localmente. Un tale ragionamento ha implicazioni in una vasta serie di fenomeni di diffusione quali le epidemie, le mode culturali, fino a fenomeni di natura fisica come l'insorgenza della magnetizzazione. Le reti del mondo reale, tuttavia, sembrano di norma superare di gran lunga la soglia critica pari a uno precedentemente descritta dal modello del grafo casuale. Un neurone è spesso collegato a dozzine di altri; una molecola partecipa a più di una reazione chimica; noi esseri umani abbiamo diversi amici e conoscenti.

La teoria dei grafi, tuttavia, prima della scoperta rivoluzionaria di Erdős e Rényi, era una disciplina focalizzata sullo studio di grafi regolari, in cui i nodi hanno tutti esattamente lo stesso numero di link. Con l'arrivo del modello delle reti casuali, i meccanismi fondamentali, che governano le dinamiche evolutive, si fanno meno regolari e più ambigui in quanto dominati da medie e probabilità. Ogni nodo ha, infatti, la stessa probabilità di ottenere un link rispetto agli altri nodi. La distribuzione di probabilità che un grafo casuale esibisce rispetto al grado dei nodi è stata dimostrata da Bollobas (1981), uno degli allievi di Erdős, attraverso un istogramma derivato da una "distribuzione di Poisson". Tale distribuzione possiede un punto di massimo che evidenzia come tutti i nodi della rete abbiano un numero medio di link, mentre, ai lati del picco, la distribuzione crolla rapidamente, suggerendo come le deviazioni dalla norma della media siano molto rare. Se si applicasse la distribuzione di Poisson alle reti sociali, si otterrebbe che tutte le persone abbiano la stessa probabilità di possedere il medesimo numero di amici e conoscenti, in modo poco variabile attorno alla media. Vi sono, tuttavia, infiniti esempi a indicare in maniera empirica come le reti del mondo reale non siano affatto governate dalla casualità della distribuzione di Poisson. Si pensi, infatti, alle reti sociali di cui ogni essere umano fa parte. Di solito le persone non scelgono gli amici in maniera del tutto casuale, ma si basano sulle conoscenze che già possiedono rispetto ai gruppi e ai contesti di cui fanno parte. Per considerare un altro esempio, come le visite alle pagine web, si può ben immaginare come queste non abbiano tutte la stessa probabilità di ricevere gli stessi click. Allo stesso modo, molte altre reti esibiscono dinamiche fortemente distanti dalla casualità del modello di Erdős e Rényi, suggerendo come questa teoria non sia una buona rappresentazione delle reti del mondo reale. I due matematici ungheresi, infatti, non erano interessati ad elaborare una teoria universale che cogliesse in modo concreto i processi evolutivi delle reti del mondo reale, ma erano più attratti dalla bellezza matematica intrinseca del loro modello.

Compiendo un piccolo passo indietro è interessante notare come, in realtà, il modello delle reti casuali sia stato scoperto circa dieci anni prima degli studi di Erdős e Rényi, da parte di un gruppo di ricerca dell'Università di Chicago guidato da un matematico di nome Anatol Rapoport (Rapoport, 1957; Solomonoff & Rapoport, 1951). Figura poliedrica che ha dato contributi a innumerevoli discipline (dalla psicologia, alla teoria dei giochi, dallo studio delle reti sociali fino all'epidemiologia), Rapoport intuì l'importanza del contributo dei diversi settori ai fini dello studio dei modelli di rete. In particolare, indagando le dinamiche di contagio delle epidemie, Rapoport si chiese se esistesse un livello critico di connessione della rete, tale per cui potesse verificarsi un passaggio da popolazioni infette, relativamente isolate, ad un'unica massa collegata. Fu lo stesso ragionamento a cui giunsero successivamente Erdős e Rényi con il concetto di cluster gigante. Rapoport e colleghi, quindi,

elaborarono un modello di grafo casuale che, anche se meno elegante e rigoroso di quello dei due ungheresi, utilizzò per studiare questo fenomeno. Il gruppo di Chicago cercò di andare oltre. Continuando a studiare ed analizzare le reti sociali, Rapoport si accorse che la casualità non poteva spiegare la dinamica sottostante, secondo cui le persone tendono ad associarsi ad altri soggetti a loro simili. Tale fenomeno, conosciuto nello studio delle reti sociali con il nome di omofilia (*homophily*),¹⁷ venne applicato da Rapoport nel suo modello, attraverso la nozione di chiusura triadica, che porterebbe, in una rete, alla formazione di triangoli (la base a livello sociale del concetto di gruppo). Si immaginino, infatti, due persone che non si conoscono affatto, che hanno però un amico in comune. Queste due persone avranno più probabilità, nel tempo, di conoscersi tra loro andando perciò a formare una triade o triangolo nella rete. Rapoport concepì il fenomeno dell'omofilia come una deviazione (*bias*) associata al modello generale di grafo casuale (da qui il concetto di *random-biased nets*). Con questo approccio, tuttavia, si delineava il vero problema del modello. Il fatto di distaccarsi in qualche modo dall'ipotesi di pura accidentalità del grafo casuale portava a non comprendere più in modo chiaro e rigoroso l'evoluzione della rete. Nel modello di Rapoport, questa deviazione, applicata attraverso la chiusura triadica, portava al fenomeno inaspettato di generare non solo cicli di lunghezza tre, ma anche cicli di lunghezze superiori (Figura 2.4).

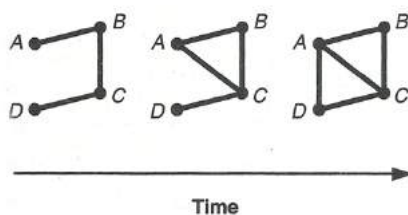


Figura 2.4: deviazione o bias del fenomeno della chiusura triadica che porta risultati inaspettati generando cicli di lunghezza superiore a tre. Nell'esempio ABC e ACD producono ABCD. Fonte: Watts, D. J. (2003). *Six degrees: the science of a connected age*. Norton.

Questo punto debole emergeva a causa dello stesso processo dinamico della costruzione della rete in cui si considera come input, per ogni link che si crea, lo stato corrente in cui si trova la rete. Gli studi di Rapoport e colleghi degli anni Cinquanta, quindi, non riuscirono a progredire oltre, anche perché ostacolati dalla mancanza del potere di calcolo dei computer e della possibilità di ricavare grandi quantità di dati sulle reti sociali da analizzare.

2.3 Le proprietà universali della complessità: le scoperte della fisica

Un altro importante tassello, appartenente a un campo completamente differente, arriva dal mondo della fisica e, nello specifico, dallo studio del processo di magnetizzazione. Analizzando rigorosamente le proprietà del livello individuale che le particelle possiedono, i fisici cercarono di comprendere la struttura che queste esibiscono nella loro interazione e le proprietà del livello di gruppo che emergono.¹⁸ Dopo le scoperte di Maxwell sulla profonda equivalenza tra campo elettrico

¹⁷ Si veda sul tema: McPherson, M., Smith-Lovin, L., & Cook, J. M. (2001). Birds of a feather: Homophily in social networks. *Annual review of sociology*, 27(1), 415-444.

¹⁸ Si veda sul tema: Sornette, D. (2006). *Critical phenomena in natural sciences: chaos, fractals, selforganization and disorder: concepts and tools*. Springer Science & Business Media.

e magnetico, i fisici giunsero alla rappresentazione di un magnete, quale insieme di particelle, viste a loro volta come piccoli magneti dotati di autonoma direzione e orientamento (denominato “momento magnetico” o “spin”). Di conseguenza, si ha un magnete quando tutte le particelle che lo compongono hanno lo spin orientato nella stessa direzione. L’aspetto più interessante, però, è che l’orientamento dello spin di ogni particella è influenzato solamente dal momento magnetico delle particelle vicine e quindi in maniera locale. Questo non spiega come possa emergere un allineamento globale del sistema nel momento in cui vi sono diversi gruppi di spin che si allineano localmente, in assenza di un’unità centrale che gestisca il tutto. Per uscire da questo impasse e magnetizzare un pezzo di metallo, serve un’energia esterna, rappresentata da un altro campo magnetico. Le particelle del metallo, quindi, a causa di stimoli esterni, giungono ad un livello critico, detta anche fase di transizione, in cui tutte le parti del sistema agiscono come se riuscissero a comunicare nonostante la loro natura locale. In tale condizione di criticità, anche piccole perturbazioni, che in tutti gli altri casi non avrebbero portato a risultati simili, si possono diffondere in tutto il sistema, che esibisce la comparsa di un coordinamento globale in assenza di un’unità centrale. Le scoperte sul processo della magnetizzazione si sono diffuse anche ad altri fenomeni fisici di cambiamento di stato, come il congelamento dei liquidi o la superconduttività dei materiali, mostrando il loro carattere universale. Questi fenomeni fisici sono tutti caratterizzati da un punto critico e da un passaggio improvviso, ossia da una transizione di fase che, se oltrepassata, comporta il cambiamento immediato delle proprietà intrinseche degli oggetti di studio. Analogamente a quanto scoperto da Rapoport ed Erdős e Rényi con i grafi casuali, in cui emergeva un cluster gigante, anche dei fenomeni naturali mostravano profonde similitudini nei processi dinamici di base. L’aspetto più affascinante e potente, come visto in precedenza nello studio delle caratteristiche dei sistemi complessi, è che anche qui si può notare come sistemi così diversi posseggano le stesse leggi fondamentali alla base della loro evoluzione. Questo concetto di universalità esprime tutta la sua attrattiva se esteso allo studio di fenomeni afferenti a sistemi tanto diversi quanto complessi: i sistemi sociali od economici; le reti di amici e conoscenti; le società; le aziende; i mercati finanziari. Se nei sistemi naturali della fisica si è compreso pienamente il loro funzionamento, partendo dall’analisi del livello individuale degli elementi, nei sistemi sociali ed economici, invece, il comportamento dei singoli individui rimane ancora una questione troppo complessa da incanalare rispetto al livello globale del sistema. Un tentativo proposto da economisti e matematici, per spiegare in parte il comportamento umano, deriva dalla *teoria della razionalità*, secondo cui ogni essere umano viene visto come un agente economico guidato puramente dai propri interessi ed esigenze.¹⁹ Cercando di migliorare (e rendere più plausibile) una teoria così scientificamente rigorosa, Herbert Simon propose, negli anni Cinquanta, il concetto di *razionalità limitata* (Simon, Egidi, & Marris, 1995). Distaccandosi dall’assunto di pura razionalità, tuttavia, non si capiva più in modo chiaro quali leggi, meccanismi e proprietà seguire, così come Rapoport, abbandonando l’ipotesi di pura casualità del grafo casuale, non sapeva più spiegare le deviazioni che osservava nel suo nuovo modello. Una delle ragioni per cui non si è ancora giunti ad una comprensione dei fenomeni sociali ed economici, al pari di quelli naturali, è che i fisici hanno utilizzato strumenti e metodi unicamente afferenti al loro mondo. Ecco che, ad esempio, le interazioni

¹⁹ Si veda sul tema la teoria della razionalità economica di Adam Smith in: Smith, A., & McCulloch, J. R. (1838). *An Inquiry into the Nature and Causes of the Wealth of Nations*. A. and C. Black and W. Tait.

tra le persone vengono studiate alla stregua delle interazioni tra gli atomi su un reticolo regolare, riferendosi ai modelli fisici di percolazione (si veda capitolo 3.5). Diventa perciò indispensabile uno studio *interdisciplinare* nell'analisi di reti sociali o economiche in cui, conoscenze afferenti a diversi settori, possano fornire il loro contributo per decifrare l'universalità alla base dei sistemi complessi.

2.4 La sociologia nelle reti: la teoria di Granovetter

È soprattutto la sociologia che cerca di decifrare le dinamiche comportamentali degli individui, considerati nelle strutture di gruppo (come i diversi contesti politici, economici e culturali). Per tale ragione i sociologi, a differenza dei fisici, si sono concentrati molto di più sulle proprietà strutturali e di gruppo. Negli anni, si sono quindi delineati due principali filoni di tecniche legate all'analisi delle reti sociali. Il primo valuta la struttura della rete rispetto alla corrispettiva struttura sociale, secondo la quale gli individui possono essere categorizzati in base all'appartenenza a diversi gruppi. In questo senso le reti rappresentano l'impronta dell'identità sociale dell'individuo. Il secondo filone, invece, si concentra nell'intendere la rete come un mezzo per la diffusione di informazioni, di mode culturali o di processi d'influenza. Il ruolo di una persona, quindi, non dipende solamente dalla sua identità sociale data dai gruppi a cui appartiene, ma anche dalla posizione che questa possiede all'interno di dei gruppi della rete sociale. Uno dei precursori che prese in considerazione l'apporto di entrambi i filoni (e che fece un passo in avanti verso il problema del mondo piccolo), fu il sociologo Mark Granovetter con il concetto della "*forza dei legami deboli*" (Granovetter, 1973). Ispirato dai seminari di Harrison White, uno dei primi sociologi a utilizzare il concetto di rete nelle scienze sociali, Granovetter studiò due comunità di Boston per comprendere come le persone formino le reti sociali e come usino i contatti con gli altri soggetti per trovare lavoro. Intervistando diversi manager e professionisti, il risultato era spesso lo stesso. La maggior parte delle persone aveva trovato lavoro non grazie agli amici, ma per merito di semplici conoscenti. Infatti, paradossalmente, gli amici più stretti sono coloro con cui si condividono più contesti, più informazioni e più gruppi a differenza dei conoscenti (i legami deboli), che possono rappresentare un vero e proprio ponte di collegamento con altri ambienti, informazioni e quindi lavori (Figura 2.5).

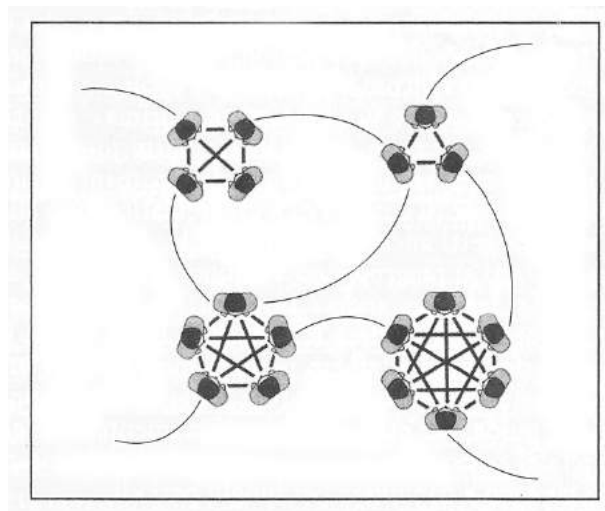


Figura 2.5: secondo la teoria di Granovetter la società sarebbe composta da gruppi o cluster di amici stretti tenuti insieme da legami forti e dalla presenza di legami deboli che connettono alcuni membri di queste cerchie a dei conoscenti. Fonte: Barabási, A.-L. (2002). *Linked: the new science of networks*. Perseus Pub.

Secondo le osservazioni di Granovetter la società sarebbe quindi composta da cluster o cerchie molto strette di amici, dove tutti conoscono tutti, e da pochi legami deboli, che uniscono alcuni membri di cluster diversi. Di conseguenza, i legami deboli possiedono un'estrema importanza, in quanto collegano questi gruppi evitando il loro isolamento. Dal punto di vista più analitico, una rete così descritta corrisponde ad un insieme di grafi completi (tanti piccoli cluster dentro i quali ogni nodo è connesso a tutti gli altri), con la presenza di pochi link che li collegano fra loro. Un modello del genere rappresenta una visione di una società molto diversa dalla concezione di casualità di Erdős e Rényi, benché molto più verosimile rispetto al nostro senso comune. Il contributo di Granovetter è stato probabilmente uno dei primi tentativi di unificare il livello locale ed individuale con quello di sistema e gruppo (contesti, comunità, popolazioni).

2.5 La complessità della dinamicità

L'interessante aspetto che Watts (2003) sottolinea, e che è già stato in qualche modo presentato nella parte sui sistemi complessi, è l'intrinseca difficoltà di afferrare pienamente le dinamiche evolutive di sistemi come le reti sociali, in cui gli intrecci evolutivi e la loro simultaneità complicano enormemente la questione. Il rischio, in cui spesso gli studiosi delle reti si imbattono, è quello di considerare le reti come entità statiche e congelate invece che entità dinamiche, che evolvono nel tempo sotto l'influenza di forze specifiche. Questa illusione ha portato a studiare le reti e le loro strutture come un insieme statico di metriche che, in ogni caso, hanno permesso di comprenderle meglio. Un esempio importante è rappresentato dalla misura di centralità, che cerca di cogliere come la misteriosa proprietà di comportamenti coordinati globalmente, possa emergere in diversi sistemi distribuiti (comunità, cervelli, ecosistemi) in assenza di un'autorità od unità di controllo centrale. Le nozioni di centralità sono state enormemente approfondite nella letteratura dello studio delle reti, portando a identificare dei piccoli sottoinsiemi di attori influenti o risorse critiche e fondamentali del sistema. Quello che però la letteratura non ha colto fino in fondo è che la comparsa di questi nodi più influenti, centri della rete (o hub), come vengono ben descritti da Barabási (2002), sia il frutto degli eventi che accadono nella rete, ossia le conseguenze della stessa dinamica evolutiva. Questi ragionamenti sono alla base delle ipotesi secondo cui anche piccoli eventi o perturbazioni, che magari non nascono nei centri della rete ma in periferia, possano diffondersi e percolare per tutta la rete. Ecco come piccole ed isolate innovazioni rivoluzionano il settore tecnologico o che particolari abbigliamenti e stili si diffondono quali vere e proprie epidemie. L'importanza di queste assunzioni, e delle loro conseguenti implicazioni, si ripercuote in una moltitudine di sistemi (dall'economia fino alla biologia) sostenendo la tesi secondo cui gli eventi di tale portata non siano regolati da centri preesistenti, ma dalle interazioni dei "pari". Per spiegare questa tesi, Watts (2003) utilizza come analogia i processi sociali delle rivoluzioni, in cui non sono figure di spicco o leader a decidere gli eventi, ma la particolare sequenza e le specificità delle tempistiche con cui tali eventi si verificano. Per illustrare i meccanismi dinamici che stanno alla base dell'evoluzione dei sistemi complessi ha senso pensare a due diverse tipologie di dinamiche. La prima corrisponde alla dinamica di rete: la struttura che la rete stessa esibisce nel suo mutamento continuo di creazione e rimozione dei collegamenti. Questo livello strutturale va, tuttavia, di pari passo con la seconda tipologia di dinamica di rete che consiste nell'evoluzione di ciò che accade dentro la stessa. Gli elementi che la compongono, infatti,

interagiscono tra di loro, diffondendo, ad esempio, informazioni, notizie, decisioni, mode e così via. Nella realtà queste due dinamiche si verificano contemporaneamente, motivo per cui, se un amico si sta comportando in modo spiacevole, si può cercare di cambiare il suo atteggiamento o, semplicemente, rimuovere quel collegamento e scegliere nuove amicizie.

Per riassumere, il punto fondamentale consiste nell'assunto che, prendendo come esempio le reti sociali, la nascita di elementi apparentemente più importanti sia dovuta alle stesse dinamiche evolutive degli elementi interagenti della rete sociale. Non si può, difatti, negare come certe persone siano più influenti di altre nelle società umane. Queste ultime non sono altro che il risultato di dinamiche che derivano dalla comparsa di proprietà afferenti alle strutture di gruppo, frutto a loro volta delle interazioni tra gli individui.

I meccanismi alla base dello sviluppo di proprietà legate alla centralità delle reti, sono stati ben studiati da Barabási attraverso il modello a invarianza di scala, (di cui si parlerà successivamente). Proseguendo il cammino sui modelli delle reti sociali, a questo punto, si descrive lo sviluppo del *modello di piccolo mondo* presentato, per la prima volta, dal lavoro di Watts e Strogatz (1998).

2.6 Il problema di piccolo mondo: l'esperimento di Milgram

Duncan Watts, insieme al suo responsabile di dottorato Steve Strogatz, verso la metà degli anni Novanta, iniziò a studiare un problema di coordinamento molto specifico: il canto sincronizzato dei grilli. Focalizzandosi sulle loro modalità interattive, Watts cominciò a chiedersi come riesca ad emergere un comportamento coordinato nella cacofonia dei grilli e, soprattutto, in che modo essi prestino attenzione l'uno all'altro. Watts cominciò allora a indagare la struttura della rete, che definisce le interazioni fra i grilli, e la possibilità che questa potesse coincidere con quella delle reti sociali umane. Riflettendo su una famosa leggenda metropolitana, secondo cui in media tutte le persone del mondo sono collegate tra loro da solo sei gradi di separazione, Watts e Strogatz iniziarono lo studio sul cosiddetto problema di "piccolo mondo".

La valutazione di tale problema aveva un importante antecedente: l'esperimento degli anni Sessanta dello psicologo sociale Stanley Milgram (1967). Quest'ultimo cercò di indagare l'ipotesi secondo cui qualunque persona nel mondo possa essere raggiunta, attraverso una rete di amici o conoscenti, in pochi passaggi. Il sociologo di Harvard, famoso per la sua creatività sperimentale in un esperimento che indagava il conflitto tra obbedienza all'autorità e coscienza personale,²⁰ cercò di capire quale fosse la "distanza" tra due persone qualunque degli Stati Uniti. La sua ipotesi, infatti, era che, anche se una persona non conosce direttamente un'altra, probabilmente ne conosce una che può essere più "vicina" o che può avere più probabilità di essere in contatto, a sua volta, con un'altra persona, connessa direttamente con il *target* finale. Per dimostrare tale ipotesi, Milgram, sviluppò un esperimento in cui diede delle lettere a circa trecento persone selezionate a caso tra Boston e Omaha (nel Nebraska). Il compito consisteva nell'inviare la lettera cercando di farla recapitare ad una singola persona: un broker di Boston. La regola fondamentale era che la lettera poteva essere spedita solamente a persone conosciute. Il risultato fu sorprendente. Le persone che riuscirono a completare la catena impiegarono, in media, 5,5 passaggi (intermediari), numero che portò John Guare, nel 1991,

²⁰ Si veda: Milgram, S. (2009). *Obedience to authority: an experimental view*. HarperPerennial, ModernThought.

a coniare per la sua commedia la famosa espressione “sei gradi di separazione” (Guare, 1992). Questo concetto diventò, in poco tempo, un mito o immaginario popolare, secondo cui ognuno di noi è collegato a chiunque sul pianeta da una catena di sei persone. L’esperimento di Milgram era però confinato solamente agli Stati Uniti. Inoltre, la psicologa Judith Kleinfeld (2002) notò che, tra le trecento persone selezionate da Milgram, un centinaio erano di Boston e, delle altre duecento in Omaha, solo la metà era stata scelta casualmente, mentre il resto era composto da investitori di titoli (e il target finale era proprio un broker). I sei gradi sono, quindi, una media tra questi diversi tre campioni in cui, logicamente, i due gruppi di partenza di Boston e degli investitori di Omaha riuscirono a completare le catene con più probabilità di successo, rispetto al campione casuale della cittadina del Nebraska. Il primo gruppo, essendo di Boston, era infatti più vicino geograficamente al target finale. Il secondo invece, aveva più probabilità di raggiungerlo per il comune ruolo professionale. Concentrandosi unicamente sul terzo campione di 96 persone scelte casualmente, che rispecchia le ipotesi di partenza di Milgram, solo 18 lettere hanno raggiunto il broker di Boston. Nonostante la difficoltà empirica di dimostrare la proprietà di piccolo mondo, direttamente sulla rete sociale umana, i risultati di Milgram si sono comunque rivelati fondamentali nel dare il via ad una serie di studi su tale concetto. Il dato sorprendente si concretizza nel modo in cui la rete sociale, altamente ridondante e *clusterizzata* per effetto del fenomeno già citato di omofilia – “molti miei amici sono anche amici tra di loro” – riesca, allo stesso tempo, ad essere così ampiamente percorribile, riuscendo a raggiungere chiunque in pochi passaggi.

2.7 Struttura e agency: il modello alfa

Tornando agli studi di Watts e Strogatz, essi intuirono il paradosso fondamentale che sta alla base del problema di piccolo mondo, ossia la presenza di un continuo bilanciamento tra forze contrastanti che guida il comportamento degli individui. In termini sociologici queste due forze corrispondono ai concetti di *struttura* e di “*agentività*” (*agency*)²¹. Il primo coincide con l’idea secondo cui le persone sono influenzate dalla posizione che hanno all’interno dei gruppi, o contesti di cui fanno parte. Il secondo concetto è legato alle intrinseche preferenze e caratteristiche di ogni individuo. Dal momento in cui le azioni e le decisioni che derivano dall’*agency* non sono influenzate direttamente dalla posizione *strutturale* che possiede l’individuo, esse possono essere considerate come eventi indipendenti e casuali. Anche se, ad esempio, la decisione di una persona di andare a vivere all’estero, piuttosto che iniziare un corso di cucina, risulta difficilmente una scelta dettata dal caso. Il punto è che, nel momento in cui queste non derivino direttamente dai contesti di gruppo, cioè dalla struttura, allora possono essere trattate come processi casuali. Watts e Strogatz, con questi assunti in mente, svilupparono una classe di reti che cogliesse questo bilanciamento tra forze opposte: il puro ordine della *struttura* e l’estremo disordine dell’*agency*. Formalizzarono, quindi, un modello matematico di una rete sociale che chiamarono *modello alfa* (Figura 2.6).

²¹ Per approfondimenti sul concetto di *agency* si veda: Emirbayer, M., & Mische, A. (1998). What is *agency*?. *American journal of sociology*, 103(4), 962-1023. E anche: Ahearn, L. M. (1999). *Agency*. *Journal of Linguistic Anthropology*, 9(1/2), 12-15.

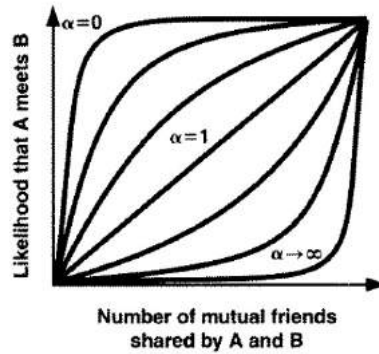


Figura 2.6: il modello alfa mostra il continuum di regole d'interazione. Le forze estreme in gioco corrispondono a un mondo altamente clusterizzato ($\alpha=0$) dove tutti conoscono tutti e un mondo dominato dal caso ($\alpha \rightarrow \infty$) dove la storia sociale o la struttura non conta e i contatti dipendono dal puro caso. Fonte: Watts, D. J. (2003). Six degrees: the science of a connected age. Norton.

Il modello descriveva la presenza di due proprietà fondamentali, e apparentemente contraddittorie, del concetto di piccolo mondo. Prima di tutto la caratteristica di un coefficiente di *clustering* elevato, e quindi di una struttura locale dovuta all'omofilia. Poi la presenza di brevi catene o percorsi che uniscono persone anche molto distanti nella rete.

Il modello alfa si rivelò molto simile al lavoro di Rapoport sulle reti casuali con deviazioni (*random-biased nets*), con la sola differenza che ora esistevano i computer e la possibilità di svolgere simulazioni sui modelli matematici. In particolare, le simulazioni mostrarono, come previsto, che: quando alfa era piccolo, i grafi erano altamente *clusterizzati* (e quindi frammentati in molte piccole componenti); quando alfa era grande, i grafi assomigliavano alle reti casuali di Erdős e Rényi, con un unico componente gigante e la presenza di brevi percorsi a unire qualunque coppia di nodi. Ma le cose si facevano più interessanti nell'intermezzo tra i due estremi. Analizzando il rapporto tra alfa e la lunghezza media del percorso minimo, i due scienziati trovarono un valore critico di alfa corrispondente ad un picco (Figura 2.7).

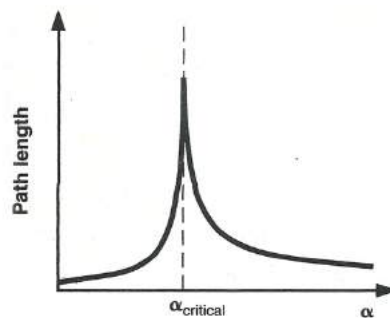


Figura 2.7: la media della lunghezza del percorso in funzione di alfa. Presso il valore critico di alfa i molti piccoli cluster si uniscono formando un unico componente di rete. Fonte: Watts, D. J. (2003). Six degrees: the science of a connected age. Norton.

Nello specifico, quando alfa è basso il grafo è frammentato in molti cluster tra loro isolati e dunque la lunghezza media del percorso minimo risulta bassa, poiché calcolata all'interno di queste piccole componenti. Prima del picco, i cluster cominciano a unirsi tra di loro e la lunghezza media del percorso cresce insieme ai collegamenti tra i cluster. Dopo aver sorpassato il valore critico di alfa, si ottiene il famoso cluster gigante e il grafo, comportandosi sempre più come una rete casuale, mostra percorsi minimi sempre più corti. Il punto critico, in cui avviene la transizione di fase, risulta altamente instabile e, una volta oltrepassato, porta ad un crollo veloce della lunghezza dei percorsi. Il

successivo passaggio interessante fu il confronto tra il coefficiente di clustering²² della rete con l'andamento appena descritto della lunghezza media del percorso minimo (Figura 2.8).

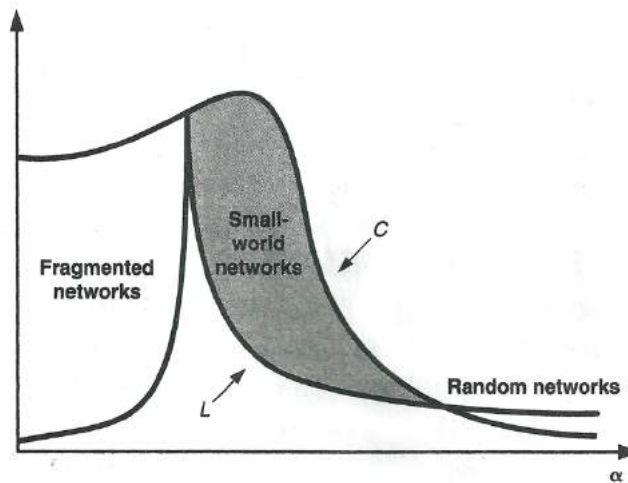


Figura 2.8: confronto tra lunghezza del percorso (L) e coefficiente di clustering (C). La regione racchiusa tra L piccolo e C grande coincide con la presenza di reti di piccolo mondo. Fonte: Watts, D. J. (2003). *Six degrees: the science of a connected age*. Norton.

Il fatto interessante era che anche il coefficiente di clustering (linea “C” in Figura 2.8) mostrava un andamento relativamente simile a quello della lunghezza del percorso (linea “L”), rispetto al parametro alfa: con un picco massimo in prossimità dei valori bassi di alfa e il crollo veloce dopo il picco. L’importante differenza, però, era che la transizione del coefficiente di clustering, paragonata a quella della lunghezza del percorso, avveniva in un momento successivo, creando una regione (l’area grigia in Figura 2.8), racchiusa tra i due diversi andamenti: di clustering e di lunghezza del percorso. All’interno di quest’area sono possibili le reti di piccolo mondo (Watts, 1999a). L’aspetto basilare che il modello alfa coglie è come non sia possibile avere diversi componenti isolati in una rete sociale, una volta oltrepassato il valore critico. Dopo la transizione di fase, infatti, la rete sociale porta sempre con sé la proprietà di essere un unico componente gigante, anche se certi eventi sociali della storia umana (come le segregazioni razziali, gli isolamenti religiosi e così via) possono suggerire il contrario. In realtà, questi ultimi, rappresentano delle manifestazioni contingenti e superficiali e non si applicano alla rete vista nella sua totalità. Il modello alfa mostra in modo conciso come sia possibile il paradosso secondo cui ogni persona sia consapevole solo localmente delle proprie relazioni, ma che, in qualche modo, possa essere connessa a chiunque altro. Il fenomeno in questione risulta davvero poco intuitivo sulla base dell’esperienza quotidiana. Difatti, nelle reti sociali, le persone hanno esperienza concreta dei conoscenti con cui interagiscono, ma, grazie alla presenza di molti gruppi, i soggetti a questi affiliati permettono la comparsa di una proprietà emergente – quella di piccolo mondo – che si manifesta tramite i percorsi corti che uniscono contesti o gruppi diversi. Ciò si traduce, nel modello alfa, con il fatto che il coefficiente di clustering decresce fortemente in un momento successivo rispetto all’andamento del percorso minimo permettendo, quindi, l’esistenza di reti di piccolo mondo con percorsi minimi brevi e coefficienti di clustering elevati.

²² Il coefficiente di clustering di una rete viene misurato dividendo il numero di link effettivi per il numero di link totali possibili nella rete.

Le persone possono anche conoscere direttamente solo i propri amici o conoscenti e non sapere quale sia il percorso più corto per spedire una lettera ad un broker di Boston, nonostante quel percorso esista. In seguito si cercherà di descrivere meglio il fenomeno.

2.8 Il modello beta di piccolo mondo

Watts e Strogatz volevano però comprendere come le reti di piccolo mondo potevano generarsi, dal momento che il parametro alfa era troppo complicato per capire bene cosa rappresentasse. Spinti dalla necessità di dover semplificare ulteriormente il modello, per studiare meglio le dinamiche che davano vita alle reti di piccolo mondo, ne elaborarono un secondo: il *modello beta*. Questo era caratterizzato dall'uso di una griglia che risultasse estremamente semplice affinché potesse essere facilmente "navigabile". In particolare, i lati della griglia venivano ripiegati su loro stessi risolvendo l'asimmetria presente sui bordi e ottenendo così una griglia periodica rappresentata da un circolo (Figura 2.9). Quindi, mentre un grafo casuale è dominato dall'accidentalità, dalla probabilità e dal disordine, una griglia periodica, al contrario, è regolata dall'ordine e da misure esatte. Il modello beta, però, aveva lo scopo di cogliere entrambe le proprietà di una griglia regolare e di un grafo casuale. In particolare, nella situazione di perfetto ordine ($\beta=0$) ogni nodo del modello risultava connesso ad un numero fisso di vicini sull'anello (griglia regolare), mentre, al crescere del parametro β , i link fissi venivano presi e ricollegati casualmente (Figura 2.9).

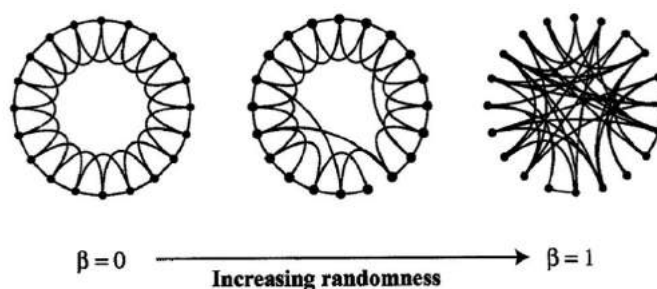


Figura 2.9: rappresentazione del modello beta in cui i collegamenti di una griglia periodica vengono ricollegati in maniera casuale secondo la probabilità β . Se β è 0 si ha una perfetta griglia regolare. Al crescere la rete è sia ordinata che randomica. Quando β è uno si ha una rete completamente casuale. Fonte: Watts, D. J. (2003). Six degrees: the science of a connected age. Norton.

I due estremi del modello beta risultavano più semplici e trattabili rispetto agli estremi del modello alfa. La probabilità β , di ricollegare un nodo in maniera casuale nella griglia regolare, permetteva di afferrare meglio il fenomeno di piccolo mondo. Bastavano, infatti, pochi link casuali per avere delle vere e proprie *scorciatoie* nella rete, che creavano quindi dei cammini tra nodi prima molto distanti. L'aspetto interessante di questo modello è che erano sufficienti più o meno cinque di questi ricollegamenti casuali, per ridurre di circa metà la lunghezza media del cammino, indipendentemente dalla dimensione della rete (Figura 2.10).

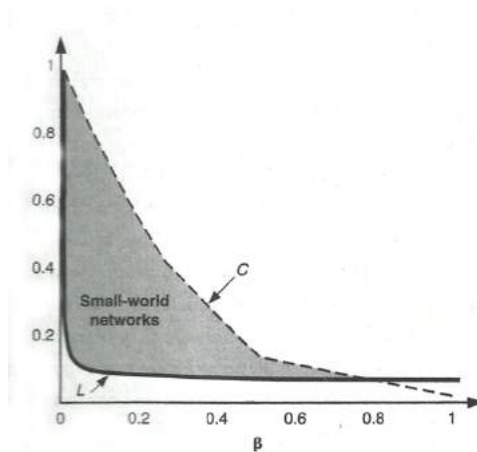


Figura 2.10: lunghezza del percorso e coefficiente di clustering nel modello beta. Come si può notare nel grafico appena β cresce si ha un crollo subitaneo della lunghezza del cammino tanto da non riuscire a distinguerlo dall'asse verticale (linea L). Ogni link casuale aggiunto, però, riduce l'effetto marginale dei link successivi convergendo infine lentamente al limite del grafo casuale. Fonte: Watts, D. J. (2003). Six degrees: the science of a connected age. Norton.

Ancora una volta si aveva un modello con le caratteristiche giuste per mostrare sia un alto clustering locale, sia brevi cammini quale proprietà globale della rete.

Alla luce di queste considerazioni, analogamente alla rete sociale, le persone sono individui consapevoli solo *localmente* dei propri contatti e collegamenti e non possono quindi conoscere, globalmente, la sequenza di link che li collegano al presidente degli Stati Uniti o a un contadino della campagna cinese. Questo perché tale proprietà emerge ad un livello superiore che deriva dalle strutture di gruppo e di comunità e che non appartiene al singolo individuo. L'insegnamento più importante del modello beta non consiste in una rappresentazione realistica delle reti sociali, ma nella prova di come le reti di piccolo mondo sorgano così facilmente se sono presenti i due ingredienti fondamentali: il clustering (ordine, regolarità o struttura) e le scorciatoie dei link casuali che producono cammini corti (disordine, casualità o agency).

Dopo lo studio sui modelli alfa e beta, legati alle reti sociali, Watts e Strogatz (1998) cercarono di verificare se la proprietà di piccolo mondo fosse una caratteristica comune ad altre tipologie di rete. Ispirati dal popolare gioco di Kevin Bacon del 1994 (secondo cui l'attore americano Bacon era il punto centrale e più importante dell'universo cinematografico), analizzarono la rete degli attori di Hollywood e si accorsero che ognuno di loro poteva essere connesso a qualunque altro da una media di meno di quattro passaggi, corroborando così l'ipotesi di piccolo mondo. Per provare la vera generalità dell'ipotesi serviva, tuttavia, una rete non sociale. Per tale ragione utilizzarono la rete del genoma di un verme di circa un millimetro, altamente studiato per la sua semplicità, chiamato *C. elegans* (che gli scienziati hanno ricostruito in una mappa dettagliata e completa delle connessioni fra i suoi 302 neuroni). Appresero che anche questa rete esibiva un alto valore di clustering e percorsi brevi. Possedeva anch'essa la proprietà di piccolo mondo. Lo stesso dimostrarono anche per altre reti, come quella della distribuzione energetica degli Stati Uniti (Watts & Strogatz, 1998). L'attenzione posta sul coefficiente di clustering e sui collegamenti casuali del modello di piccolo mondo, portò la comunità scientifica a ricercare e trovare tale proprietà in diverse tipologie di rete. Dalle comunità di matematici (Barabási et al., 2002) alle comunità scientifiche di fisici, medici ed informatici (Newman, 2001a), dalla rete di Internet (Pastor-Satorras, Vázquez, & Vespignani, 2001; Yook, Jeong, & Barabási, 2002) e del Web (Adamic, 1999) fino alle reti economiche (Kogut & Walker, 2001). Questo

entusiasmo della ricerca scientifica coincide con la scoperta di uno dei primi importanti risultati di una proprietà universale, che si distaccava dal modello puramente casuale di Erdős e Rényi. L'assunto fondamentale era che qualunque rete può essere di piccolo mondo se include una certa quantità di ordine e di disordine.

2.9 Distribuzioni a legge di potenza: reti a invarianza di scala

Quello che Watts e Strogatz avevano dato per scontato, però, era il valore della distribuzione del grado della rete. Quest'ultimo descrive la probabilità che un nodo della rete abbia un certo numero di collegamenti ad altri nodi. I due ricercatori, infatti, avevano semplicemente assunto che le reti avessero una distribuzione di grado descrivibile da una distribuzione normale, o curva a campana, in cui vi è un picco, che corrisponde al grado medio, e dei lati che decadono molto velocemente (concetto già affrontato con la distribuzione di Poisson al paragrafo 2.2). Questi indicano che la probabilità che alcuni nodi abbiano molti più collegamenti rispetto alla media sia trascurabile. Mentre veniva pubblicato nel 1998 il celebre articolo sulle reti di piccolo mondo di Watts e Strogatz, un altro gruppo di ricerca stava studiando la struttura delle reti complesse e, nello specifico, del World Wide Web. Il gruppo era coordinato dal fisico Albert-László Barabási e, utilizzando un software (detto *crawler* o *robot*) per analizzare la rete del web, ottennero dei risultati che erano in contrasto sia con i modelli casuali di Erdős e Rényi, sia con il modello a piccolo mondo di Watts e Strogatz. La mappa restituita dal *crawler*, infatti, mostrava una topologia di elevata disuguaglianza nella distribuzione del grado dei nodi, in contrasto, quindi, con la classica media democratica della distribuzione normale. Circa il 90 per cento dei siti o nodi del web possedeva meno di dieci link dall'esterno, mentre solamente il 2 o 3 per cento ne aveva quasi un milione (Réka Albert, Jeong, & Barabási, 1999). Tale indizio portò Barabási a indagare se la presenza di questi nodi, spropositatamente connessi, comparisse anche in altre reti. Utilizzando, pertanto, gli stessi dati della rete degli attori di Hollywood usata da Watts e Strogatz, l'équipe di ricerca trovò, anche in questa rete, la presenza di pochi attori con moltissime connessioni (Barabási & Albert, 1999). Questi erano gli attori che avevano recitato in film di diversi generi. Nelle reti, infatti, solo i nodi che fanno parte allo stesso tempo di molti grandi cluster hanno un ruolo rilevante e centrale. Il risultato più sorprendente, però, deriva dall'adattamento dei dati sul grado di connessione dei nodi del web in un grafico bilogaritmico. La distribuzione dei link sulle pagine web non seguiva una distribuzione normale, come si era dato per scontato fino a quel momento, ma una legge di scala, detta anche legge di potenza. Questa, a differenza della curva normale, o a campana, non possiede un picco, ma comincia da un valore massimo per poi decrescere con continuità, rendendo possibile la coesistenza di molti piccoli eventi con pochi grandi eventi. Ogni distribuzione a legge di potenza è inoltre caratterizzata da un esponente, che descrive come la distribuzione cambi in funzione della variabile sottesa. Per esempio, considerando la dimensione delle città, se il numero di queste decresce in maniera inversamente proporzionale alla dimensione delle stesse, allora la legge di potenza avrà esponente uno. Semplificando: la probabilità di avere nella rete "città grandi uno" sarà tre volte maggiore rispetto a "città grandi tre" e dieci volte maggiore rispetto a "città grandi dieci". Se la distribuzione, invece, decresce in maniera inversamente proporzionale al *quadrato* della dimensione, allora l'esponente è pari a due e la probabilità di "città grandi uno" sarà presente non più tre, ma nove volte di più rispetto a "città di dimensione tre" e cento

volte di più in relazione a “città grandi dieci”. Di conseguenza, più piccolo è l’esponente, maggiore sarà la disuguaglianza tra i nodi. Il modo migliore per stabilire l’esponente di grado di una legge di potenza è derivare il grafico bilogaritmico (*log-log plot*) in cui si pongono in rapporto il logaritmo della probabilità e il logaritmo della dimensione (Figura 2.11). Una distribuzione a legge di potenza rappresentata in questa maniera, sarà sempre una linea dritta e l’esponente corrisponderà all’inclinazione della linea. Al contrario, per una distribuzione normale posta su un grafico bilogaritmico, si otterrà una curva che scende rapidamente verso l’asse orizzontale fino ad incontrarlo, presentando cioè un limite rispetto alla quantità di connessioni che un nodo può avere.

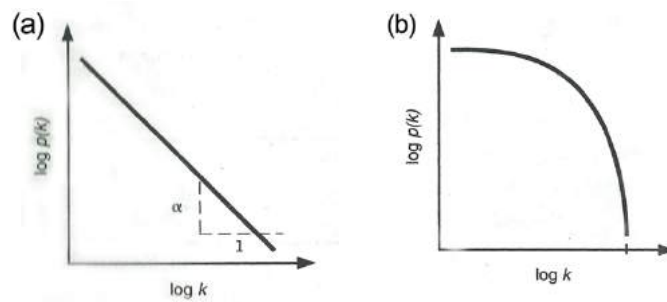


Figura 2.11: legge di potenza in una distribuzione bilogaritmica (a) in confronto ad una distribuzione normale sullo stesso diagramma bilogaritmico (b). Fonte: Watts, D. J. (2003). *Six degrees: the science of a connected age*. Norton.

In una rete casuale, governata dalla distribuzione normale, quindi, la presenza della media o picco corrisponde ad un nodo caratteristico e si dice che la connettività dei nodi possiede una sua tipica scala. Diversamente, nelle reti regolate da distribuzioni a legge di potenza, la mancanza di un picco indica che non esistono dei nodi caratteristici, ma delle gerarchie continue di nodi in cui si hanno moltissimi vertici con poche connessioni fino ad arrivare ai rari *hub* con innumerevoli collegamenti. Le reti dominate dalle leggi di potenza, dunque, dato che non hanno una scala intrinseca, ma una gerarchia, furono chiamate dal team di Barabási “reti a invarianza di scala” (*scale-free networks*). Un esempio di Barabási, che ben rappresenta la differenza tra i due tipi di rete, è il confronto tra la cartina stradale e la mappa dei voli aerei degli Stati Uniti (Barabási, 2002). La rete stradale mostra un aspetto abbastanza uniforme in cui le città (i nodi) sono collegate circa dallo stesso numero di strade (i link) e può essere rappresentata da una distribuzione normale (o più precisamente di Poisson). Al contrario, la rete aerea è contraddistinta dalla presenza di alcuni aeroporti in contatto con quasi tutti gli altri. Essi sono gli “*hub*” della rete e collegano fra loro centinaia di piccoli aeroporti (Figura 2.12).

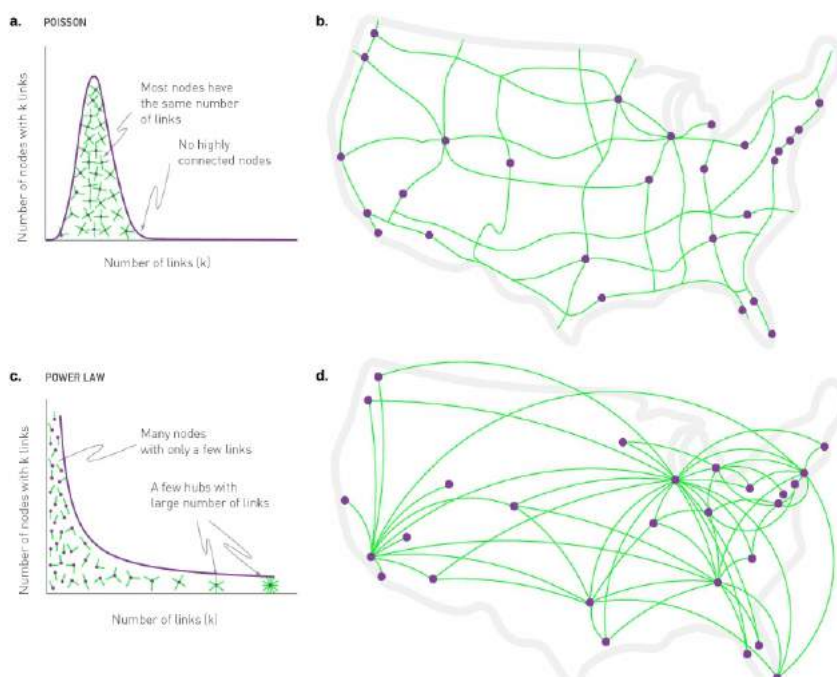


Figura 2.12: confronto tra una rete casuale, caratterizzata da una distribuzione normale o di Poisson, come la rete stradale, e una rete a invarianza di scala regolata da una legge di potenza come ad esempio il traffico aereo.²³

Uno dei primi a notare la presenza di distribuzioni a legge di potenza in fenomeni del mondo reale fu, nel XIX secolo, l'economista Vilfredo Pareto. Egli si accorse che la distribuzione dei redditi delle persone era regolata da una legge di potenza e che dunque circa l'80 per cento del denaro è guadagnato da circa il 20 per cento della popolazione (Pareto, 1909).²⁴ Tale idea, nota nella stampa popolare come principio 80/20 e in quella specializzata come principio di Pareto, si diffuse in molti settori, mostrando l'universalità del fenomeno secondo cui pochi grandi eventi guidano la maggior parte delle azioni. È così che l'80 per cento dei link è collegato a circa il 15 per cento delle pagine Web; che l'80 per cento delle citazioni scientifiche fa riferimento al 38 per cento delle pubblicazioni; che l'80 per cento dei collegamenti di Hollywood si rifà al 30 per cento degli attori; che l'80 per cento dei profitti sono prodotti dal 20 per cento degli impiegati (Barabási, 2002). Questi indizi di regole o leggi comuni ed universali delle reti complesse si ritrovano, come già visto, in molteplici fenomeni naturali. Si pensi, infatti, alle transizioni di fase del processo di magnetizzazione o del congelamento di un liquido. Queste rappresentano un passaggio improvviso dal disordine all'ordine, dal caos alla struttura. Si è già detto che nei metalli, in prossimità del punto critico, si formano dei gruppi o cluster di particelle sempre più grandi, con i relativi spin rivolti nella stessa direzione. È stato dimostrato inoltre, da diverse prove sperimentali, che molte grandezze, durante l'avvicinamento al punto critico, seguono delle leggi di potenza caratterizzate da degli esponenti critici. Ad esempio, i fisici hanno osservato che la *lunghezza di correlazione* (la distanza tra gli atomi) segue una legge di potenza e, con

²³ Immagine dal capitolo 5 del libro "Network Science" Di Barabási disponibile al seguente indirizzo url: <http://Barabási.com/networksciencebook/images/ch-04/figure-4-6.jpg>

²⁴ Pareto. V. (1909). *Cours d'Économie Politique*: Nouvelle édition par G.- H. Bousquet et G. Busino, Librairie Droz, Geneva, 1964, pp. 299–345.

il crescere della temperatura legata al livello critico, questo spazio tra gli atomi aumenta. Durante gli anni Sessanta diversi fisici studiarono le transizioni di fase portando alla scoperta di ben nove diversi esponenti critici, associati ognuno a una relativa legge di potenza emersa sul punto critico. Kadanoff, fisico dell'Università dell'Illinois, intuì nel 1965 che nel sistema, giunto al punto critico, gli atomi non dovevano essere visti come particelle singole e separate, ma come dei pacchetti di atomi che agivano come un tutt'uno (Kadanoff, 1993). Il tassello mancante, che rivoluzionò la fisica delle transizioni di fase, fu posto dal fisico Kenneth Wilson che, nel 1971, prese le idee sull'invarianza di scala da Kadanoff ed elaborò la teoria della *rinormalizzazione* (Wilson, 1971). Questa tesi asseriva che, in prossimità del punto critico, le leggi di potenza e le regole che determinano le reti a invarianza di scala, si possono applicare a tutti i livelli della materia, dai singoli atomi ai pacchetti (o cluster) di moltissimi atomi identici. Tali evidenze mostrarono che, nei processi e nei sistemi naturali in cui vi siano delle transizioni di fase, una delle leggi universali alla base della dinamica evolutiva corrisponde alle leggi di potenza, diventate il simbolo del passaggio dal caos all'ordine e dell'auto-organizzazione dei sistemi complessi. Con queste analogie fisiche in mente, Barabási e il suo team cercarono di comprendere come le reti riescano a far emergere questi nodi altamente connessi.

Barabási e Albert (1999) presentarono allora un modello che riuscisse a spiegare la comparsa di questi hub. Nelle reti casuali, governate da distribuzioni normali o di Poisson, la probabilità che un nodo riceva un nuovo link è completamente casuale, indipendentemente dal fatto che questo sia un nodo vecchio o appena aggiunto alla rete. Le reti del mondo reale, però, esibiscono dinamiche molto differenti rispetto a quelle dei grafi casuali. L'idea secondo cui nodi molto connessi abbiano molta più probabilità di attrarre nuovi link, a differenza di quelli poco connessi, era una proprietà già individuata precedentemente da studiosi come Pareto nel campo economico e Merton nel mondo della sociologia. Quest'ultimo descrisse il fenomeno coniando il termine "*effetto San Matteo*" (Merton, 1968) ispirandosi ai versetti del Vangelo di Matteo che recitano: "*Perché a chiunque ha sarà dato e sarà nell'abbondanza; ma a chi non ha sarà tolto anche quello che ha.*"

Sull'onda dei concetti di disuguaglianza di Pareto e di Merton, Barabási e Albert proposero un modello che rendesse conto sia della crescita delle reti, sia del vantaggio cumulativo che alcuni nodi acquisiscono. Inizialmente, infatti, avevano sviluppato un modello che considerava solamente la crescita della rete (Modello A), in cui la regola di base era che ogni nuovo nodo possedeva due link fissi. Così, aggiungendo sempre più nodi, si creava una rete in cui i primi avevano avuto più possibilità di ricevere dei collegamenti da parte dei nuovi nodi (A.-L. Barabási, Albert, & Jeong, 1999). Simulazioni al computer hanno, tuttavia, dimostrato come il solo processo di crescita non sia sufficiente per spiegare la comparsa degli hub in reti come il Web o gli attori di Hollywood. Il grado della distribuzione dei link, infatti, decadeva troppo velocemente seguendo un andamento esponenziale (tipico delle distribuzioni normali) e, quindi, diverso dalla decrescita più lenta delle leggi di potenza (si veda precedente Figura 2.12). Una dinamica che considerava solamente la crescita della rete manteneva ancora un assunto di casualità nel momento in cui i nuovi nodi si dovevano connettere. Quando si sceglie quale sito visitare o "linkare" si prende una decisione che non è per niente casuale, ma determinata, spesso, da quanto questi siti Web siano già conosciuti o da quanti altri siti siano già linkati. Barabási definì tale meccanismo *collegamento preferenziale* concepito come una proprietà che deriva non tanto dalle singole scelte e decisioni individuali, ma più dalle strutture di gruppo. Queste, spesso, portano le persone ad essere considerate come dei gruppi indistinti, delle masse, in cui tutti agiscono allo stesso modo. Il collegamento preferenziale, perciò, spiega il fenomeno

dei “ricchi che diventano sempre più ricchi”, ossia dei nodi più vecchi che ottengono sempre più link a spese dei nuovi arrivati. Unendo, quindi, le due leggi della *crescita* e del *collegamento preferenziale* (Figura 2.13), Albert e Barabási riuscirono ad ottenere un modello in grado di far emergere gli hub descritti dalle leggi di potenza delle reti a invarianza di scala.

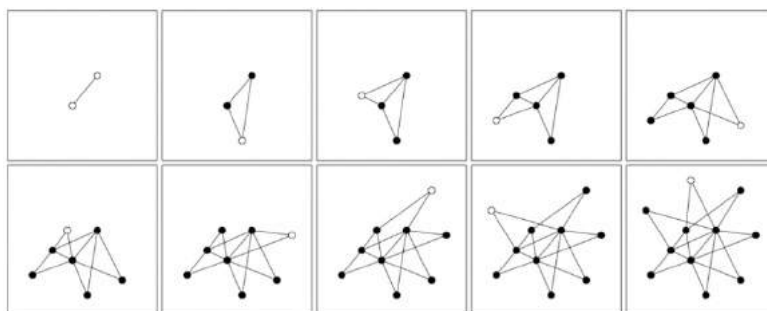


Figura 2.13: la figura descrive la nascita di una rete a invarianza di scala secondo il modello elaborato da Albert e Barabási dove i nodi, aggiunti uno alla volta (circolo vuoto), si connettono ai nodi con più link (collegamento preferenziale) portando alla nascita degli hub. Fonte: Barabási, A.-L. (2002). *Linked: the new science of networks*. Perseus Pub.

2.10 L'effetto del nuovo arrivato: il modello competitivo

Il modello di Albert e Barabási del 1999 applicava delle semplificazioni senza tenere conto di una serie di fattori, che rendono le reti reali molto più complesse, come ad esempio il fatto che i nuovi link possano emergere, internamente alla rete, in maniera spontanea senza per forza introdurre nuovi nodi; oppure che link esistenti possano essere ri-cablati; o ancora che nodi e link possano sparire dalla rete. Il grande merito di Albert e Barabási fu quello di presentare un modello evolutivo che considerasse la dinamica delle reti complesse.

Il passaggio successivo fu quello di cercare di spiegare come nodi che compaiono più tardi nella rete riescano ad essere scelti maggiormente, fino a superare nodi presenti da più tempo. Il modello a invarianza di scala del 1999 considerava tutti i nodi come identici fra loro. Questo, però, non permetteva di risolvere “l'effetto del nuovo arrivato” e di rendere conto a molti fenomeni reali di conquista di mercato come, ad esempio, il motore di ricerca Google o il social network Facebook. Nei sistemi complessi reali ogni individuo, o prodotto, possiede una serie di proprietà peculiari che condizionano la sua evoluzione in ambienti competitivi. Barabási, pensando a fenomeni come Google, cercò di trovare un modello basato sulla competizione dei collegamenti o link tra i nodi. Egli propose, insieme alla sua collaboratrice Bianconi, un modello in cui ogni nodo possedeva una propria *fitness*, vale a dire una misura della competitività di ogni nodo o sua capacità attrattiva (Bianconi & Barabási, 2001). Questa si aggiungeva, quindi, alle due precedenti proprietà di crescita e collegamento preferenziale del modello a invarianza di scala. In particolare, nel nuovo modello competitivo, i nodi con una fitness maggiore venivano scelti con più frequenza nel processo di collegamento preferenziale, formato dal prodotto tra la fitness di ogni nodo e il numero di link posseduti. Grazie al modello a fitness, la velocità con cui i nodi acquisivano nuovi link non dipendeva più dall'anzianità, ma dalla fitness che stabiliva il successo o l'insuccesso di un nodo. Questo modello ha permesso di spiegare anche le topologie di reti reali come Internet (Pastor-Satorras et al., 2001).

Un ulteriore passo avanti sul modello a invarianza di scala, fu possibile grazie ad una interessante analogia con un tema della meccanica quantistica: il condensato di Bose-Einstein. Secondo tale

fenomeno, un gas composto da atomi indistinguibili, se raffreddato ad una temperatura vicina allo zero assoluto, porta una porzione rilevante dei suoi atomi al livello energetico più basso. Raggiunto questo livello, gli atomi danno vita ad un nuovo stato della materia, conosciuto come “condensato di Bose-Einstein”.²⁵ Le applicazioni di tale scoperta vanno ben oltre i gas e sono state usate per comprendere fenomeni come la formazione delle stelle o la superconduttività dei materiali. Il concetto di condensato di Bose-Einstein venne però applicato anche nelle reti grazie all'intuito della collaboratrice di Barabási: Ginestra Bianconi. Applicando una semplice trasformazione matematica, Bianconi riuscì a sostituire la fitness con l'energia e ad attribuire un nuovo livello di energia ad ogni nuovo nodo introdotto nella rete. L'analogia con il gas di Bose-Einstein era sorprendente. Più era alta la fitness del nodo (la temperatura) più il corrispondente livello di energia era basso. Ogni nodo introdotto era un nuovo livello di energia e ogni nuovo link era una nuova particella del gas. Si assumeva, quindi, che i link agissero come le particelle. Il risultato finale di questa potente analogia è che le reti possono davvero mostrare un comportamento simile a quello di un condensato di Bose-Einstein, ossia un risultato in cui chi vince conquista tutto. Quando le particelle del gas del condensato raggiungono tutte il livello più basso di energia, i nodi di una rete si collegano tutti al nodo con la fitness più alta (Bianconi & Barabási, 2001). Bianconi evidenziò, quindi, come le reti potessero esibire due topologie. La prima corrisponde al modello a invarianza di scala con fitness in cui, nonostante la competizione, si hanno una serie di nodi o hub che diventano sempre più ricchi, secondo una legge di potenza. La seconda, invece, presenta un nodo (quello con la fitness maggiore) che riesce a conquistare tutta la rete mostrando una topologia non più a invarianza di scala, ma “a stella”, con un unico hub centrale. La differenza tra le due è dovuta alla variazione della fitness tra i nodi. In reti in cui vi è un nodo con una fitness molto più alta rispetto agli altri nodi, questo può tradursi nella topologia a stella della rete “chi-vince-prende-tutto” (Figura 2.14).

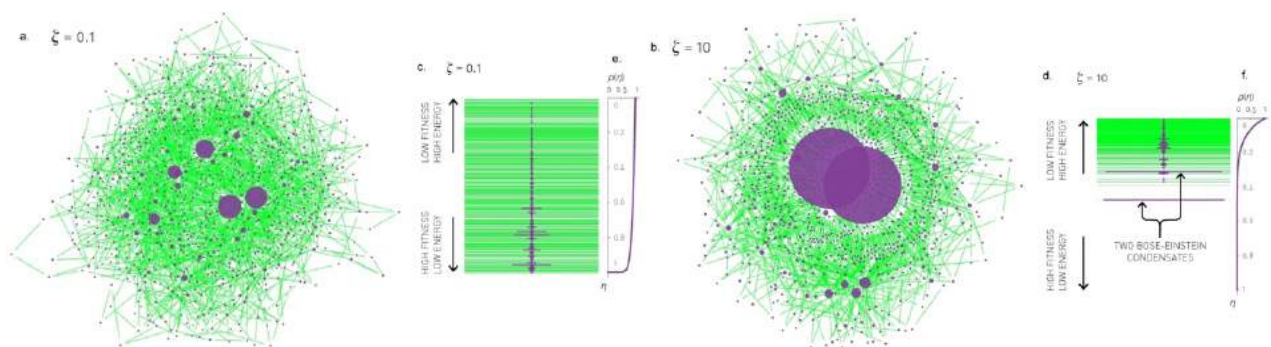


Figura 2.14: rete a invarianza di scala a sinistra (a) e una rete che ha subito una condensazione di Bose-Einstein a destra (b). Nella prima una gerarchia di hub diventano sempre più collegati. Nella seconda la gerarchia degli hub viene distrutta per lasciare spazio ad una topologia a stella. I livelli di energia (linee verdi in c e d) corrispondono alla fitness di un nodo della rete. I trattini viola sono le particelle. Ogni link a un nodo è rappresentato da una particella sul relativo livello di energia. Nella simulazione non sono stati permessi multilink e sono quindi emersi due hub centrali (b) o due livelli di energia molto popolati (d). In (e) ed (f) si nota la differenza nella distribuzione della fitness dovuta ai due diversi parametri ζ in cui $\zeta=0.1$ in (e) e $\zeta=10$ in (f).²⁶

²⁵ Per approfondire sulla collaborazione tra Bose e Einstein si veda: Blanpied, W. (1980) *Einstein as Guru? The Case of Bose*, in *Einstein: The first hundred years*, a cura di Goldsmith, M., Mackay, A., & Woudhuysen, J., Pergamon Oxford 1980, pp. 93-99.

²⁶ Fonte immagine: <http://Barabási.com/networksciencebook/images/ch-06/figure-6-9.jpg>

Come nota Watts (2003) le reti a invarianza di scala²⁷ presentate da Albert e Barabási, in realtà, sono descritte da vere distribuzioni a legge di potenza solamente nel momento in cui le reti in questione siano infinite. Le reti di fatto sono, tuttavia, di dimensioni finite. Questa caratteristica comporta la presenza di un limite nella distribuzione, già descritto per le distribuzioni normali (si veda Figura 2.11). Di conseguenza, le distribuzioni esatte del grado delle leggi di potenza mostrano in realtà due regioni. La prima corrisponde alla regione ad invarianza di scala, già incontrata e descritta dalla tipica linea dritta del grafico bilogarithmico. La seconda, invece, presenta un limite dovuto alla natura finita delle reti (Figura 2.15).

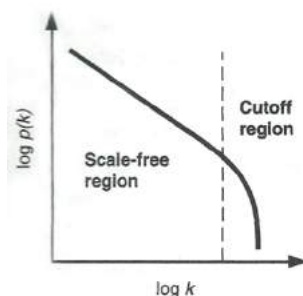


Figura 2.15: la caratteristica delle distribuzioni a leggi di potenza di reti reali e finite con la presenza di una regione che deriva dal limite finito delle reti stesse. Fonte: Watts, D. J. (2003). *Six degrees: the science of a connected age*. Norton.

Si immagini, ad esempio, il numero di amici che una persona può avere. Questo numero è naturalmente limitato, non tanto dal numero totale della popolazione umana, ma dai limiti legati alla natura dell'uomo stesso, che non possiede attenzione, energie, tempo e capacità cognitive infinite. Studi successivi dimostrarono come il confine tra reti a invarianza di scala e casuali sia meno chiaro di quanto mostrato da Barabási e Albert. In particolare, uno studio del fisico Amaral e del suo referente Stanley (noto fisico statistico) illustrò come molte reti reali non siano a invarianza di scala. La più sorprendente era la rete sociale di una comunità di Mormoni nello stato dello Utah, caratterizzata da una distribuzione normale e probabilmente dovuta alla natura altamente clusterizzata ed isolata della comunità (Amaral, Scala, Barthelemy, & Stanley, 2000). Il limite maggiore del modello di Albert e Barabási era l'assunto che i processi evolutivi della rete fossero "a costo zero", senza considerare lo sforzo di creare e mantenere i collegamenti. Se, infatti, il modello può adattarsi bene ad una rete come il web o i social media, in cui tali costi si abbattano notevolmente, per le reti sociali o biologiche, la ricerca o il passaggio di informazioni (che possono essere viste come link) è un processo che richiede necessariamente un maggiore dispendio energetico, in cui, spesso, il ruolo assunto dalla struttura risulta fondamentale. Pensando alla rete sociale, infatti, una persona che è costretta a trasferirsi all'estero per lavoro non si connette inevitabilmente con le persone che hanno più amici o conoscenti in assoluto, ma è vincolata dalla struttura sociale in cui è immersa.

²⁷ In realtà la storia del modello del collegamento preferenziale ha origini precedenti al modello di Albert e Barabási del 1999. Per un approfondimento sulle sue origini si veda il capitolo 5 del libro "*Network Science*" Di Barabási disponibile all'url: <http://Barabási.com/networksciencebook/>

2.11 Le reti di affiliazione e il modello bipartito

Ispirato da alcuni seminari e scritti del fisico e sociologo Harrison White, Watts iniziò un lavoro che cercasse di tenere conto della struttura sociale dei gruppi di cui le persone fanno parte. Pensando al concetto dei contesti di White e della sociologia, era chiaro che le persone avessero anche delle identità sociali, che derivano dal ruolo che hanno all'interno della società e dai gruppi che frequentano. Più due persone condividono questi contesti, più è probabile che ci sia un collegamento tra di loro. L'idea alla base era che la struttura sociale determinasse, in maniera preponderante, l'evoluzione stessa delle reti sociali e che potesse essere usata come funzione di distanza tra gli individui. Questo concetto venne traslato nella nozione di *rete di affiliazione*. In una rete di affiliazione (o di appartenenza) due persone possono essere collegate solamente se fanno parte dello stesso gruppo o contesto. Un interessante esempio di rete di appartenenza, che Watts presenta (2003), è il caso di Amazon e del suggerimento che il sito propone attraverso il suo algoritmo di raccomandazione. Acquistando per esempio un libro, si diventa parte del gruppo di persone che hanno acquistato quel libro ed il sistema proporrà probabilmente altri libri che le persone appartenenti a quel gruppo hanno acquistato. Le reti di affiliazione, pertanto, possono essere caratterizzate da due tipologie di nodi che Watts chiama *attori* e *gruppi*. Il modo migliore per rappresentarli consiste in un grafo bipartito. In un grafo di questo genere, i nodi di un tipo possono collegarsi solamente con i nodi dell'altra tipologia. Nello specifico, gli attori possono appartenere o scegliere determinati gruppi. Le reti bipartite vengono descritte da due diverse distribuzioni: quella dei gruppi, che indica quanti attori appartengono ad ogni gruppo; e la distribuzione per ogni attore o individuo, che indica a quanti gruppi appartiene. La rete bipartita, inoltre, può sempre essere "scomposta" e vista nelle due singoli sotto-reti degli attori e dei gruppi. Nella prima gli individui sono collegati se condividono almeno un gruppo, mentre, nella seconda, i gruppi sono collegati se hanno in comune almeno un'appartenenza condivisa di un individuo e si dice che essi si incrocino o si sovrappongano (Figura 2.16).

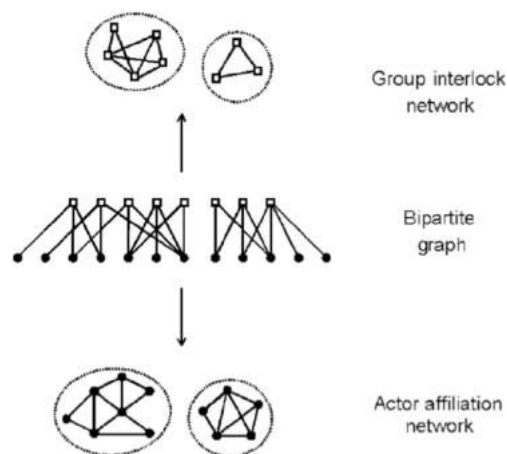


Figura 2.16: una rete di affiliazione può essere rappresentata da una rete bipartita composta, a sua volta, da una rete di di affiliazione di attori (la proiezione in basso) e una rete di gruppi intrecciati. Fonte: Watts, D. J. (2003). *Six degrees: the science of a connected age*. Norton.

L'aspetto più complicato di un modello del genere è che quando si raccolgono i dati sulle reti, come quella della comunità scientifica o degli attori di Hollywood, si ottiene una lista di collegamenti tra individui, cioè una ben precisa rete di appartenenza senza le informazioni legate ai ripetitivi gruppi o

contesti. Studiando la rete della comunità scientifica, Newman (2001b) riuscì a ricavare il grafo bipartito tra articoli ed autori. Il risultato interessante fu che la maggioranza degli autori era connessa in un singolo componente e che, quindi, qualunque scienziato potesse essere collegato a chiunque altro attraverso una piccola catena di collaborazioni (quattro o cinque), mostrando la proprietà di piccolo mondo. La cosa sorprendente è che il risultato compare anche in reti non casuali in cui l'alta specializzazione dei settori scientifici tende a segregare i ricercatori in comunità. Come è già stato mostrato con il modello alfa e beta, tuttavia, anche una piccolissima quantità di collegamenti apparentemente casuali basta a permettere l'esistenza dell'effetto di piccolo mondo. Watts contribuì anche in un lavoro di un altro sociologo dell'Università del Michigan di nome Davis, che stava studiando la struttura della rete dei consigli di amministrazione americani, per capire se elementi lontani in tale rete fossero capaci di un'azione coordinata (Davis, 1996). Questa rete collaborativa aveva un grado di distribuzione diverso sia da una rete a invarianza di scala, sia da una rete casuale. In particolare, la distribuzione dei co-dirigenti, che mostrava un andamento alquanto strano, venne modellata attraverso un grafo bipartito. Assumendo in modo semplicistico che il collegamento tra attori (amministratori) e gruppi (consigli di amministrazione) avvenisse in maniera casuale, Newman, Strogatz e Watts (2001) scoprirono che il modello bipartito riusciva a spiegare lo strano andamento della distribuzione dei co-dirigenti e mostrare le tipiche proprietà dei grafi casuali (componente gigante e cammini corti).

Il modello spiegava anche il clustering. Grazie al modello del grafo bipartito, infatti, il semplice fatto per cui ogni attore è affiliato o appartiene ad uno specifico gruppo riesce a cogliere la proprietà del clustering. Le reti di affiliazione sono composte da un insieme di gruppi che si sovrappongono perché legati insieme dalla comune appartenenza di alcuni individui a specifici gruppi. Tale caratteristica rimane vera indipendentemente da come gli individui scelgano i gruppi a cui appartenere, in quanto è la stessa rappresentazione della rete a supportarla. Di conseguenza anche reti di affiliazione casuali saranno sempre delle reti a piccolo mondo, con alto clustering e percorsi brevi. Le assunzioni semplicistiche, secondo cui le persone scelgono i gruppi in modo del tutto casuale, mostrano, in realtà, la robustezza del modello qualora, anche sotto l'influsso casuale, le caratteristiche realistiche di reti a piccolo mondo riescono ad emergere. Nella realtà, ovviamente, le cose si fanno più complesse e il potere della struttura sociale in cui ognuno è immerso permette di aggiungere, cambiare o eliminare i collegamenti sociali. La forza dell'approccio bipartito sta nella sua generalità ed universalità, che riesce a rappresentare l'evoluzione sia della struttura sociale (i gruppi), sia della struttura della rete stessa (degli individui).

La vera differenza tra l'approccio di Barabási e quello di Watts sta nel diverso approccio dello studio delle strutture di rete nelle dinamiche evolutive. Mentre il primo si focalizza su modelli che cercano di spiegare le dinamiche della comparsa degli hub, il secondo si concentra sui processi che tengono conto delle proprietà di piccolo mondo e delle strutture tipiche delle reti sociali umane. Watts, a differenza di Barabási, interpreta la presenza di nodi altamente connessi, come la conseguenza naturale delle stesse generali dinamiche evolutive (si veda più avanti attraverso il concetto di cascate informative).

2.12 Il problema della “searchability”

Un successivo passo avanti nel problema delle reti di piccolo mondo fu compiuto da Jon Kleinberg (2000), professore della Cornell University. Egli si chiese, ripensando al rivoluzionario esperimento di Milgram (1967), come effettivamente quelle persone fossero riuscite a trovare i percorsi giusti per raggiungere il target di Boston. Kleinberg evidenziò come i modelli di Watts e Strogatz dei link ricollegati in modo casuale (Watts & Strogatz, 1998), non potessero spiegare come le persone riuscissero a trovare i percorsi più corti. Kleinberg intuì il fatto che nell’esperimento di Milgram i partecipanti avessero svolto una ricerca direzionata invece che diffusa o *broadcast* (Figura 2.17). In quest’ultima, infatti, le persone coinvolte avrebbero dovuto diffondere le lettere a tutti gli amici o conoscenti della loro rete sociale. Quello che fecero i partecipanti, al contrario, fu inviare la lettera alla persona secondo loro più “vicina” al broker di Boston la quale, dunque, avrebbe avuto più probabilità di far recapitare la lettera al target finale.

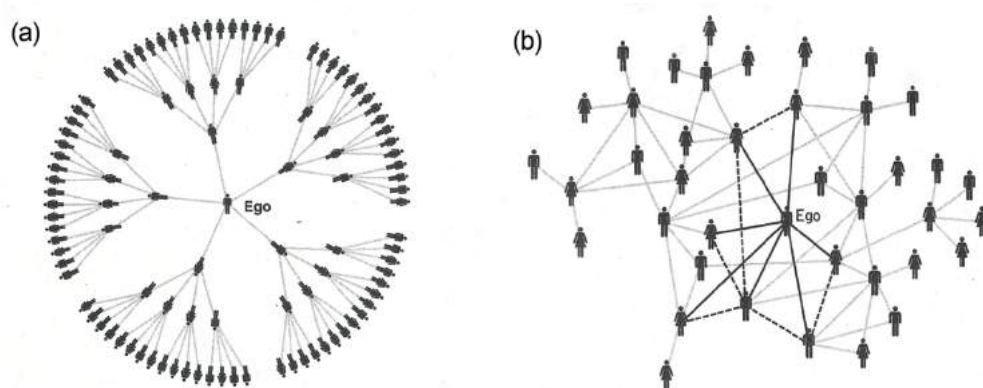


Figura 2.17: reti sociali che si espandono raggiungendo molte persone in pochi passaggi. La prima (a) rappresenta la ricerca o diffusione broadcast caratterizzata da una crescita esponenziale della rete (o della diffusione del messaggio con conseguente saturazione della rete). La seconda (b) rappresenta la ricerca direzionata. Fonte: Watts, D. J. (2003). *Six degrees: the science of a connected age*. Norton.

Nella realtà, le persone possiedono nozioni forti delle strutture, contesti o identità di cui fanno parte e delle relative distanze. A partire dalla più scontata, la distanza geografica, vi sono anche altre tipologie, come ad esempio: la razza, la religione, il lavoro, l’educazione, l’istruzione, gli interessi personali e così via. Tutte queste nozioni, che contribuiscono a formare le identità sociali delle persone, sono continuamente usate anche per stabilire quanto ognuno sia “vicino” o “distante” dagli altri. I collegamenti casuali dei modelli di Watts e Strogatz non tenevano conto in alcun modo di queste distanze. Molto probabilmente, tuttavia, i partecipanti dell’esperimento di Milgram le considerarono per portare a termine il compito. Kleinberg, cercando di introdurre una nozione di distanza, assente nel modello di Watts e Strogatz, considerò un modello in cui i link sono sempre aggiunti ai nodi in un reticolo (bidimensionale) in modo casuale, seppur con una probabilità che decresce all’aumentare della distanza dal nodo. Questa distribuzione di probabilità variava a seconda di un esponente di clustering, che coincideva con l’esponente delle distribuzioni a legge di potenza, le quali determinavano le distanze dei collegamenti casuali. Il modello assume un comportamento interessante quando questo esponente è uguale a due. In particolare, se questo è molto più basso di due, la rete è molto simile a quella di Watts e Strogatz e i percorsi brevi non possono essere trovati. Se, invece, è molto più grande di due questi percorsi non esistono affatto (Figura 2.18). Se la rete

raggiunge esattamente un esponente pari a due si raggiunge un equilibrio tra la proprietà di “navigabilità” della rete e la presenza di scorciatoie, che connettono punti distanti nella rete.

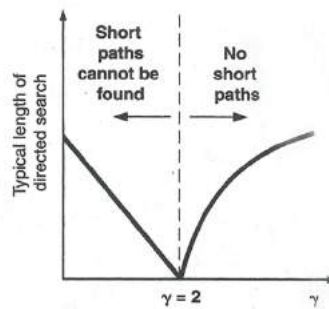


Figura 2.18: solamente quando l'esponente di clustering è uguale a due i percorsi brevi possono essere trovati. Fonte: Watts, D. J. (2003). *Six degrees: the science of a connected age*. Norton.

Il risultato è una rete in cui tutti i nodi possiedono lo stesso numero di link a tutte le lunghezze di scala della griglia bidimensionale. Questo concetto per spiegare che, in realtà, le persone non devono risolvere il problema della ricerca completamente da sole, ma devono solamente inviare la lettera o il messaggio alla fase successiva, cioè alla persona secondo loro con più informazioni e quindi con più probabilità di continuare al meglio la catena. La scoperta di Kleinberg è stata quella di capire che la mera presenza di scorciatoie, o brevi percorsi sulla rete, non basta a spiegare la capacità di “searchability”. Non basta, cioè, ai partecipanti dell'esperimento di Milgram, che hanno solo informazioni locali, a trovare il percorso giusto.

2.13 La multidimensionalità delle reti sociali

Quello che la condizione di Kleinberg e i precedenti modelli di Watts e Strogatz non avevano colto era la possibile esistenza di legami corti, inseriti nella stessa specifica comunità o gruppo, che sono allo stesso tempo di lunga portata. La soluzione a questo paradosso sta nel vedere la rete sociale come una divisione gerarchica in categorie e sottocategorie, fino a giungere alla specifica rete di affiliazione o appartenenza (Figura 2.19).

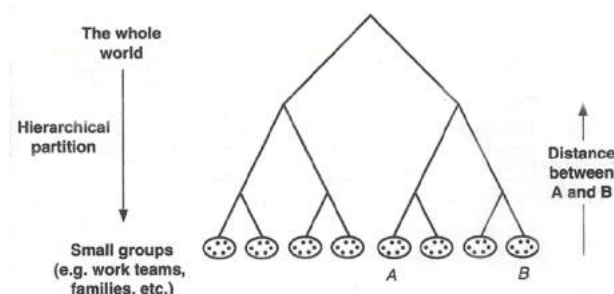


Figura 2.19: la divisione gerarchica della rete sociale vista da un punto di vista globale. La distanza tra due individui, A e B, si considera come l'altezza del gruppo in comune più vicino che nell'esempio corrisponde a tre (gli individui dello stesso gruppo sono infatti distanti uno). Fonte: Watts, D. J. (2003). *Six degrees: the science of a connected age*. Norton.

Il livello più basso di questa gerarchia è composto dai gruppi o contesti delle relazioni più forti o “vicine” (gruppo del lavoro, dei vicini di casa, degli hobby ecc.), mentre, salendo nella gerarchia, i rapporti si fanno meno forti. In generale, quindi, più si sale nella gerarchia delle affiliazioni comuni,

più è improbabile che due persone si conoscano. In questo nuovo modello Watts (insieme a Dodds e Newman) utilizza il concetto di distanza sociale, che funziona in modo simile al modello di Kleinberg (infatti il parametro di omofilia è l'equivalente dell'esponente del modello di Kleinberg). Mentre la griglia di Kleinberg considera le persone solamente in termini di posizioni e distanze geografiche, le persone nel mondo reale usano contemporaneamente più dimensioni di distanza sociale:²⁸ dalla nazionalità all'istruzione, dal lavoro agli hobby fino alla dimensione geografica. Quest'ultima è spesso fondamentale nel determinare le persone che si conoscono, ma a volte lo sono anche altre dimensioni come il praticare un certo sport, lavorare nella stessa azienda o ancora fare lo stesso corso di cucina. Un altro aspetto importante, sottolineato da Watts (2003), è il fatto che, se due persone sono vicine in una sola rete di affiliazione o contesto, queste sono portate a sentirsi vicine in un senso più ampio e quasi assoluto, anche se sono molto distanti in molte altre dimensioni. La distanza sociale porta, cioè, ad accentuare le somiglianze rispetto alle differenze (Figura 2.20).

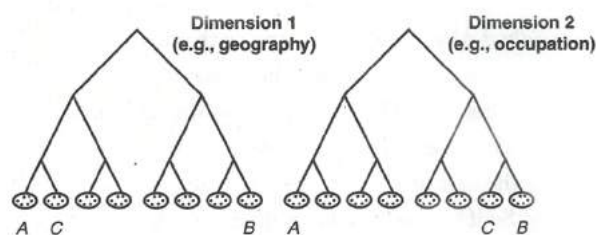


Figura 2.20: le persone dividono il mondo in cui sono immersi in diverse dimensioni sociali in modo simultaneo. Nell'esempio gli individui A, B e C sono rappresentati in due dimensioni diverse (quella geografica e professionale). Se A e C sono vicini geograficamente, C e B lo sono nella rete professionale. Quindi C sente di essere vicino sia ad A (perché vive nello stesso quartiere) sia a B (perché lavora in un'altra divisione della stessa azienda) mentre A e B si ritengono tra loro distanti violando il concetto d'ineguaglianza del triangolo. Fonte: Watts, D. J. (2003). Six degrees: the science of a connected age. Norton.

Si pensi a una persona che ha due amici in due contesti completamente diversi. Questi due amici sono apparentemente distanti tra loro anche se, in realtà, possiedono la caratteristica di avere un amico in comune: risultano quindi "vicine", anche se non ne sono al corrente. Il lavoro di Watts e colleghi possiede l'abilità di analizzare il problema del piccolo mondo da un punto di vista davvero interdisciplinare, utilizzando anche gli strumenti e i concetti della sociologia. Essi hanno quindi compreso la natura multidimensionale della rete sociale applicandola in un nuovo modello (Watts, Dodds, & Newman, 2002). Ciò che rilevarono nelle loro simulazioni fu il fatto che, nel momento in cui era permesso agli individui di utilizzare delle dimensioni sociali multiple, questi erano in grado di trovare target scelti casualmente nella rete con facilità, anche quando le loro associazioni erano caratterizzate da un'alta omofilia (clustering locale, Figura 2.21).

²⁸ Questo fenomeno causa la violazione della condizione matematica nota come *ineguaglianza del triangolo* secondo cui la lunghezza di qualunque lato di un triangolo non può essere maggiore della somma degli altri due. La soluzione del paradosso giunge pensando alla simultaneità delle diverse dimensioni sociali che le persone utilizzano (si veda Figura 2.20).

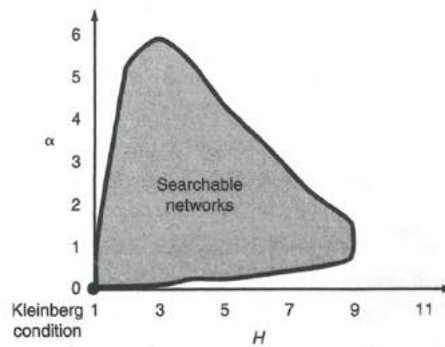


Figura 2.21: la figura mostra come la proprietà delle reti di essere “ricercabili” sia molto estesa tenendo in considerazione il parametro dell’omofilia (quanto una rete sia composta da gruppi locali) e delle dimensioni sociali utilizzate nel compito di ricerca. In particolare la condizione di Kleinberg corrisponde, rispetto al grafico, alla situazione di omofilia pari a zero ($\alpha=0$). Fonte: Watts, D. J. (2003). Six degrees: the science of a connected age. Norton.

Il modello di Watts, a differenza di quello di Kleinberg, mostra che, finché esistono reti sociali caratterizzate da omofilia e fintantoché queste somiglianze vengono stabilite su più di una dimensione sociale contemporaneamente, allora le persone, sebbene provviste di sole informazioni locali, saranno in grado di trovare questi percorsi. Il dato più interessante del modello era che le migliori performance erano raggiunte quando venivano utilizzate contemporaneamente, due o tre dimensioni sociali in media. Sfruttando infatti una sola dimensione sociale, come quella geografica, si tornava alla condizione di Kleinberg, in cui le persone non potevano usare le loro molteplici reti di affiliazione per muoversi su larghe distanze; i legami (link) dovevano, poi, essere organizzati in modo tale che tutte le persone (nodi) ne possedessero lo stesso numero. D’altra parte, se le persone avessero utilizzato troppe dimensioni sociali (denotando una bassa omofilia ossia una situazione dove nessuno dei propri amici fa parte degli stessi gruppi), si tornava alla condizione della rete casuale con percorsi brevi ma impossibili da trovare.

Circa venticinque anni prima era stato svolto un esperimento noto con il nome di “esperimento di piccolo mondo al contrario” (Killworth & Bernard, 1978). Quello che Killworth (un oceanografo) e Bernard (un antropologo) fecero fu una sperimentazione inversa rispetto a quella condotta da Milgram (1967). Chiesero a centinaia di partecipanti di descrivere come avrebbero svolto il compito di inviare un pacco ad una persona a loro sconosciuta, come nelle condizioni dell’esperimento di Milgram. La cosa interessante è che la maggior parte delle persone usava solamente due dimensioni sociali, soprattutto quella geografica e professionale. Supportati da queste evidenze empiriche, Watts, Dodds e Newman (Watts et al., 2002) svolsero una comparazione tra il loro modello e i dati dell’esperimento di Milgram (Figura 2.22).

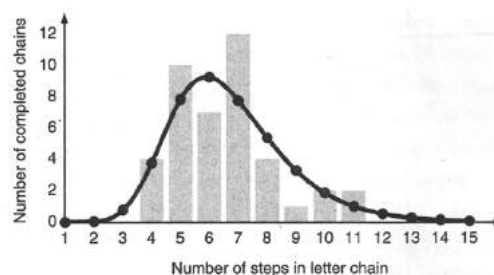


Figura 2.22: confronto tra i risultati del modello di ricerca sociale di Watts e Strogatz (la curva) con i dati dell’esperimento di Milgram del campione del Nebraska (le barre). Fonte: Watts, D. J. (2003). Six degrees: the science of a connected age. Norton.

Spiegando i risultati di Milgram (e del modello di ricerca sociale) da una nuova prospettiva, si potrebbe affermare che le persone utilizzano la propria *distanza sociale* per mettersi in contatto con altri soggetti, parte della rete locale, considerati migliori per completare il compito e giungere così al target sconosciuto. Considerando effettivamente le dinamiche d'interazione tra persone e il concetto d'identità sociale che emerge da tali interazioni, si è raggiunta una maggiore comprensione delle reti sociali e della loro proprietà di essere “ricercabili”.

2.14 “Searchability” nelle reti peer to peer

La comprensione di come avviene il processo di ricerca nelle reti sociali reali ha permesso di comprendere meglio il corrispettivo processo di ricerca di file e documenti digitali, in particolare nelle cosiddette reti *peer to peer*. In tali sistemi, i file vengono scambiati tra pari (*peer*) e la lista –*directory*– di tutti i file viene di solito mantenuta su un server centrale. I sistemi di questo tipo con directory centrali risultano, tuttavia, costosi da mantenere, in quanto i punti principali della rete devono riuscire a soddisfare un'ingente richiesta da parte di tutti i nodi (*peer*). I due ricercatori Adamic e Huberman, osservando una specifica rete *peer to peer* di nome *Gnutella*, scoprirono che questa mostrava una distribuzione di grado a legge di potenza. Essi proposero, quindi, un algoritmo di ricerca in cui i nodi della rete rivolgevano le richieste dei file ai loro vicini di rete più connessi, i quali controllavano la presenza o meno del file ricercato nella loro directory locale. Se questo non era trovato, l'algoritmo di ricerca si ripeteva, procedendo con il successivo vicino di rete più connesso (Adamic, Lukose, Puniyani, & Huberman, 2001). Utilizzando quindi un algoritmo che cerca gli hub della rete in maniera casuale, il tempo per trovare i file si riduceva notevolmente così come il sovraccarico della rete stessa. D'altra parte, però, gli hub della rete *peer to peer* dovevano in ogni caso gestire più richieste, rendendoli sia i punti forti che i punti deboli della rete stessa. Mentre nel modello delle reti sociali (Watts et al., 2002) il processo di ricerca rappresenta un compito equo per tutti i nodi, nelle reti digitali, in cui la differenza nel numero di collegamenti fra i nodi si fa più ampia, il funzionamento di una serie di hub risulta fondamentale per l'operabilità della rete stessa.

Capitolo 3 - Lo studio delle diffusioni nelle reti

3.1 I modelli epidemici: modello SIR e crescita logistica

Lo studio dei modelli epidemici è un importante settore della scienza delle reti. In un mondo in cui virus come l'HIV riescono a contagiare decine di milioni di persone, con una variabilità che va dal due per cento fino ad un terzo di una popolazione (Watts, 2003), lo studio di come le epidemie riescono ad espandersi nella rete sociale può aiutare a capire come riuscire a prevenirle. L'analisi dei contagi può anche aiutare a comprendere le diffusioni di innovazioni, mode e tendenze e raggiungere, quindi, scoperte generali sui processi di propagazione nelle reti.

In generale, i virus, sia di tipo umano che informatico, sono delle entità che hanno il solo scopo di riprodursi, utilizzando del materiale prelevato dall'ospite. L'unica differenza tra le due tipologie sta nella mancanza, per i sistemi informatici, di un naturale sistema immunitario, pronto a difendere i computer. In particolare, la comparsa di Internet negli anni Novanta ha aumentato l'efficienza di espansione dei virus informatici creando un problema di scala globale.

I primi modelli matematici che cercarono di descrivere i processi di diffusioni epidemici, arrivano da Kermack e McKendrick (1932) e rappresentano, ancora oggi, lo schema fondamentale per studiare molteplici processi di diffusione dalle malattie, ai virus informatici fino all'espansione di opinioni sui social network. I due matematici elaborarono il modello denominato "SIR". Le lettere di tale acronimo rappresentano i tre stati primari che i membri della popolazione possono assumere rispetto a una malattia: (S) *suscettibile* – l'individuo è vulnerabile all'infezione, ma non è ancora stato contagiato; (I) *infetto* – l'individuo è stato contagiato e può diffondere la malattia; (R) *rimosso* – l'individuo è guarito e ha recuperato, oppure è deceduto (Figura 3.1).

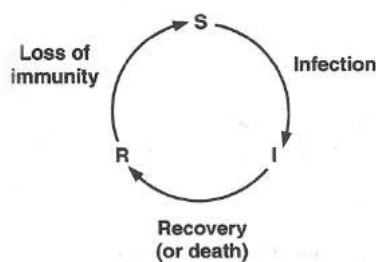


Figura 3.1: i tre stati del modello SIR. Ogni membro della popolazione può essere suscettibile (S), infetto (I) o rimosso (R). Fonte: Watts, D. J. (2003). *Six degrees: the science of a connected age*. Norton.

Altro elemento fondamentale del modello è la probabilità, da parte dei suscettibili, di essere infettati, che dipende strettamente dal grado di infettività della malattia. Nei primi modelli di Kermack e McKendrick, per semplificare lo studio delle dinamiche, i contatti dipendono da una struttura di rete puramente casuale. Per questo motivo, la diffusione è influenzata dalla numerosità delle popolazioni di infetti e suscettibili e dalla variazione dei parametri di controllo: il grado di infettività e il tasso di recupero. In tale modello l'infezione segue un andamento, che i matematici chiamano *di crescita logistica*. Quando l'epidemia è appena cominciata, si ha una piccola porzione di elementi infetti e, quindi, i danni sono limitati. Questo stadio viene definito *fase di lenta crescita* (Figura 3.2a) e corrisponde al momento migliore per bloccare la diffusione della malattia. L'aspetto negativo è che,

in tale fase, è spesso difficile distinguere l'epidemia da casi sparsi e non correlati tra loro. Se la diffusione procede, si entra nella *fase esplosiva* della crescita logistica (Figura 3.2a). Nel modello le malattie che entrano nella seconda fase risultano praticamente impossibili da fermare. Infine, l'epidemia si estingue ed entra nella *fase di esaurimento* per il semplice fatto che, ora, la popolazione dei suscettibili è troppo piccola.

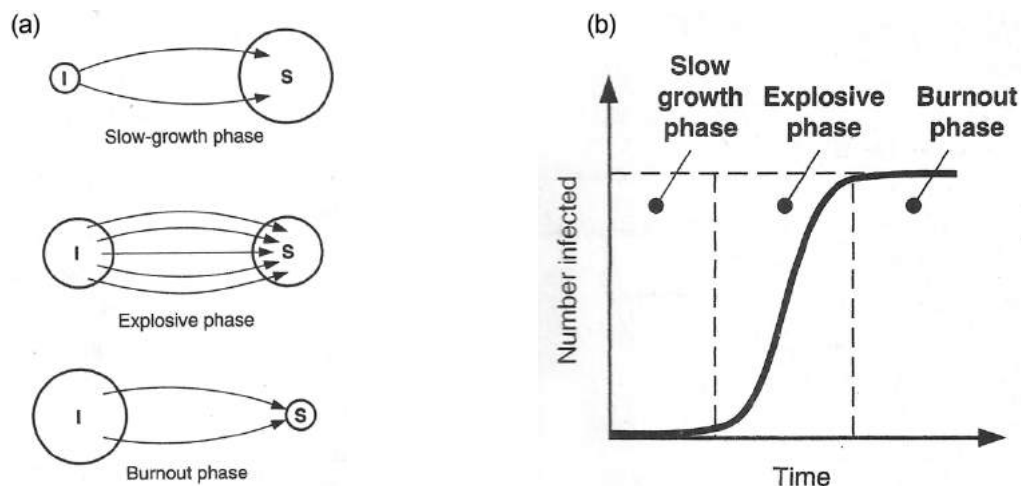


Figura 3.2: tassi dei nuovi infetti in dipendenza dalle dimensioni delle popolazioni di suscettibili ed infetti in cui i tassi di crescita sono massimizzati per la fase esplosiva della crescita logistica (a). In (b) il diagramma della crescita logistica con il suo caratteristico andamento della curva ad "S" che mostra una fase di bassa crescita (slow-growth), una fase esplosiva (explosive phase) e una fase di esaurimento (burnout phase). Fonte: Watts, D. J. (2003). Six degrees: the science of a connected age. Norton.

La crescita logistica segue, relativamente alle tre fasi, un andamento caratterizzato da una curva dalla forma ad "S" (Figura 3.2b). Il diffondersi della malattia dipende soprattutto dalla sua capacità di infettare gli individui. Questa contagiosità (o tasso di crescita) è regolata, nel modello, dal *tasso di riproduzione*, ovvero il numero medio di nuovi infetti generati da ogni singolo individuo malato. La condizione matematica basilare, che permette il contagio e l'ingresso nella fase esplosiva, è che il tasso sia superiore a uno. Qualora fosse inferiore, invece, gli infetti verrebbero rimossi più velocemente rispetto al numero dei nuovi infettati. Il tasso di riproduzione rappresenta, quindi, il concetto di soglia critica dell'epidemia. Ripensando ai modelli classici già visti delle reti casuali di Erdős e Rényi, vi è un profondo collegamento con il punto critico pari a uno che, se oltrepassato, portava alla comparsa di un componente gigante. Dal momento che i primi modelli epidemici SIR si basavano su reti casuali, il tasso di riproduzione che oltrepassa la soglia pari a uno, corrisponde esattamente al punto critico individuato da Erdős e Rényi. Come abbiamo visto nella storia della scienza delle reti, tuttavia, il modello casuale è stato superato da modelli più realistici in relazione alle reti del mondo reale.

3.2 Modello SIR su reti di piccolo mondo

Watts e Strogatz studiarono il modello epidemico SIR sui loro modelli di rete a mondo piccolo – o modello beta (si veda paragrafo 2.8) – (Watts, 1999b).²⁹ Usando il modello con il parametro beta uguale a zero (per avere un confronto su una rete assimilabile ad una griglia unidimensionale), i nodi che potevano essere infettati corrispondevano ai nodi sui bordi o confini del *fronte della malattia* (Figura 3.3a) e la malattia risultava più lenta a diffondersi.

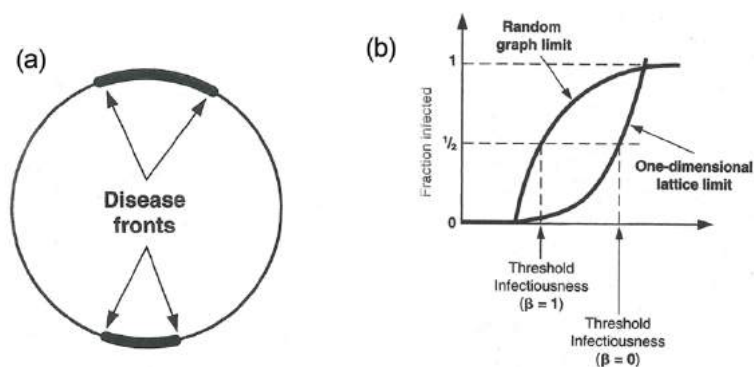


Figura 3.3: sulla griglia circolare del modello a piccolo mondo la malattia può contagiare solamente i nodi suscettibili limitrofi ai nodi infetti presso il fronte della malattia e quindi l'epidemia è più lenta a diffondersi (a). Per questa ragione la malattia è tenuta a freno dalle relazioni altamente strutturate della rete e la diffusione è quindi limitata rispetto al modello casuale (b). Fonte: Watts, D. J. (2003). *Six degrees: the science of a connected age*. Norton.

Utilizzando il modello SIR su una rete siffatta, le interconnessioni di una rete altamente clusterizzata portavano ad infettare molti meno nodi rispetto all'equivalente del modello casuale (con beta pari a uno nel modello di Watts e Strogatz, si veda Figura 3.3b per il confronto). Questo risultato, su una rete non puramente casuale, conduceva ad una soglia critica non più così chiara e identificabile. Aggiungendo una piccola frazione di collegamenti casuali nella rete, la relativa diffusione lenta e limitata dell'epidemia scompariva. Pensando, infatti, alle reti aeree e agli spostamenti di oggi, con continui contatti e scambi tra persone da una parte all'altra del mondo, le possibilità per le diffusionsi epidemiche sono notevolmente aumentate rispetto al passato. Tornando al modello di piccolo mondo, si osservava come variasse la soglia d'infettività, che, non coincidendo più con la soglia pari a uno del modello casuale, era intesa come la porzione di popolazione infettata (nella Figura 3.3b pari alla metà) rispetto alla quantità di brevi cammini casuali introdotti nella rete. Mentre la soglia d'infettività risultava inizialmente alta, con l'aggiunta progressiva di più scorciatoie casuali la soglia crollava repentinamente (Figura 3.4).

²⁹ Per approfondire il tema dei modelli epidemici sulle reti di piccolo mondo si può consultare il capitolo 6 del libro: Watts, D. J. (1999). *Small worlds: the dynamics of networks between order and randomness*. Princeton University Press.

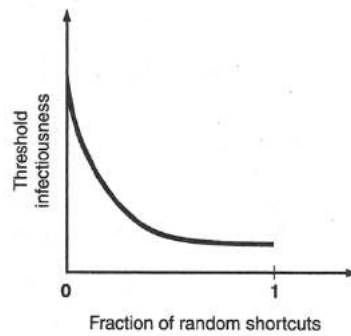


Figura 3.4: la soglia d'infettività decresce fortemente con l'aggiunta di una piccola quantità di collegamenti casuali di breve cammino. Fonte: Watts, D. J. (2003). Six degrees: the science of a connected age. Norton.

Questo effetto di contagio, simile al modello classico casuale anche su reti a piccolo mondo, fu un risultato dal potenziale sconvolgente. È per tale ragione che, qualche volta, le epidemie riescono a diffondersi e a passare alla fase esplosiva della crescita logistica (si veda Figura 3.2b). In una rete a piccolo mondo, il fulcro dell'espansione corrisponde ai percorsi brevi. D'altra parte, la natura locale e clusterizzata delle reti sociali, spesso, impedisce alla malattia di diffondersi su scala globale, mantenendola bloccata nella struttura di alcuni sottogruppi di rete. Ciò significa che gli individui infetti continuano a interagire, principalmente, con altri individui infetti.

3.3 I primi studi sull'adozione delle innovazioni

Dopo l'introduzione dei primi modelli epidemici, caratterizzati dalla presenza di un valore critico di diffusione, questi hanno dato il via all'utilizzo dei "modelli a soglia" in diversi fenomeni di diffusione e in settori che vanno dalla sociologia (Granovetter, 1978) allo studio delle innovazioni (Abrahamson & Rosenkopf, 1997; Valente, 1996). Uno dei primi lavori sulla comprensione della diffusione delle innovazioni fu quello svolto, nel 1943, da Bryce Ryan e Neal Cross, sulla rapida espansione dell'uso del cereale ibrido nello stato dell'Iowa (Ryan & Gross, 1943). Queste nuove sementi di grano erano praticamente assenti a fine degli anni Venti, ma nel giro di pochi anni circa il 75 percento delle coltivazioni di grano erano composte dalle sementi ibride. Considerando anche il fatto che i processi di compravendita di prodotti siano meno fluidi rispetto alle diffusioni di notizie od opinioni, il rischio maggiore era per coloro che per primi utilizzavano queste nuove sementi, non avendo garanzie sulla loro produttività.

In generale, utilizzando la terminologia intuitiva della diffusione delle innovazioni, introdotta negli anni Sessanta da Everett Rogers (1962), gli individui che per primi rischiano e adottano una tecnologia, un prodotto innovativo o, appunto, un nuovo tipo di grano ibrido, sono definiti *innovatori*. Se queste innovazioni risultano di valore, la probabilità che vengano adottate anche da alcuni *pionieri* cresce. Questi ultimi vengono successivamente seguiti da una *maggioranza anticipatrice*, che porterà la diffusione a raggiungere circa la metà della popolazione. Infine, arrivano i *ritardatari* convinti dall'ampio utilizzo dell'innovazione da parte della maggioranza. Questi ragionamenti furono rappresentati nel lavoro di Ryan e Gross (1943) che, riportando su un grafico i dati raccolti sul numero di agricoltori che adottavano il grano ibrido di anno in anno, ottennero una curva dalla forma a campana. Questa mostrava esattamente l'andamento dell'adozione del grano

ibrido. Partendo da alcuni individui innovatori che vengono seguiti da una successiva maggioranza anticipatrice (curva che cresce velocemente), l'innovazione si diffonde fino a raggiungere il picco della curva (la metà della popolazione), che poi decresce altrettanto repentinamente (innovazione che attrae solo i ritardatari).³⁰ La curva a campana della diffusione del grano ibrido rappresenta l'andamento di tutte le innovazioni, ma non coglie in alcun modo il ruolo svolto dalla rete stessa su cui avviene la diffusione. Un altro dei primi interessanti lavori sul tema è quello di Coleman, Katz e Menzel i quali studiarono la diffusione della tetraciclina, un nuovo antibiotico introdotto negli anni Cinquanta (Coleman, Katz, & Menzel, 1957). I tre ricercatori della Columbia University, intervistando 125 medici di una città dell'Illinois, ricostruirono le interrelazioni della rete della comunità medica e i relativi fenomeni d'influenza. Dai registri delle farmacie sulle prescrizioni mediche si scoprì che i primi medici ad adottare il farmaco in questione erano i medici con molti contatti sociali, seguiti poi dalla maggioranza anticipatrice. Questi medici molto connessi (gli hub della rete), infatti, avevano molte probabilità di entrare in contatto con gli innovatori e, una volta adottato il farmaco, di diffonderlo a loro volta alla maggioranza dei medici restanti. Lo studio di Katz Coleman e Menzel mise in luce il ruolo rilevante di queste persone altamente connesse nella diffusione di innovazioni, idee e mode che in letteratura vengono chiamate *opinion leader* (Merton 1968).³¹ I temi sulla teoria dell'innovazione e i relativi modelli e applicazioni vengono approfonditi nel capitolo quinto (paragrafo 5.1).

3.4 Diffusione sulla rete a invarianza di scala

Un'importante scoperta compiuta da Satorras e Vespignani riguarda la comprensione del ruolo della rete sulle diffusioni dei virus informatici (Pastor-Satorras & Vespignani, 2001). Queste intuizioni colgono delle caratteristiche che il modello classico SIR non riusciva a spiegare, vale a dire il fatto che molti virus informatici permangano nella rete molto più a lungo rispetto ai tempi previsti dalle fasi del modello SIR. Satorras e Vespignani, utilizzando il modello a invarianza di scala di Albert e Barabási (1999) come rappresentazione delle reti e-mail, dimostrarono che i virus informatici non possiedono più una soglia caratteristica (Figura 3.5).

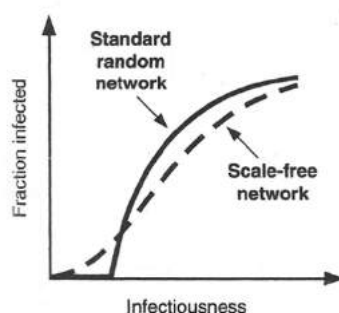


Figura 3.5: confronto dell'infettività tra una rete casuale standard e una rete a invarianza di scala. Quest'ultima non mostra una soglia tipica a differenza della rete casuale. Fonte: Watts, D. J. (2003). *Six degrees: the science of a connected age*. Norton.

³⁰ Per dettagli sulla curva a campana delle innovazioni e sullo studio delle diffusioni dal punto di vista del marketing si veda: Rosen, E. (2009). *The anatomy of buzz revisited: real-life lessons in word-of-mouth marketing*. New York: Doubleday.

³¹ Oggi, con l'avvento dei social network, questi hub della rete sono meglio conosciuti con il nome di *influencer* o *social influencer*. Si veda: <https://influencermarketinghub.com/what-is-an-influencer/>.

Satorras e Vespignani ipotizzarono che, a causa della presenza di alcuni nodi altamente connessi della rete e-mail, i virus informatici riuscissero a persistere a lungo nella rete.

Un seguente importante tassello sul ruolo della rete nei processi di diffusione, concerne lo studio della propagazione dell'AIDS e deriva dalla scoperta di Fredrik Liljeros, secondo cui la rete sessuale sembra seguire una legge di potenza (Liljeros, Edling, Amaral, Stanley, & Åberg, 2001). Partendo dai dati sugli scambi sessuali di un gruppo di soggetti svedesi, Liljeros osservò che la rete sessuale sottostante esibiva la nota topologia a invarianza di scala: moltissimi soggetti con un numero di partner sessuali che andava da uno a dieci e pochi soggetti che avevano avuto invece centinaia di partner. Il ruolo di questi hub, per mezzo dei numerosi contatti sessuali, ha fatto sì che la malattia dell'AIDS contagiassero centinaia di altre persone. La particolare topologia a invarianza di scala, come dimostrato dallo studio di Satorras e Vespignani (2001), ha permesso al virus dell'HIV di persistere nella rete. Da queste considerazioni uno studio svolto da Dezső e Barabási (2002) ha mostrato che, concentrando le cure di un'epidemia sessuale come l'AIDS sugli hub della rete sessuale, la famosa soglia epidemica dei modelli classici si ripresenta. Questa scoperta evidenzia il fatto che “eliminando” i rischi del contagio (attraverso le cure necessarie), dovuti al ruolo svolto dagli hub, l'epidemia può essere sconfitta.

3.5 Modelli di percolazione

Anche i fisici hanno studiato i processi di diffusione utilizzando dei modelli che rientrano nella cosiddetta teoria della *percolazione*.³² Questa teoria, nello specifico, nasce per studiare e risolvere problemi legati alla chimica organica. Una delle prime applicazioni della teoria della percolazione risale a Flory (1941) e Stockmayer (1943), che la utilizzarono per studiare il processo di gelazione dei polimeri (come, ad esempio, il riscaldamento di un uovo in cui il liquido dell'uovo attraversa una transizione definita gelazione e diventa solido). Ciononostante, la teoria della percolazione è stata successivamente usata per studiare diversi fenomeni di diffusione, quali gli incendi boschivi, la conduttività elettrica di certi materiali e la diffusione delle malattie. Secondo la teoria della percolazione, la rete è composta da un insieme di nodi chiamati punti o siti (*sites*) e da collegamenti, detti legami (*bonds*). Ogni punto può essere suscettibile o meno in relazione alla probabilità di occupazione e ogni legame può essere aperto o chiuso in relazione all'infettività della malattia. La diffusione epidemica, in particolare, può essere immaginata come un fluido che scorre attraverso i legami aperti, raggiungendo tutti i punti suscettibili della rete. Questo gruppo di individui viene definito *cluster*. Variando la probabilità di occupazione e l'infettività della malattia, la teoria della percolazione mira a studiare i cluster di dimensioni differenti ottenuti. Secondo la terminologia della percolazione, si avrà una vera e propria epidemia quando compare un *cluster percolante*, che dunque attraversa l'intera rete. Basandosi su reti casuali il modello tipico della diffusione è caratterizzato dalla solita soglia critica pari a uno del modello casuale di Erdős e Rényi che, se superata, porta alla comparsa del componente gigante (cluster che percola in tutta la rete). Come è già stato descritto in precedenza, nel processo di magnetizzazione, dopo il superamento della soglia critica, si ha quello che i fisici definiscono una *lunghezza di correlazione* (la distanza tra gli atomi) che tende a infinito e che

³² Per approfondire i temi della percolazione si veda: Stauffer, D., & Aharony, A. (1992). *Introduction to percolation theory*. London: Taylor & Francis.

permette a nodi molto distanti di infettarsi tra loro. Utilizzando il modello della percolazione, Newman e Watts hanno studiato nuovamente la rete di piccolo mondo e la relazione tra la lunghezza di correlazione e l'introduzione di percorsi brevi casuali (Newman & Watts, 1999). I risultati erano in accordo con le loro ipotesi, secondo cui anche una piccola porzione di scorciatoie casuali alterava in modo drastico la lunghezza di correlazione.

I modelli di percolazione possono, inoltre, differenziarsi tra: *percolazione di legame* (*bond percolation*) – per cui tutti i nodi sono suscettibili e varia solo il parametro dei legami; *percolazione di sito* (*site percolation*) – in cui i legami sono considerati tutti aperti e cambia unicamente la suscettibilità dei nodi. Un interessante uso del modello di percolazione di sito è stato applicato da Albert, Jeong e Barabási per studiare la robustezza o resistenza ai fallimenti di una rete a invarianza di scala (Reka Albert, Jeong, & Barabási, 2000). Immaginando, infatti, la rete Internet, i ricercatori mostrarono come reti di questo tipo risultino molto più resistenti ai fallimenti casuali rispetto alle reti casuali. Questa proprietà è dovuta alla presenza di pochi hub dominanti nella rete che, essendo rari, hanno molta meno probabilità di cedere. Nelle reti casuali, invece, i nodi sono tutti più o meno simili tra di loro e, quindi, la rete risulta meno robusta dopo un certo numero di fallimenti casuali. Questo modello di Albert, Jeong e Barabási spiega l'intrinseca robustezza di una rete come Internet in cui, nella maggior parte delle volte, sono i piccoli nodi (*routers*) a fallire. Il più grande punto di forza delle reti a invarianza di scala, tuttavia, può rivelarsi, allo stesso tempo, anche il maggiore punto di debolezza. Se, infatti, gli attacchi alla rete non sono più casuali, ma rivolti in modo mirato ai nodi più connessi della rete (si pensi agli attacchi informatici DOS), allora le reti a invarianza di scala diventano molto meno robuste e resilienti rispetto alle reti casuali. L'utilizzo dei modelli di percolazione, tuttavia, porta con sé dei limiti intrinseci nella capacità degli stessi di poter cogliere solo un ridotto numero di proprietà delle reti del mondo reale. Nello specifico, i modelli di percolazione assumono che tutti i nodi abbiano la stessa probabilità di essere infettati, ma, nella realtà, le differenze rappresentate dall'eterogeneità degli individui sono caratteristiche importanti delle reti sociali da considerare. Anche i fattori ambientali, comportamentali e la dinamicità degli eventi possono portare a risultati che le assunzioni standard dei modelli della percolazione non possono cogliere.

3.6 Decisioni collettive: cascate informative ed esternalità

I processi diffusivi nel mondo reale sono molteplici e possono riguardare fenomeni molto diversi dalla diffusione di epidemie. Vi sono delle situazioni, infatti, in cui le persone smettono di comportarsi come singoli individui e agiscono più come un'unica massa indistinta e coerente. Questo fenomeno viene definito in economia come *cascata informativa*. Un esempio classico di questo tipo, è rappresentato dai mercati finanziari. La teoria classica economica promossa da Adam Smith (1838) afferma il concetto basilare secondo cui l'uomo è fondamentalmente un agente razionale, ossia ogni scelta umana seguirebbe decisioni puramente razionali ed ottimizzate al fine di accrescere la propria utilità economica. Le persone, nella realtà, non sono però degli agenti puramente razionali, come affermato dalla teoria di Smith. È per tale ragione che, nei mercati finanziari, a volte emergono delle

bolle speculative. Una teoria, nota nel mondo finanziario come *l'ipotesi del mercato efficiente*³³ (Fama, 1970), mette in evidenza la presenza di un paradosso se si ipotizza che l'agente economico sia solamente e strettamente razionale. Secondo tale teoria il comportamento degli investitori si può differenziare tra coloro che semplicemente seguono l'andamento dei prezzi (*trend follower*) e coloro che invece acquistano i titoli se sono sottostimati rispetto al loro vero valore (*value investor*). Le persone che seguono i trend mostrano un comportamento d'acquisto, che non fa altro che alzare ulteriormente i prezzi dei titoli al fine poi di rivenderli (a un altro *trend follower*) a un prezzo ancora più alto per avere un profitto. Nella logica complessiva del mercato, però, questa dinamica a cascata raggiungerà un picco per poi crollare improvvisamente e, se il prezzo decresce a tal punto da valere meno del valore reale, ricompariranno i *value investor*, che acquisteranno nuovamente il titolo. Secondo la teoria, nel complesso, i *trend follower* perderanno sempre soldi a favore dei *value investor*. Di conseguenza, nessuna persona dovrebbe agire come *trend follower* per avere un mercato efficiente. Nell'ipotesi di mercato efficiente, infatti, questi verrebbero eliminati dal mercato alla stregua di una selezione Darwiniana, che li porterebbe a perdere soldi fino a sparire. Il mercato finanziario, tuttavia, non è un fenomeno regolato da eventi lineari e deterministici descritti secondo la teoria della razionalità. Esso, al contrario, è un sistema complesso regolato da dinamiche non lineari, in cui la coesistenza di comportamenti razionali ed irrazionali permette l'esistenza stessa del mercato. Le persone reali non sono dei perfetti agenti razionali in senso strettamente economico, che valutano correttamente il valore di ogni titolo. Questo permette, quindi, l'esistenza sia di bolle speculative, sia del mercato stesso. Di fatto, se tutte le persone valutassero il prezzo dei titoli in maniera completamente razionale, i prezzi né salirebbero, né scenderebbero e il mercato finanziario non potrebbe reggere. Se nella stragrande maggioranza dei casi, poi, il mercato regge e si comporta in maniera abbastanza stabile e regolare, vi sono delle situazioni in cui le dinamiche collettive e di massa portano a comportamenti complessivamente scorretti ed irrazionali, che possono causare crisi finanziarie. Le persone nella realtà, quindi, possiedono, allo stesso tempo, sia caratteristiche di razionalità che di irrazionalità. La natura stessa dell'uomo è vincolata da forti limiti cognitivi e da un'attenzione selettiva che lo portano, spesso, ad avere conoscenze ed informazioni limitate e locali. In conseguenza di ciò, le persone sono di frequente portate a prendere decisioni basandosi, in modo sequenziale, sulle scelte che molte altre persone hanno intrapreso, in quanto ritenute evidentemente dotate di maggiori informazioni.

Un'altra forma di comportamento collettivo, che è stata studiata in diversi settori e discipline, è l'origine del comportamento cooperativo, caratteristica umana in forte contrapposizione con il guadagno utilitaristico dell'individuo. Alcuni dei metodi per studiare questi fenomeni sono i cosiddetti dilemmi sociali anche conosciuti come "giochi dei beni pubblici" (*public goods games*), che derivano dalla teoria dei giochi. Un esempio di dilemma sociale è quello "dei commensali" – *diner's dilemma* – teorizzato dai due fisici Glance e Huberman (1994). In questo gioco vi è un gruppo di amici al ristorante che dovrà dividere il conto in parti uguali alla fine della cena. Sapendo ciò, il singolo individuo può scegliere tra un piatto poco costoso e meno buono ed uno, invece, molto più gustoso,

³³ Il paradosso dell'ipotesi del mercato efficiente è ben descritto in: Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. In *Journal of Finance*, 25, pp. 383-417.

ma anche costoso. Se tutti gli amici ordinassero il piatto meno costoso, tutti agirebbero per il bene del gruppo spendendo il meno possibile. Analizzando il dilemma dal punto di vista del singolo, se l'individuo scegliesse il piatto più costoso e tutti gli altri quello economico il singolo ne trarrebbe un notevole vantaggio personale. Se, al contrario, l'individuo scegliesse quello meno costoso potrebbe rischiare di pagarlo ad un prezzo maggiore, se gli altri optassero per il piatto costoso. Il punto cruciale, quindi, si riduce a una scelta legata a un comportamento egoistico o altruistico. Queste dinamiche (di *public goods games*) occorrono in molti altri casi della vita reale, come, ad esempio, la donazione di sangue, il pagamento delle tasse o il riciclaggio. Questi fenomeni, di per sé altruistici, possono anche portare a comportamenti altamente rischiosi per l'individuo come le manifestazioni storiche nel 1989 delle parate di Leipzig sotto l'oppressione del regime comunista della Germania dell'Est (Lohmann, 1994). Il punto interessante smosso da Watts nel suo libro "Six Degrees" (2003), è che tutte queste forme di fenomeni di gruppo o cascate informative, come vengono definite in economia, siano regolate dalle stesse dinamiche evolutive. Mentre alcune avvengono più velocemente, come le rivolte o le bolle speculative, altre impiegano molto più tempo, come le norme sociali (la tolleranza dell'omosessualità, l'eguaglianza razziale, la parità di genere ecc.). In ogni caso, tutte le cascate hanno in comune il fatto che, una volta iniziate, si autoperpetuano secondo un tipico meccanismo di feedback positivo.³⁴ Un'altra importante caratteristica di queste cascate di tale portata è che, osservate nella totalità dei casi, esse risultano molto rare rispetto alla stabilità dei sistemi in cui avvengono. Si pensi alle stesse manifestazioni di Leipzig del 1989 che hanno portato alla caduta del muro di Berlino, ma che sono esplose solamente circa trent'anni dopo i soprusi e le ingiustizie del regime. Oppure a fenomeni della cultura popolare di successo come "Star Wars" o "Harry Potter" (Watts, 2007; Watts & Salganik, 2011) che esplodono all'improvviso e che, se confrontati con la massa di film, libri e prodotti che fanno parte della "coda lunga", secondo l'accezione di Anderson (2010), rappresentano dei fenomeni alquanto rari. Il punto di vista di Watts (2003) vuole evidenziare, quindi, come piccole perturbazioni, apparentemente identiche a molte altre, riescano ad emergere e ad innescare una vera e propria cascata globale nel sistema.

3.7 Razionalità limitata ed eternalità

Un importante esperimento psicologico, che rivela il forte ruolo dell'influenza sociale sulle persone, fu svolto da Solomon Asch (1951). Egli mostrò come, se in un gruppo di otto persone, sette di queste venivano istruite a dare una risposta palesemente sbagliata, l'ottava persona (il soggetto dell'esperimento) si ritrovava in una situazione di totale confusione e conflitto tra le proprie percezioni e quelle del gruppo. Si iniziava mostrando delle immagini di segmenti verticali di diversa lunghezza (Figura 3.6) e la domanda posta dagli sperimentatori era: "quale delle tre linee di destra è più simile in lunghezza alla linea sulla sinistra?" Chiaramente la risposta corretta era la A, ma l'effetto della pressione del gruppo fu a volte più forte.

³⁴ Fenomeno ritrovato anche da Wermers nello studio del comportamento gregario (herding) nei mercati finanziari: Wermers, R. (1999). Mutual Fund Herding and the Impact on Stock Prices. *The Journal of Finance*, 54(2), 581–622.

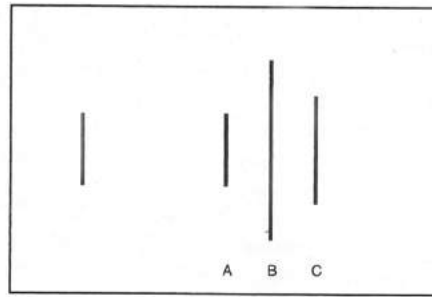


Figura 3.6: esemplificazione delle immagini mostrate durante l'esperimento di Asch. Fonte: Watts, D. J. (2003). *Six degrees: the science of a connected age*. Norton.

Questo portò, infatti, circa un terzo dei partecipanti a non seguire le proprie evidenti percezioni, ma a dare lo stesso giudizio palesemente scorretto del gruppo (la linea B). L'esperimento di Asch, quindi, porta agli estremi un fenomeno altamente più comune del mondo reale. In una situazione in cui gli individui hanno poche informazioni o, al contrario, troppe informazioni, la strategia di prestare attenzione a cosa fanno gli altri e di affidarsi ai consigli dei propri pari, o all'orientamento della massa, può risultare, il più delle volte, un comportamento sensato in un mondo così complesso. Questi fenomeni si ripercuotono nelle azioni di tutti i giorni come scegliere che musica ascoltare, che libro leggere, che serie televisiva guardare e così via.

Si immagini di dover scegliere tra due ristoranti A e B. Sapendo (da una recensione letta sul Web) che il ristorante A è meglio del ristorante B, l'informazione "personale" guida l'individuo a scegliere A. Giunti davanti ai due ristoranti tra loro vicini, tuttavia, B risulta pieno di persone mentre A è deserto. L'individuo, quindi, pensando che tutte quelle persone siano in possesso di una maggiore conoscenza rispetto alla propria, sceglie il ristorante B nonostante sia in contrasto con le sue informazioni personali. Questi ragionamenti ed esperienze di senso comune hanno permesso a una personalità come Herbert Simon, premio Nobel per l'economia, di teorizzare, negli anni Cinquanta, un approccio più realistico e plausibile rispetto alla teoria della pura razionalità economica di Smith (1838). Simon colse questa intuizione immaginando che le persone provano ad agire in modo completamente razionale, ma essendo limitati da vincoli cognitivi e dalla carenza di informazioni, esibiscono quello che definì una *razionalità limitata* (Simon et al., 1995). La teoria economica della razionalità limitata di Simon permette di cogliere tutte le complessità del mondo reale e di giustificare certe scelte irrazionali delle persone nei termini delle influenze sociali. In economia, in particolare, le entità che influenzano i comportamenti economici di un individuo, che non siano legati alla transazione stessa, vengono definite *esternalità*. In generale, queste influenze esterne o esternalità si presentano in molti casi e situazioni, in cui le persone devono prendere delle decisioni personali. Ad esempio, il concetto di esternalità può riguardare le informazioni che guidano le persone a ricercare consigli da amici o simili, oppure i comportamenti altrui come nel caso dell'esperimento di Asch (1951) o, ancora, gli effetti di beneficio diretto che possono emergere dalla rete del mercato. Un esempio di quest'ultima tipologia di esternalità, è rappresentato dall'utilizzo dei prodotti tecnologici il cui valore cresce in rapporto all'utilizzo di quante persone usino quella tecnologia. Queste dinamiche di mercato, anche chiamate *effetti di rete*, si ritrovano spesso in molti prodotti e oggetti quotidianamente utilizzati e possono portare sia a fenomeni positivi che negativi. Si pensi alla disposizione dei pulsanti delle tastiere "Qwerty", ideate per evitare i problemi meccanici dovuti all'accavallamento dei martelletti

nelle macchine da scrivere. Queste sono ormai talmente radicate, da risultare uno standard “de facto”, anche se, in realtà, esisterebbero delle alternative migliori dal punto di vista di efficienza e velocità di scrittura. Tale esempio, come altri fenomeni, vengono definiti eventi di “*lock-in*”, in quanto bloccano o ingabbiano le persone in prodotti od oggetti standard. Un caso di effetto di rete positivo, comune in letteratura, può essere quello di altre tecnologie come il fax. L'utilità stessa della macchina del fax dipende, chiaramente, da quante persone lo utilizzano e, più persone lo usano, più il suo valore cresce. Questi fenomeni possono anche influenzarsi a vicenda, determinando delle complementarità tra prodotti. Si pensi all'uso del software legato al sistema operativo e a come Windows abbia sfruttato tale forte interdipendenza per creare un'indissolubile relazione tra il sistema operativo e il proprio software.

Queste esternalità, influenze, coordinamenti e comportamenti collettivi possono essere visti come le immediate conseguenze delle strutture in cui le persone vivono. Tutti, infatti, sono immersi all'interno di gruppi, reti di affiliazione e società caratterizzate da una particolare storia e cultura.

Pensando alla società moderna in cui il culto dell'individuo è sempre più esaltato e portato agli estremi, anche questo fenomeno potrebbe essere letto come immediata conseguenza delle infinite esternalità ed influenze, da cui ogni persona è guidata nelle scelte di tutti i giorni. Watts (2003), prendendo come esempio uno studio sulla diffusione dell'utilizzo del body piercing tra i giovani americani (Harden, 2002), evidenzia come le scelte che hanno portato questi teenager a farsi il piercing siano ben poco dettate da decisioni individuali e indipendenti, ma influenzate dalle azioni e dai comportamenti dei propri conoscenti. Essendo immersi in una rete assai complessa, qualunque decisione intrapresa è quasi sempre determinata, anche se inconsciamente, dalle specifiche circostanze, storie personali, culture e influenze dei propri contatti sociali, dagli amici e conoscenti fino ai media e social network.

3.8 I modelli a soglia

Sebbene l'approccio di Watts (2003) sia quello di equiparare il processo di diffusione di un'epidemia a quello sociale di una moda, di un'idea o di un prodotto culturale, attraverso il concetto di cascata informativa, in realtà egli evidenzia anche un'importante differenza.

Una distinzione rilevante tra il contagio di una malattia e le dinamiche di comportamento collettivo o cooperativo, riguarda la *dipendenza* dai contatti precedenti. Mentre con un'infezione ogni contatto è indipendente dall'altro, nel contagio sociale si ha un effetto cumulativo e, dopo un certo numero di esposizioni, si raggiunge il punto critico e si accetta l'idea, l'informazione, l'innovazione o la moda. Asch (1951), nel suo esperimento di pressione sociale, mostrò questo fenomeno variando il numero delle persone precedentemente istruite a dare la risposta scorretta. Notò come il cambiamento di opinione delle persone era indipendente dal numero assoluto della maggioranza (tre piuttosto che otto), e come, invece, dipendesse dal numero relativo di soggetti che sceglievano B invece che A. Era, quindi, presente una *soglia*; un punto critico oltre il quale il dubbio di essere nel torto o di non aver colto qualcosa, che per tutti gli altri era così evidente faceva accettare, individualmente, la risposta palesemente sbagliata. Un processo di decisione sociale, quindi, dipende strettamente dalle opinioni degli altri e dalla presenza di una soglia critica (Figura 3.7).

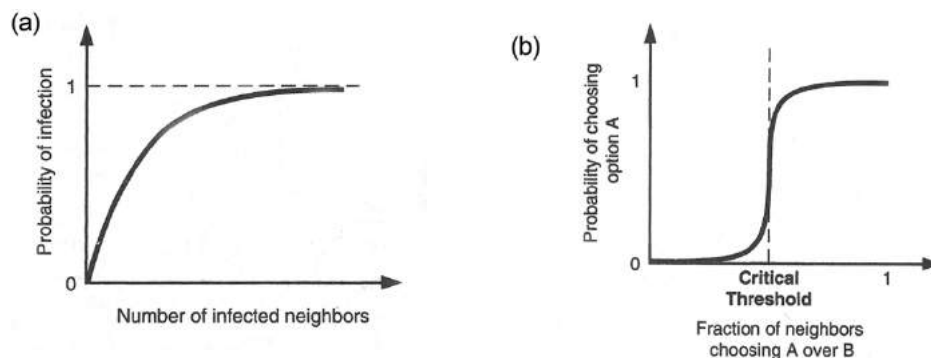


Figura 3.7: differenza tra la probabilità d'infezione con un modello standard di diffusione epidemica come SIR (a) e la probabilità nel processo decisionale sociale di scegliere A piuttosto che B in funzione della porzione di vicini che scelgono A (b). In (b) se l'individuo raggiunge la soglia critica la probabilità di scegliere A passa da quasi zero a quasi uno. Fonte: Watts, D. J. (2003). *Six degrees: the science of a connected age*. Norton.

Se in una situazione estrema come quella dell'esperimento di Asch la soglia risulta molto vicina all'unanimità (ossia al valore uno in Figura 3.7), in molte situazioni e scenari della vita reale basta una piccola porzione di esposizioni a una certa idea per oltrepassare la soglia e innescare l'improvvisa assimilazione e diffusione collettiva. Questa soglia varia da persona a persona per una serie di fattori legati all'individuo (come la sua motivazione o predisposizione verso l'idea, la sua esperienza o interesse sul tema, le informazioni in suo possesso ecc.), ma lo studio delle cascate informative o dei processi di decisioni collettive si focalizza più sul livello superiore dell'intero sistema popolazione. La già citata curva a campana (paragrafo 3.3), nella letteratura sulla diffusione delle innovazioni, può spiegare l'eterogeneità della soglia delle persone. Riprendendo i termini intuitivi della Rogers (1962), alcune persone hanno una soglia molto bassa rispetto ad una nuova tecnologia o innovazione e vengono definiti pionieri (*early adopters*), mentre la stragrande maggioranza delle persone (il picco della curva a campana) rappresenta la massa di persone che seguono gli innovatori e la maggioranza anticipatrice. Infine, giungono i ritardatari, ossia le persone con la soglia decisionale più alta (la decrescita della curva dopo il picco).

3.9 Le cascate informative

Un'altra proprietà interessante è il numero di persone che si considerano nel processo di decisione sociale. In generale, le persone, a seconda della tipologia di decisioni che devono prendere, variano molto il tipo ed il numero di fonti da cui si lasciano influenzare. Mentre per questioni personali e rilevanti si fa molto più riferimento alle azioni o ai consigli di persone ed amici stretti, su altre questioni, che sono considerate meno importanti, si può prestare meno attenzione ed essere influenzati in modi diversi. In ogni caso, il punto sottolineato da Watts (2003) è che, se a volte si tende ad essere influenzati in modo sproporzionato da una cerchia di pochi amici, altre volte l'informazione rilevante viene persa nella troppa quantità di informazioni e fonti a cui si presta attenzione. Ciononostante, le idee, le mode o i prodotti riescono a diffondersi nella rete in modi impressionanti. A differenza della diffusione delle malattie, in cui non c'è interdipendenza tra i contatti, nella diffusione delle idee le dinamiche risultano più difficili da cogliere. In un contesto sociale composto da tantissimi piccoli mondi, le relazioni e le interdipendenze tra le strutture sociali rappresentano

ancora una volta il fulcro della complessità del fenomeno della diffusione sociale. Nel contagio sociale delle idee, infatti, se da una parte si ha un rinforzo locale all'interno delle strutture di gruppo, dall'altra si ha anche una connettività globale ottenuta grazie alla presenza di molteplici reti di affiliazione e all'appartenenza, quindi, a molteplici gruppi. La coesistenza e l'equilibrio di questi due fattori sono alla base delle dinamiche di diffusione delle reti sociali. Questi ragionamenti hanno portato Watts (2002) a studiare il fenomeno della diffusione sociale di cascate informative che riescono a permeare su tutta la rete. Per concentrarsi sui fenomeni di diffusione e semplificare le strutture di gruppo, il matematico-sociologo ha elaborato un modello a soglia che utilizza, come punto di partenza, una rete casuale. Rifacendosi sempre alla terminologia della diffusione delle innovazioni di Rogers (1962), Watts considera quindi il concetto di innovazione in senso generale. Da questo punto di vista, l'innovazione può essere non solamente un nuovo prodotto o tecnologia, ma anche una nuova idea o teoria rivoluzionaria, una nuova norma sociale fino ad una moda passeggera della durata di pochi mesi. Ugualmente, gli innovatori risultano i primi utilizzatori di queste idee, norme o mode, cioè, come intesi da Watts, i perturbatori della stabilità del sistema, o meglio, i primi nodi che, nel modello, vengono attivati casualmente a ogni ciclo. Prendendo ispirazione dai modelli di percolazione, nel modello in questione ogni nodo risulta spento all'inizio di ogni ciclo e, selezionando casualmente uno o più nodi (innovatori), questi vengono attivati (accesi) costituendo il seme iniziale della diffusione (*initial seed*). I pionieri (*early adopters*) corrispondono, quindi, ai primi individui o nodi della rete ad essere influenzati da questi "shock" locali. Nei termini del modello, questi nodi hanno uno stato che passa da spento ad acceso a causa del contatto o influenza di un singolo nodo vicino attivo (l'innovatore) e, per questo, vengono definiti *vulnerabili*. Tutti gli altri nodi, invece, che non sono stati attivati dal contatto con i nodi innovatori, sono definiti *stabili*. Di conseguenza, la vulnerabilità di un nodo può essere dovuta sia alla sua specifica bassa soglia, sia al grado del nodo, ossia ad un basso numero di contatti o vicini che risultano avere quindi un'influenza rilevante. Grazie alla rete, ogni nodo ha un certo numero di collegamenti e, quindi, un grado specifico. Questa proprietà permette al modello di considerare, simultaneamente, la soglia di ogni nodo rispetto al suo grado o numero di vicini (Figura 3.8). Se un nodo A possiede una soglia di un terzo (Figura 3.8a), il nodo si attiva se un terzo dei nodi con cui interagisce sono a loro volta attivi. Per spiegarlo diversamente, ogni nodo possiede un grado critico massimo (*critical upper degree*), che corrisponde al più alto numero di vicini che può avere per essere attivato da un solo nodo vicino.

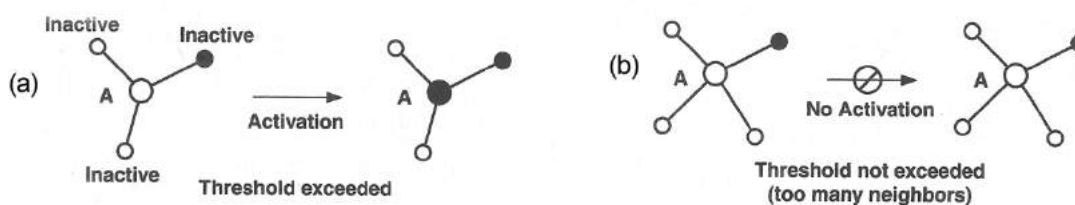


Figura 3.8: per ogni soglia un nodo può essere attivato da un singolo vicino di rete se il suo grado è inferiore o uguale al suo grado critico massimo (*critical upper degree*). In (a) il nodo A ha una soglia pari a un terzo e quindi ha un grado critico massimo di tre perciò si attiva. In (b) avendo quattro vicini rimane inattivo. Fonte: Watts, D. J. (2003). *Six degrees: the science of a connected age*. Norton.

Se, invece, un nodo ha più contatti del limite stabilito dal grado critico massimo, allora questo non si attiva in corrispondenza di un solo vicino attivo (Figura 3.8b).

Watts era interessato a studiare le proprietà delle reti di essere solitamente così stabili a innumerevoli shock o perturbazioni. Molto raramente, tuttavia, un singolo shock riesce a permeare e a diffondersi in tutta la rete. Nel modello in questione (Watts, 2002) ogni ciclo inizia con l'attivazione casuale di uno o pochi nodi e termina o con diffusioni limitate che si estinguono, oppure con una cascata globale che percola in tutta la rete. Questo, però, può accadere solo in presenza di un *cluster di percolazione vulnerabile* che permette una diffusione su tutto il sistema. Le cascate globali possono sorgere solamente se nel sistema è presente un cluster simile. Il modello di Watts, quindi, mostra come un fenomeno tanto complesso quale il contagio sociale possa essere stilizzato in un più semplice modello di percolazione. Riducendo il problema delle cascate in un problema legato all'esistenza o meno di un cluster di percolazione vulnerabile, Watts ottenne un *diagramma di fase* caratterizzato da una zona in cui le cascate potevano avvenire e da una zona, invece, in cui non potevano sussistere (Figura 3.9).

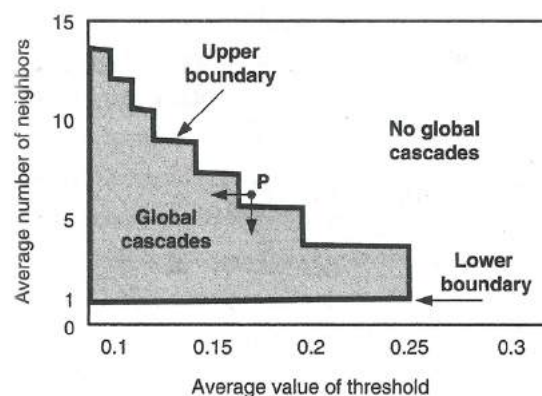


Figura 3.9: il diagramma di fase del modello a cascata. Ogni punto del piano cartesiano corrisponde ad una precisa scelta dei valori dei parametri del modello (valore medio di soglia e valore medio del grado). Le cascate globali possono accadere all'interno della finestra delle cascate (cascade window) la zona grigia delimitata dalla linea nera. I confini corrispondenti alla linea rappresentano i punti in cui avvengono le transizioni di fase. Nello specifico il punto P risulta essere all'esterno della finestra delle cascate tuttavia abbassando la soglia media (freccia verso sinistra) o abbassando il numero medio di vicini (freccia verso il basso) il punto P può rientrare nell'area delle cascate globali. Fonte: Watts, D. J. (2003). Six degrees: the science of a connected age. Norton.

Nel diagramma l'asse orizzontale corrisponde al valore medio della distribuzione di soglia (la resistenza alle innovazioni), mentre l'asse verticale coincide con il numero medio di vicini, vale a dire al grado di ogni nodo (il numero di vicini a cui si presta attenzione). Ogni punto del diagramma, quindi, rappresenta un diverso tipo di sistema con una specifica densità di rete e una soglia media dei nodi. Tale diagramma viene definito "di fase", in quanto la linea di demarcazione separa lo spazio in due regioni creando la cosiddetta *finestra della cascata* (cascade window). Nello specifico, nella regione più scura, le cascate globali possono verificarsi mentre al di fuori di questo spazio, non essendoci più alcun cluster di percolazione vulnerabile, le cascate non possono mai realizzarsi. Le zone del diagramma in cui queste non si verificano corrispondono alle aree in cui: la soglia è troppo alta e nessun individuo cambia stato indipendentemente da quanto sia ben connessa la rete (la parte destra del diagramma); la rete è troppo poco connessa (se il grado medio di distribuzione dei link è inferiore a uno); la rete è troppo ben connessa (il punto in alto a sinistra del diagramma). Le caratteristiche principali del modello a cascata sono: la presenza, nell'area in cui possono verificarsi, sia di un confine basso, che di un confine alto e le diverse tipologie di cascate che ne scaturiscono. Vicino al confine dell'area della finestra della cascata, inoltre, si hanno delle transizioni di fase tipiche dei modelli di percolazione, che descrivono il passaggio da situazione in cui non possono scaturire cascate, a stati del sistema che le supportano. Nello specifico, presso il confine basso del diagramma,

si ha una transizione di fase che assomiglia molto alla diffusione epidemica. Questo perché i nodi, avendo un grado basso, e quindi pochi vicini, sono quasi sempre al di sotto del loro grado critico massimo e, perciò, vulnerabili ai nuovi stimoli. La rete, però, essendo poco connessa, ostacola la diffusione stessa che rimane limitata a piccoli cluster connessi (meccanismo analogo alla diffusione delle epidemie). In questo stato solamente i nodi altamente connessi sono particolarmente efficaci nel processo di diffusione; intuizione che si ricollega all'idea di hub del modello di Albert e Barabási e della percezione tipica del ruolo importante dei media e degli *opinion leader* o *social influencer*. Nel modello, tuttavia, le diffusioni possono essere ostacolate anche quando la rete è troppo ben connessa. Come già affermato, quando si presta attenzione o si dà retta a troppe persone ed informazioni, il rischio è di perdersi in questa esagerazione di interazioni e il singolo innovatore non riesce ad emergere e distinguersi rispetto alla massa restante. Nei processi di diffusione sociale, l'aspetto rilevante non è tanto il numero assoluto dei contatti, ma il numero *relativo* rispetto alla totalità. Riassumendo, nelle reti poco connesse, la diffusione è ostacolata e non avviene perché l'innovazione non riesce a diffondersi da un cluster all'altro, a causa dei legami limitati o assenti. Nelle reti troppo connesse, invece, la propagazione è ostacolata sempre dalla rete stessa, ma per la presenza di troppi nodi vicini. Ancora una volta ritorna il concetto di equilibrio tra una stabilità locale e una connettività globale, necessario per la diffusione sociale. In ogni caso, la differenza più rilevante tra confine alto e confine basso della finestra della cascata, è che, se l'innovatore colpisce il punto giusto della rete, innescando il cluster di percolazione vulnerabile più grande, la cascata globale che viene prodotta differisce notevolmente tra i due confini. Presso il confine alto si ha quello che i fisici definiscono una *transizione di fase discontinua*, in quanto la dimensione della cascata globale prodotta passa improvvisamente da zero all'intero sistema. Le cascate che si verificano al confine basso, invece, sono meno ampie, più lente e si diffondono in una piccola porzione dell'intera rete rispetto alle cascate (più rare) del confine alto. Le cascate del confine alto risultano, quindi, molto più rare ed estese, nonché imprevedibili. Nel modello a cascata, infatti, lo shock che riesce a innescare una cascata globale non ha nulla di diverso da tutte le altre perturbazioni, se non il fatto di aver colpito il punto giusto della rete. Questa fondamentale importanza data alla rete ha delle implicazioni rilevanti. Sembrerebbe, quindi, che una cascata di successo abbia ben poco a che fare con le caratteristiche dell'innovazione o dell'innovatore, o almeno, che il merito sia inferiore rispetto al peso e alla rilevanza solitamente attribuita. Il punto di vista fornito dal modello conferisce il merito non solo alla soglia dei nodi, ma anche alla connettività del cluster vulnerabile a cui il nodo innovatore è connesso. Watts sottolinea che questo non significa che le proprietà peculiari delle innovazioni come la qualità, il prezzo o la presentazione non influenzino per niente il risultato finale. Queste permettono di abbassare la soglia media degli individui condizionando quindi, in parte, il successo o il fallimento di un'innovazione. Questa influenza, tuttavia, determina il risultato solamente in parte. La tendenza tipicamente umana di attribuire il successo di prodotti, idee e persone a loro caratteristiche intrinseche di qualità o di performance non tiene affatto conto del ruolo della rete. Il modello a cascata mette bene in evidenza come, per ogni fenomeno culturale di massa (come "Harry Potter" o "Star Wars"), esistano prodotti altrettanto di qualità che non hanno però colpito il punto giusto del cluster vulnerabile, ossia il punto giusto della rete.

Un caso estremamente significativo di un esempio reale di effetto di rete che si perpetua (esternalità), è rappresentato da uno dei più celebri dipinti della storia dell'arte e viene ben descritto in uno studio di Salganik e Watts (2008), presentato al paragrafo 5.5.

Il dipinto della *Gioconda* di Leonardo Da Vinci è un evidente esempio che certi eventi esogeni producano fenomeni auto rinforzanti attraverso le dinamiche di influenza sociale. Secondo un famoso critico d'arte (Clark, 1973), l'opera in questione è così celebre grazie alla straordinaria abilità di Leonardo nel riuscire a dipingere “*un tale esempio di perfezione*”. D'altra parte, invece, secondo lo storico Donald Sassoon (2006), il dipinto della Gioconda è diventato una vera e propria icona solamente in seguito alla sua particolare storia. Difatti, fino ai primi del Novecento il dipinto non era così tanto famoso, come oggi, ed era valutato meno rispetto ad altri dipinti presenti al Louvre. Il primo forte “shock” esogeno accadde l'11 agosto del 1911, quando un certo Vincenzo Peruggia, un pittore italiano, riuscì a rubare la Monna Lisa. Questo fatto creò una grande ondata di pubblicità su tutti i giornali francesi per il dipinto di Leonardo. Ben due anni dopo il quadro venne ritrovato a Firenze, poiché Peruggia aveva cercato di rivenderlo ad un antiquario. Il recupero del dipinto rappresentò un'altra “esplosione” di notizie sui giornali, sia francesi che italiani. Questi due eventi, di per sé alquanto rari, hanno scatenato un'altra serie di numerosi fatti, che hanno permesso al quadro di diventare un'icona tanto celebre. È così che Duchamp fu il primo artista ad usare la Gioconda quale parodia per la sua Monna Lisa con i baffi, seguito poi da diverse altre parodie da parte di Jasper Johns, Robert Rauschenberg, René Magritte, Salvador Dalí e Andy Warhol. Il celebre dipinto è quindi entrato a far parte anche della cultura popolare comparso in pubblicità, riviste, e nel famoso romanzo di Dan Brown “Il codice Da Vinci” (Sassoon, 2006). In ognuno di questi casi, l'uso del dipinto non ha fatto altro che rafforzare l'immagine e la notorietà della Gioconda. Una tale interpretazione del successo di un'opera d'arte solleva, quindi, una serie di interrogativi legati al valore intrinseco e alla qualità, in generale, di prodotti od oggetti di tale popolarità.

3.10 Robustezza e fragilità

Come il concetto delle cascate globali può spiegare l'emergenza di fenomeni di massa, di effetti di rete ed esternalità, esso può anche essere visto alla luce del concetto di robustezza e fallimento di una rete. Il sociologo Perrow (1999), ad esempio, parla di fallimenti normali dovuti a un numero di errori abbastanza ordinari che, se sommati, provocano un fallimento inaspettato di tutto il sistema. I ricercatori Carlson e Doyle, a loro volta, hanno presentato la *teoria della tolleranza altamente ottimizzata* (*highly optimized tolerance* – HOT), per spiegare i fenomeni di simultanea fragilità e robustezza di molti sistemi complessi reali, come gli incendi boschivi o i blackout (Carlson & Doyle, 1999). Tale proprietà è una caratteristica intrinseca di questi e, in particolare, uno dei principali settori di rete sociale indagato coincide con l'universo delle aziende.

Un interessante evento storico che mostra sia la fragilità, che la robustezza di un sistema complesso umano aziendale fu la crisi del gruppo Toyota negli anni Ottanta (Nishiguchi & Beaudet, 2000). Colosso della produzione automobilistica mondiale, il gruppo Toyota divenne un caso di studio per il settore manageriale e per l'economia. Attraverso sofisticati processi di ingegnerizzazione, monitoraggio e gestione dei lavori, il gruppo Toyota aveva performance di produzione che superavano di gran lunga le maggiori aziende automobilistiche americane. Il fatto sorprendente, però,

era che il gruppo Toyota era composto da ben oltre duecento aziende, che riuscivano a gestirsi e coordinarsi in modo estremamente efficiente. Anche in un sistema così coordinato, tuttavia, accadde un evento raro che colpì il principale punto debole di tutto il sistema di produzione Toyota. Nello specifico, tra le oltre duecento aziende del gruppo, la compagnia Aisin Seiki era l'unica azienda a produrre le valvole "P" (componente fondamentale dei freni per l'antislittamento) per tutte le autovetture Toyota. Nel 1997 ci fu un incendio che distrusse completamente l'azienda Aisin, punto debole della catena di montaggio del gruppo. Essendo sull'orlo di una catastrofe immane, che avrebbe bloccato la catena di produzione per mesi, il gruppo Toyota rischiava di fallire. La risposta che ne scaturì dal gruppo coeso fu davvero impressionante. In circa una sola settimana la produzione era ripartita e senza un organo centrale che avesse gestito la ripresa. Dopo anni di scambi e contatti, di legami e relazioni tra tutte queste aziende, la rete di interconnessioni e di comunicazioni creatasi permise lo straordinario recupero. Molte delle altre aziende, infatti, riuscirono ad assorbire e a prendersi carico del fallimento iniziando a produrre le famose valvole "P" dell'azienda Aisin. Sfruttando le linee di comunicazioni e i legami presenti nella rete, le aziende ridistribuirono il carico del fallimento e, in soli tre giorni, riuscirono a produrre nuovamente il pezzo mancante della catena di produzione.

Il problema fondamentale, alla base di crisi e risoluzioni come quelle del gruppo Toyota e, in generale, di moltissime altre dinamiche aziendali, è come le persone riescano effettivamente a gestire la complessità dei problemi e l'intrinseca ambiguità sottostante. In un mondo in cui i cambiamenti sono sempre più frequenti e veloci l'ambiguità diventa una costante da gestire.³⁵

In generale, l'ambiguità dell'ambiente aziendale, per essere affrontata, richiede uno scambio di conoscenze e di comunicazioni tra individui i cui compiti siano tra loro dipendenti. Di conseguenza, secondo questo approccio, il problema di gestire l'ambiguità diventa un problema di gestione della comunicazione. A questo ragionamento sono giunti Dodds, Watts e Sabel (2002) nel loro lavoro che cercava di cogliere queste dinamiche vedendo le reti come dei mezzi per gestire efficientemente grandi volumi di informazioni. La struttura di rete tipicamente gerarchica risulta un cattivo esempio di rete capace di rispondere bene al fallimento e all'ambiguità. D'altra parte le gerarchie sono ottime strutture per esercitare il controllo (si pensi alla classica struttura piramidale dell'esercito). Le strutture aziendali sono composte, quindi, inevitabilmente da strutture piramidali (come anche altre tipologie di reti come Internet o la rete aerea). La gestione di questi flussi di informazioni (di dati o voli aerei), tuttavia, non è a costo zero, in quanto ci sono dei vincoli che derivano dai limiti degli elementi individuali alla base. I legami umani, ad esempio, e tutte le comunicazioni sono infatti dei processi costosi in termini di energie e tempo. Questo comporta il fatto che più una persona deve comunicare e intrattenere relazioni con altre persone, più le sue energie di produzione si riducono. È proprio per tale ragione che il principale compito dei manager delle aziende, che spesso partecipano a molte riunioni e intrattengono molteplici relazioni con altre persone, è proprio quello di coordinare il lavoro di produzione degli altri, più che di produrre individualmente. In questo senso, le strutture puramente gerarchiche sono un pessimo esempio di ridistribuzione del peso informativo (Figura 3.10).

³⁵ Non a caso nel mondo professionale si sente sempre più parlare di soft skills e di capacità di *problem solving*: Schulz, B. (2008). The Importance of Soft Skills: Education beyond academic knowledge. *NAWA Journal of Language and Communication*.

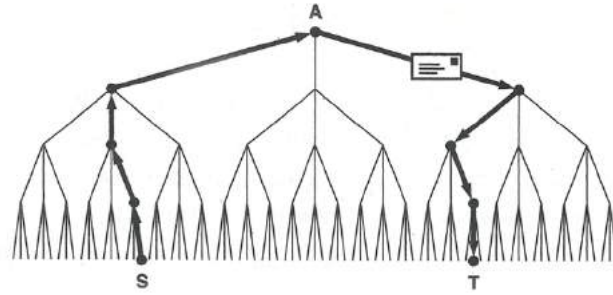


Figura 3.10: in una struttura puramente gerarchica tutti i messaggi devono essere processati e vagliati dal nodo della catena di comando. Questo processo non permette di distribuire bene il peso informativo sovraccaricando il nodo A della rete. Nell'esempio in figura il nodo S per comunicare con il nodo T deve passare per forza da A. Fonte: Watts, D. J. (2003). Six degrees: the science of a connected age. Norton.

Questo esempio rende l'idea che le reti gerarchiche sono delle strutture che non riescono a gestire bene l'ambiguità, l'alto tasso di comunicazioni e il conseguente pesante sovraccarico. La strategia che sembra plausibile nella realtà delle reti sociali descritta nel lavoro di Dodds e colleghi, è l'assunto che le persone ridistribuiscono il peso informativo in maniera locale (Figura 3.11).

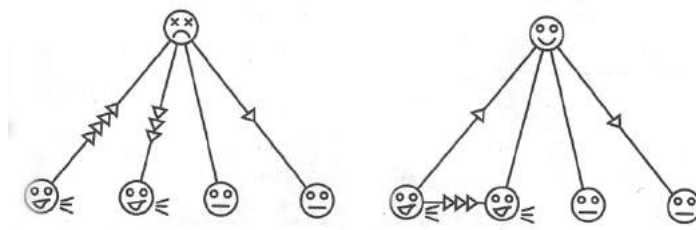


Figura 3.11: questa strategia permette di "bypassare" il nodo altamente congestionato (a sinistra) e di confluire il peso informativo in maniera locale ai nodi vicini (a destra). Fonte: Watts, D. J. (2003). Six degrees: the science of a connected age. Norton.

Questa strategia locale e ridondante permette a reti sociali, come quelle aziendali, di gestire meglio i processi informativi e di affrontare così l'ambiguità delle dinamiche professionali. In generale, questo meccanismo produce, complessivamente, dei team specifici di lavoro (gruppi locali) e la cosiddetta struttura *core-periphery*, che permette di gestire le informazioni su scala globale. Questa connettività *multiscala*, allo stesso tempo locale e globale, rende possibile processare le informazioni non solo su scala globale (il compito dei manager di coordinare gli altri), ma anche a livello di produzione nei gruppi strettamente locali. La presenza di legami e collegamenti, su scale e livelli multipli, rende la rete sociale altamente "ricercabile" (*searchable*). Quando accade un disastro, come nel caso del gruppo Toyota, la proprietà di *searchability*, insieme alla redistribuzione del peso del carico informativo, permette di gestire bene i fallimenti e di recuperare velocemente, nel momento in cui non vengono meno le connessioni della rete. Sfruttando la connettività della rete, il sistema *multiscala* riesce a recuperare bene dai disastri, grazie ai processi naturali che derivano dalla gestione quotidiana dei problemi, su scala locale. Per queste ragioni Dodds e colleghi definiscono le reti multiscala come reti *ultra robuste*.

Capitolo 4 - Applicazione e simulazione di un modello diffusivo online

In questo capitolo si studia, attraverso l'utilizzo di una simulazione a computer, il fenomeno generale della diffusione sociale online utilizzando un modello epidemico. Quest'ultimo, come già visto nel terzo capitolo, si adatta bene al "contagio" sociale, ossia alla diffusione di idee, di opinioni, o, in generale, di "attenzione collettiva". Avvalendosi di modalità comportamentali semplificate, il modello in questione rappresenta una realizzazione generale e stilizzata di fenomeni diffusivi sociali tipici della società moderna, in cui le informazioni sono trasmesse, spesso, dagli elementi più connessi della rete. Si pensi alle notizie diffuse nel contesto dei social network online in cui, sempre più, gli individui o le realtà più celebri hanno una maggiore probabilità di influire notevolmente sui temi e sull'agenda dell'intera rete. Simulando la diffusione innescata da questi nodi più connessi (e quindi più influenti), si osservano le dinamiche di propagazione di questa "attenzione collettiva" o influenza generata.

Il modello è caratterizzato da una struttura elementare che, attraverso delle modalità comportamentali semplificate, coglie in parte la grande complessità dei fenomeni di condivisione su social network come Twitter, Instagram o Facebook. Nello specifico, per simulare la diffusione dei contenuti, da parte degli utenti hub della rete, si applica un modello epidemiologico classico di tipo "SIR" (si veda paragrafo 3.1). In un modello simile, le crescite delle diffusioni epidemiche (e quindi degli andamenti della popolazione di "infetti") equivalgono (in un contesto online di social network), alle propagazioni di notizie e contenuti, o all'attenzione ed influenza che un contenuto innescato da un hub genera sugli utenti. In questo senso, le dinamiche simulate nel modello corrispondono all'influenza che un certo contenuto possiede relativamente a: tempi di diffusione; quantità di utenti "contagiati" nella rete; dinamiche di decrescita, una volta che l'interesse o l'influenza di un certo contenuto decade. Di conseguenza, il modello fa uso di un basso numero di variabili per simulare le diffusioni di contenuti o di attenzione collettiva online. In letteratura, infatti, esistono dei modelli altamente più specializzati e specifici rispetto alle dinamiche comportamentali tipiche del social network analizzato. Uno di quelli maggiormente studiati, per la sua natura fondamentalmente più "aperta", risulta essere Twitter (L. Weng, Flammini, Vespignani, & Menczer, 2012; Lilian Weng, Menczer, & Ahn, 2013). Il recente avvento dei social media, come una delle principali piattaforme di comunicazione della società moderna, sta avendo un impatto significativo sul mercato allargando la partecipazione a chiunque e facilitando il contributo e lo scambio di informazioni e opinioni. La diffusione online di informazioni, idee o contenuti è spesso sintetizzata, in letteratura, dal concetto di "*meme*"³⁶, termine che sta a indicare un frammento d'informazione trasmissibile. Un *meme* può quindi rappresentare diverse forme di contenuti: un articolo su una certa notizia, una frase di un tweet, un video su YouTube, un hashtag o un'immagine particolare su Instagram. Attraverso reti

³⁶ Il concetto di *meme* ha origine nel libro di Richard Dawkins "Il gene egoista" del 1976, nell'ambito di una visione biologico-evoluzionistica umana. Il *meme* rappresenterebbe un'unità base dell'evoluzione culturale umana analoga al gene, unità base dell'evoluzione biologica, secondo l'idea che il meccanismo di replica, mutazione e selezione si verifichi anche in ambito culturale. Fonte: Dawkins, R. (1976). *The selfish gene*. Oxford university press.

come Twitter e Facebook, gli utenti sono esposti quotidianamente a un gran numero di *meme* che competono per raggiungere il successo.

In diversi modelli della letteratura, si può notare come il ruolo della struttura, dei gruppi e delle comunità risulti un fattore fondamentale per studiare, in maniera più realistica, le dinamiche di diffusione. Studi come quello di Centola (2010) mostrano che le propagazioni di comportamenti e informazioni sono diverse dalle diffusioni epidemiche. Mentre queste ultime sono considerate più immediate e meno dipendenti dalle strutture di rete (per questo definite “contagio semplice”), le diffusioni comportamentali-informative risultano essere caratterizzate da una maggiore complessità e sono qualificate come “contagio complesso”. Nelle diffusioni comportamentali, infatti, le comunità strutturali della rete (omofilia) e il rinforzo sociale influiscono fortemente sulle dinamiche di propagazione. È stato osservato (Lilian Weng et al., 2013) come le strutture comunitarie, caratterizzate da omofilia, influiscano molto sulle diffusioni di informazioni o comportamenti, ostacolando il loro flusso naturale (Figura 4.1).

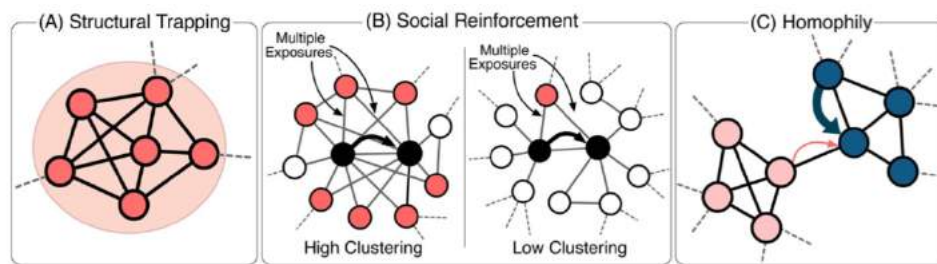


Figura 4.1: L'importanza della struttura della comunità nella diffusione dei contagi sociali. In (A) il concetto di trappola strutturale: le comunità dense con pochi collegamenti in uscita intrappolano in modo naturale il flusso di informazioni. In (B) il concetto di rinforzo sociale: le persone che hanno adottato un meme (nodi neri) attivano esposizioni multiple ad altri (nodi rossi). In presenza di un elevato clustering, qualsiasi adozione aggiuntiva potrebbe produrre più esposizioni multiple rispetto al caso di clustering basso, che induce a cascata ulteriori adozioni. In (C) il concetto di omofilia: le persone nella stessa comunità (nodi dello stesso colore) hanno maggiori probabilità di essere simili e di adottare le stesse idee. Fonte: Weng, L., Menczer, F., & Ahn, Y.-Y. (2013). Virality Prediction and Community Structure in Social Networks. Scientific Reports, 3.

Ciononostante è stato anche dimostrato che, in certi casi, alcune notizie o *meme* possiedono una viralità tale da somigliare alle diffusioni puramente epidemiche del “contagio semplice” riuscendo a diffondersi e ad attraversare differenti comunità e superando, quindi, il limite naturale imposto dalla stessa struttura (Weng et al., 2013).

Nel modello qui sviluppato, non si tengono in considerazione le complesse strutture sociali di un social network specifico, ma si indaga il fenomeno di “contagio semplice” utilizzando una rete ad invarianza di scala, generata attraverso il modello dell’attaccamento preferenziale di Barabási e Albert (1999). In questo modo, si cerca di osservare il ruolo dei nodi della rete e il relativo grado di connessione (il grado di un nodo coincide con il numero di collegamenti o link del nodo stesso).

Cercando di studiare il ruolo del grado dei nodi si è voluto indagare se la presenza, o meno, di pochi nodi dal grado medio-alto nella rete influisse sulle dinamiche di diffusione. Per tale ragione, sono state svolte simulazioni sia sulla classica rete ad invarianza di scala, sia su una sua copia, manipolata eliminando i collegamenti di specifici nodi di un certo intervallo di grado. L’obiettivo era quello di osservare se vi erano dei risultati diffusivi differenti, tra la rete classica ad invarianza di scala e la rete manipolata (con l’estinzione dei nodi di uno specifico grado).

4.1 Descrizione del modello

La simulazione ha l'obiettivo di studiare le dinamiche di diffusione di notizie e contenuti online. Nello specifico, si immagina lo scenario in cui gli hub della rete (celebrità, attori, politici ecc.) producano dei contenuti che influenzino gli utenti o che siano considerati e diffusi nella rete, nei momenti successivi alla loro pubblicazione. Il modello rappresenterebbe, perciò, gli andamenti di diffusione in chiave di influenza subita, o attenzione che gli utenti esibiscono rispetto alle notizie, ai contenuti o *meme* diffusi nella rete.

Utilizzando un semplice modello epidemico classico di tipo “SIR”, si simula un processo di diffusione su reti a topologia fissa, generate attraverso l'algoritmo di attaccamento preferenziale (*preferential attachment*) di Barabási e Albert (1999), che permette di avere pochi nodi altamente connessi e tanti nodi poco connessi.

L'assunto principale è che per far sì che una notizia riesca a propagarsi e perpetuarsi nel tempo, generando una vera e propria cascata informativa, è necessario che la notizia, il meme o il tweet, sia diffuso effettivamente in tutta la rete senza “morire”, o esaurirsi, nei momenti immediatamente successivi alla prima diffusione svolta dall'hub. Anche se, è possibile, da un punto di vista strettamente di rete, che le cascate informative siano generate da nodi di piccolo grado (si veda Watts 2002; Payne et al. 2009), il ruolo dei nodi di alto grado (hub) è sicuramente innegabile nel processo di diffusione di notizie online. Per tali ragioni è logicamente comprensibile come il ruolo degli hub sia preponderante in reti come quelle dei social network, in cui le dinamiche di invarianza di scala e di *preferential attachment* emergono in modo naturale. Un processo di diffusione per essere realmente efficace, tuttavia, deve essere perpetuato anche dai nodi della rete di grado non così elevato (nodi di grado medio e piccolo). La diffusione di notizie, infatti, senza il ruolo dei tanti nodi di grado inferiore non avrebbe luogo.

Immaginando la rete in questione come composta da pochi nodi di grado molto elevato (hub), e tanti nodi di grado medio e di grado piccolo, si simula un processo in cui le notizie che partono dai pochi hub della rete sono considerate e diffuse dagli utenti della rete.

Le simulazioni delle diffusioni dei contenuti sono svolte su due diverse reti. La prima è prodotta dall'algoritmo generativo di Barabási e Albert (1999) – che viene denominata *rete base*. La seconda, definita con il nome di *rete modificata*, invece, viene ricavata dalla stessa rete base, eliminando specificatamente alcuni collegamenti della rete, ossia cancellando una quantità precisa di link dai nodi di un certo grado. In questo modo, si vuole osservare se la differente (anche se di poco) topologia della rete insieme al ruolo del grado dei nodi, tra la rete base e modificata, ha degli effetti nel processo diffusivo. Cercando di studiare il modello nella condizione più semplicistica possibile, le reti utilizzate coincidono con dei grafi non direzionati (i link non hanno una specifica direzione) evitando di rappresentare, ad esempio, i complessi rapporti di reciprocità di *follower/following* tipici di social network come Twitter o Instagram.

4.2 Generazioni delle reti

Entrando nei dettagli delle simulazioni, per la loro esecuzione è stato utilizzato PyCX,³⁷ un *framework* specifico per lo svolgimento di simulazioni dinamiche su sistemi complessi e basato sul linguaggio di

programmazione *Python*. PyCX sfrutta un pacchetto Python che si chiama *NetworkX*,³⁷ usato per la creazione, la manipolazione e lo studio della struttura, delle dinamiche e delle funzioni di reti complesse (si veda l'Appendice per gli approfondimenti sul codice).

Per la creazione della rete, o grafo, si è usato l'algoritmo di Barabási e Albert (si veda paragrafo 2.9) al fine di generare una topologia stilizzata simile alla struttura tipica di un ambiente di un social network online. L'algoritmo in questione permette di ottenere una rete composta da pochi nodi altamente connessi – gli hub della rete che diffondono i contenuti – e tanti altri nodi poco o mediamente connessi. Impostando il numero totale di nodi (N) che si vuole avere ed il numero di link (m) aggiunti ad ogni nuovo nodo inserito, si possono ottenere diverse configurazioni di reti a invarianza di scala. L'algoritmo del *preferential attachment* fa sì che ogni nuovo nodo aggiunto alla rete abbia più probabilità a collegare i propri link a nodi che hanno già un elevato numero di connessioni, cioè dal grado elevato (Figura 4.2).

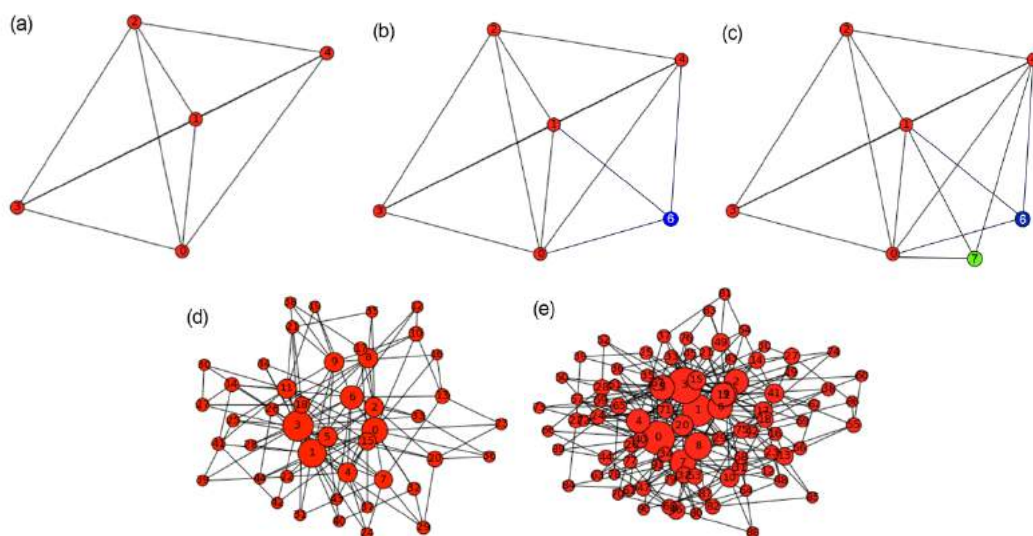


Figura 4.2: rappresentazione della creazione della rete a invarianza di scala usando l'algoritmo generativo di Barabási e Albert (1999) del preferential attachment. Partendo da un grafo completo (tutti i nodi connessi tra di loro) di 5 nodi in (a) ad ogni step dell'algoritmo viene aggiunto un nodo – il nodo 6 blu in (b) – con 3 link. In (c) il nuovo nodo 7 verde si collega con i tre nodi più connessi (0, 1, 4). L'algoritmo, infatti, fornisce più probabilità ad ogni nuovo nodo di attaccarsi ai nodi già più connessi della rete (dal grado più alto). Questo attaccamento preferenziale, insieme alla crescente quantità di nodi aggiunti con il passare del tempo, porta ad avere una rete come in (d) e con l'aumento ulteriore del numero dei nodi si generano dei grafi a invarianza di scala come in (e).

Nello specifico, per ottenere una rete classica ad invarianza di scala, è stato impostato il numero (N) di nodi pari a 1000 ed il numero di link (m), generati per ogni nuovo nodo della rete, pari a tre (Figura 4.2). Dopo aver creato la rete si sono osservati i vari gradi dei nodi constatando la presenza di hub (dal grado elevato) molto rari e nodi con pochi link (dal grado basso) molto diffusi (Figura 4.3).

³⁷ Per approfondimenti sul framework PyCX si veda: <http://pycx.sourceforge.net/>.
Per dettagli sul pacchetto NetworkX si veda: <https://networkx.github.io/>.

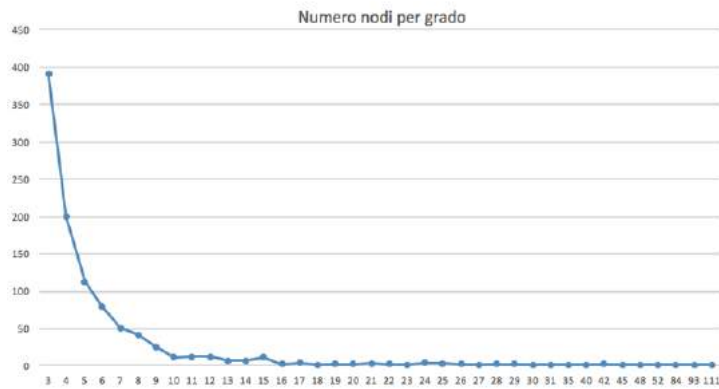


Figura 4.3: numerosità dei nodi in relazione al loro grado della rete base. La presenza di un elevato numero di nodi di grado basso (3, 4, 5 e 6) si può notare nella parte sinistra della curva. I nodi di grado molto elevato, invece, risultano molto rari (i punti più a destra della distribuzione) avendo una frequenza pari a uno (ad esempio nodi di grado 84, 93 e 111). Si noti che mentre l'asse verticale rappresenta le numerosità dei nodi di un certo grado, e quindi cresce in maniera metrica, l'asse orizzontale rappresenta semplicemente i corrispettivi numeri di grado presenti nella rete e non è quindi metrica (si veda, ad esempio, il passaggio dal grado 31 al 35 o dal 93 al 111).

Analizzando la distribuzione dei gradi della rete base e l'apporto che i nodi di grado maggiore fornivano alla rete, è stato possibile individuare tre specifici nodi hub in qualità di nodi maggiormente connessi. Questo ha permesso, successivamente, di selezionare i tre nodi della rete considerati hub e di salvarli in un sotto-grafo nell'algoritmo che gestisce le dinamiche di diffusione. Nello specifico, per quanto riguarda la scelta dei nodi hub della rete da innescare, si è osservata la distribuzione dei nodi e i relativi gradi. Considerando i gradi di ogni nodo, si è visto come la caratteristica di possedere innumerevoli link sia una proprietà che valga soprattutto per i primi nodi immessi nella rete, rispettivamente di grado 111, 93 e 84 (Figura 4.4).

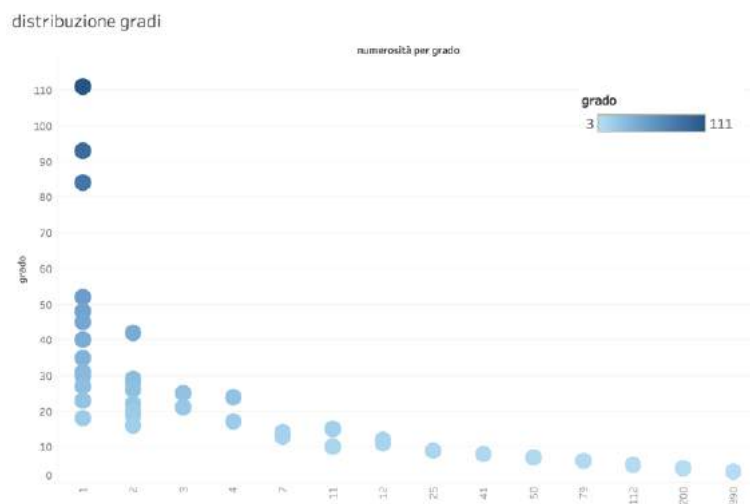


Figura 4.4: i nodi per primi inseriti nella rete base sono quelli che ottengono più collegamenti, ossia i tre singoli nodi in alto a sinistra nel diagramma con rispettivamente 111, 93 e 84 link. La figura mette in luce la differenza di grado tra questi tre nodi con molti collegamenti e tutti gli altri, visibile nel vuoto che si genera sull'asse verticale tra i primi tre cerchi più scuri e gli altri cerchi più chiari (distacco dal nodo di grado 84 al nodo di grado 52).

I primi tre nodi con più collegamenti (i nodi più scuri in Figura 4.4) sono stati scelti come i nodi da cui far partire successivamente la diffusione. Questi ultimi, infatti, hanno un grado (e quindi un numero di link) che si distacca notevolmente dalla crescita più o meno lineare di quello degli altri nodi (da 3 a 52).

Per motivare la scelta di quei tre specifici nodi, come hub da cui far partire la propagazione, si è svolta un'analisi dei percentili³⁸ al fine di quantificare l'apporto che i loro collegamenti hanno rispetto ai link di tutta la rete. I link dei tre nodi hub (di grado 111, 93 e 84), da soli, costituiscono circa il 10% dei collegamenti di tutta la rete (formata da 2995 link), mentre i tre soli hub equivalgono, rispetto al totale di 1000 nodi, allo 0,3% dei nodi complessivi della rete.

Ottenuta la rete base, sono state eseguite specifiche manipolazioni (eliminando determinati collegamenti) al fine di produrre la versione modificata della rete base. L'obiettivo di tale manipolazione è di ottenere così una versione leggermente modificata della rete a invarianza di scala di partenza, per poter confrontare poi, in fase di simulazione, se e come varia la diffusione tra le due reti (base e modificata). Lo scopo, quindi, è capire se c'è un effetto della topologia della rete dopo una manipolazione precisa sul grado dei nodi. Nel processo di eliminazione, i link sono stati cancellati attraverso il software *Gephi*, usato per lo studio, la manipolazione e la visualizzazione dei grafi. Andando a variare il grado dei nodi (si veda Figura 4.3), si è deciso di eliminare una certa quantità di link dei nodi di grado medio-alto. Togliendo il 60% dei link dei nodi dal grado 28 al grado 52, si interviene direttamente sui link di esattamente 13 nodi variando, dunque, i collegamenti della rete nel suo complesso (i nodi rossi della Figura 4.5).

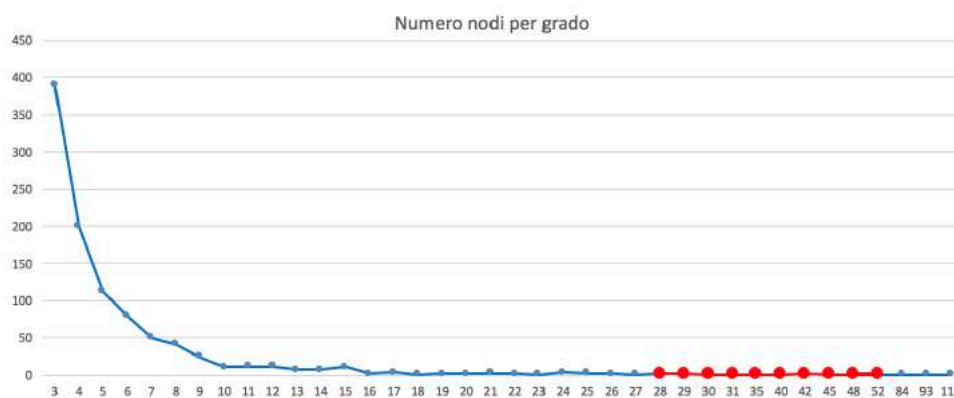


Figura 4.5: l'immagine mostra i nodi della rete base selezionati per l'eliminazione selettiva del 60% dei loro collegamenti. Inoltre, i nodi di grado 28, 29 e 42 sono presenti tutti due volte mentre gli altri gradi si manifestano una sola volta nella rete base. Per questa ragione i nodi rossi della figura sono in totale 10 e non 13.

Dopo aver selezionato i nodi dal grado 28 al 52, è stato rimosso (manualmente) il 60% dei loro link per poter poi confrontare il processo diffusivo su entrambe le reti, vale a dire la rete normale, con tutti i nodi di diverso grado precedentemente generati e la rete modificata, in cui si estinguono i gradi dei nodi dell'intervallo scelto (i nodi rossi della Figura 4.5). Questa manipolazione produce una rete modificata con una distribuzione del grado dei nodi in cui si passa dal grado 26 al grado 82 (Figura 4.6).

³⁸ I percentili (o centili) sono un modo per confrontare la posizione percentuale di una misurazione rispetto alla popolazione di riferimento.

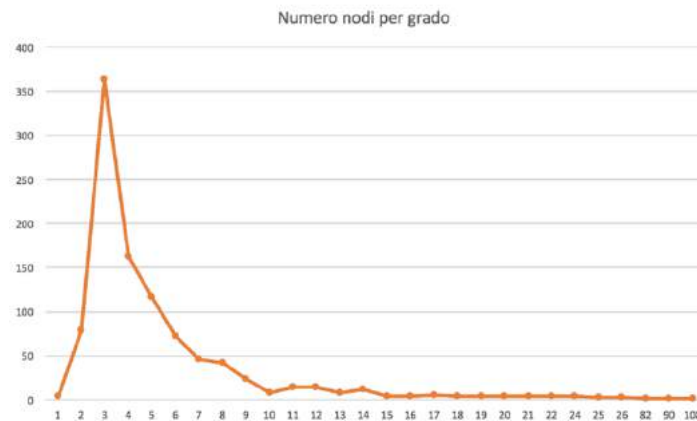


Figura 4.6: numerosità dei nodi in relazione al loro grado della rete modificata dopo l'eliminazione del 60% dei link dei nodi dal grado 52 al grado 28 della rete base (si confronti con la Figura 4.3). Come si nota nella parte sinistra si generano pochi nodi di grado 1 e 2, prima assenti nella rete base in cui ogni nuovo nodo aggiunto possedeva almeno 3 link. Altro aspetto interessante è nella zona degli hub (a destra) in cui spariscono i nodi di grado intermedio-alto e si ha un balzo dal grado 26 al grado 82.

Si confrontano pertanto le distribuzioni a legge di potenza delle due reti: base e modificata. La distribuzione a legge di potenza della rete base possiede un esponente pari a 2.98087614504 (Figura 4.7a). La rete modificata, ottenuta dall'eliminazione selettiva di specifici link della rete, possiede, invece, un esponente pari a 3.03544180002 (Figura 4.7b). Entrambe le reti, quindi, hanno un esponente in accordo con i valori tipici dell'esponente delle reti reali (Barabási & Albert, 1999).

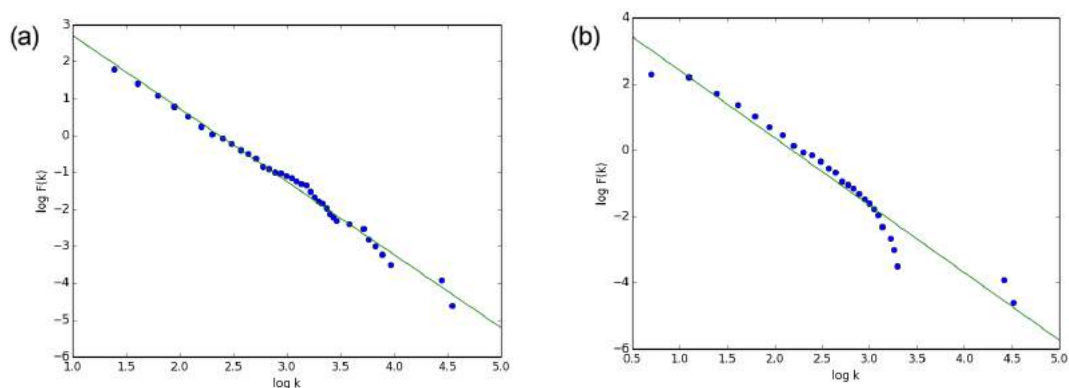


Figura 4.7: in (a) la distribuzione bilogaritmica della rete base a invarianza di scala prodotta attraverso l'algoritmo generativo di Barabási e Albert. L'esponente di grado corrisponde a 2.98087614504. In (b) la distribuzione, invece, della rete modificata con esponente pari a 3.03544180002. Si può notare la differenza tra (a) e (b) nella linea verde che si adatta ai dati ottenuti. In (a) la linea interpola meglio i dati a differenza di (b) in cui vi è l'assenza dei nodi dal grado 28 al 52.

Dopo l'eliminazione dei link si ottiene sempre una rete con 1000 nodi, ma con un minor numero di link, passando dai 2995 della rete base ai 2707 link della rete modificata, con il 9,6 percento in meno di collegamenti (eliminazione di 288 collegamenti). Prima dell'eliminazione, inoltre, è stata controllata l'eventuale copresenza di link che collegavano gli stessi nodi (dal grado 52 al 28) tra loro. L'individuazione di questi collegamenti ha permesso di non eliminarli al fine di non variare il grado dei nodi selezionati non ancora individualmente manipolati, ossia i nodi a cui non era ancora stato sottratto il 60% dei loro link.

4.3 Algoritmo di diffusione

Per quanto riguarda l'algoritmo che simula la propagazione dei contenuti, si è usato un classico modello epidemico SI (suscettibile-infetto) e poi SIR (suscettibile-infetto-rimosso) in accordo con alcuni studi della letteratura analizzata, sul tema dei modelli diffusivi sui social network come Twitter (Goel, Anderson, Hofman, & Watts, 2015; Ma, Feng, Monterola, & Lai, 2017). Il modello inizializza la rete attribuendo degli stati ai vari nodi. Lo stato "S" corrisponde allo stato suscettibile dei nodi, mentre lo stato "I" coincide con i nodi infetti della rete, che possono, a loro volta, diffondere il contagio ai vicini nodi suscettibili. Lo stato di suscettibilità rappresenta la situazione in cui gli utenti online prestano attenzione ai contenuti diffusi nella rete e possono essere influenzati, o ricettivi, su un certo tema. Se la loro attenzione è catturata (direttamente dall'hub o dai propri vicini di rete), entrano nello stato infetto "I" e partecipano, a loro volta, nel processo di propagazione del contenuto.

Nel modello, la diffusione comincia unicamente a partire dai tre nodi hub della rete (si veda Figura 4.4) che vengono impostati sullo stato infetto "I", mentre tutti gli altri nodi vengono inizializzati sullo stato suscettibile "S". Tradotto con l'analogia dei social network, ciò significa che gli utenti condividono o vengono influenzati dai contenuti diffusi dagli hub.

In una prima simulazione si osservano le dinamiche diffusive senza prevedere il passaggio ulteriore da stato "I" a stato di guarigione o rimozione "R", cioè variando unicamente il parametro d'infettività che, nella simulazione considerata, corrisponde alla capacità d'influenza del contenuto innescato dall'hub. In una seconda simulazione, invece, i nodi (utenti) possono assumere anche lo stato rimosso "R" (o anche guarigione nella terminologia epidemica), che coincide con l'inefficacia del contenuto o tema di essere ancora influente. I nodi, che con una certa probabilità entrano nello stato di rimozione "R", nel modello in questione, non possono più assumere gli altri due stati di suscettibilità "S" e di infettività "I" relativamente allo stesso contenuto inizialmente diffuso. In analogia con le dinamiche dei social network (come ad esempio Twitter), con il passare del tempo, l'efficacia d'influenza di un contenuto si riduce sempre di più fino a giungere alla scomparsa dello stesso dalla rete.

Un altro aspetto rilevante corrisponde alla scelta della rappresentazione temporale degli step iterativi del modello di simulazione rispetto alla realtà. Si può constatare, facendo riferimento alle dinamiche empiriche della creazione dei contenuti online, come la produzione e la pubblicazione di contenuti, temi e, in generale, *meme*, sia un processo estremamente rapido e numeroso. Come è osservato da Kwack e colleghi (2010), infatti, circa il 75 percento dei *retweet*³⁹ su Twitter avviene entro il primo giorno dalla pubblicazione dei contenuti. Tenendo in considerazione queste veloci dinamiche online, nelle simulazioni svolte si considera uno step iterativo coincidere con 1 minuto di tempo effettivo. Le simulazioni, pertanto, sono iterate su un totale di 2900 step, che corrisponderebbero a circa 48 ore di tempo (due giorni).

³⁹ Messaggio tipico del social network Twitter di lunghezza non superiore a 140 caratteri (tweet), che corrisponde al messaggio di un altro autore di Twitter che è stato ricondiviso.

L'algoritmo di propagazione seleziona questi tre nodi hub trasformandoli in nodi dallo stato "I" (infetto) da cui far partire il processo di propagazione (Figura 4.8). I nodi "infetti" sono anche definiti, secondo la terminologia delle diffusioni, semi (*seed*) della diffusione.⁴⁰

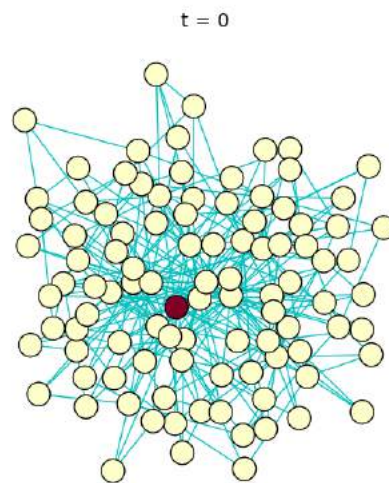


Figura 4.8: immagine esemplificativa che rappresenta la rete dopo essere stata inizializzata allo step 0 (tempo $t=0$) con il nodo rosso nello stato infetto "I" che corrisponde ad un hub della rete, pronto a contagiare i nodi a lui collegati. Nel modello in questione i nodi hub infetti sono tre.

Una volta inizializzata la rete si procede con la funzione di iterazione dell'algoritmo di diffusione.

4.4 Prima simulazione

Nella prima versione delle simulazioni, come già anticipato in precedenza, non si tiene in considerazione la possibilità dei nodi di uscire dallo stato infetto "I" entrando nello stato di rimozione "R". In questo scenario è come se i nodi continuassero, ad ogni step della simulazione, a diffondere ai propri vicini il contenuto partito dal nodo hub (o *seed*). Di conseguenza, la simulazione termina quando tutti i nodi della rete sono passati dallo stato suscettibile "S" allo stato infetto "I". In tale irrealistica situazione si osserva come cambiano le dinamiche diffusive variando, semplicemente, il parametro di controllo della probabilità d'infezione, usato ad ogni step della funzione iterativa. In questo senso, il solo e semplice parametro d'infettività rappresenterebbe la "contagiosità", o *appeal*, dei contenuti diffusi dagli utenti più popolari della rete. Nello specifico, sono stati usati tre valori diversi (0.001, 0.002 e 0.003), che corrispondono a tre crescenti probabilità usate dall'algoritmo, ad ogni step, per determinare il passaggio di ogni nodo da stato "S" a stato "I", ogniqualevolta un nodo suscettibile abbia tra i suoi vicini uno infetto. La velocità di diffusione, logicamente, cresce aumentando il valore del parametro d'infettività o *appeal* del contenuto.

Su entrambe le due tipologie di reti prodotte (base e modificata), sono state svolte 30 esecuzioni dell'algoritmo di diffusione per ognuno dei tre valori del parametro d'infettività, al fine di osservare eventuali variabilità.

⁴⁰ Si vedano sul tema gli studi di: Bakshy, E., Hofman, J. M., Mason, W. A., & Watts, D. J. (2011). Everyone's an influencer. In *Proceedings of the fourth ACM international conference on Web search and data mining - WSDM '11* (p. 65). New York, USA: ACM Press. E anche di: Watts, D. J., & Dodds, P. S. (2007). Influentials, Networks, and Public Opinion Formation. *Journal of Consumer Research*, 34(4), 441–458.

4.4.1 Rete base

Nel caso della rete base classica, generata con l'algoritmo del *preferential attachment*, l'andamento della crescita degli infetti della popolazione varia soprattutto nei momenti iniziali delle esecuzioni. Nello specifico, per ogni condizione, vengono considerati gli andamenti di tutti i minimi, le medie ed i massimi calcolati rispetto ad ogni singolo step di tempo di ognuna delle 30 esecuzioni dell'algoritmo (Figura 4.9). Per la condizione, ad esempio, del parametro di influenza pari a 0.001 (Figura 4.9a) si calcola, per ogni step temporale (asse delle X), il valore minimo (linea blu), medio (linea verde) e massimo (linea rossa) trovato rispetto a tutte e 30 le esecuzioni svolte. Lo stesso procedimento è stato seguito per le altre due condizioni dei parametri pari a 0.002 (Figura 4.9b) e 0.003 (Figura 4.9c). In queste ultime, aumentando l'infettività, il tempo necessario per influenzare la totalità della popolazione era inferiore rispetto allo scenario del parametro 0.001. Gli step temporali, infatti, necessari alla propagazione per diffondersi in tutta la rete corrispondono a circa 2000 in (a), 1000 in (b) e 700 in (c). Altro dato interessante è la variabilità ottenuta dalla differenza tra il valore massimo e il valore minimo, sempre per ogni step temporale (Figura 4.9 d, e, f). Si può notare che aumentando il parametro d'influenza la diffusione avviene più velocemente e la massima variabilità tra massimi e minimi si ottiene sempre prima nella simulazione – si confronti (e) ed (f) con (d). In particolare, il picco di differenza tra valore massimo e minimo, rispetto all'asse temporale delle ascisse, si osserva allo step 500 nella condizione di parametro 0.001 (d), circa allo step 300 nella condizione di parametro 0.002 (e) e allo step 150 per il parametro 0.003 (f).

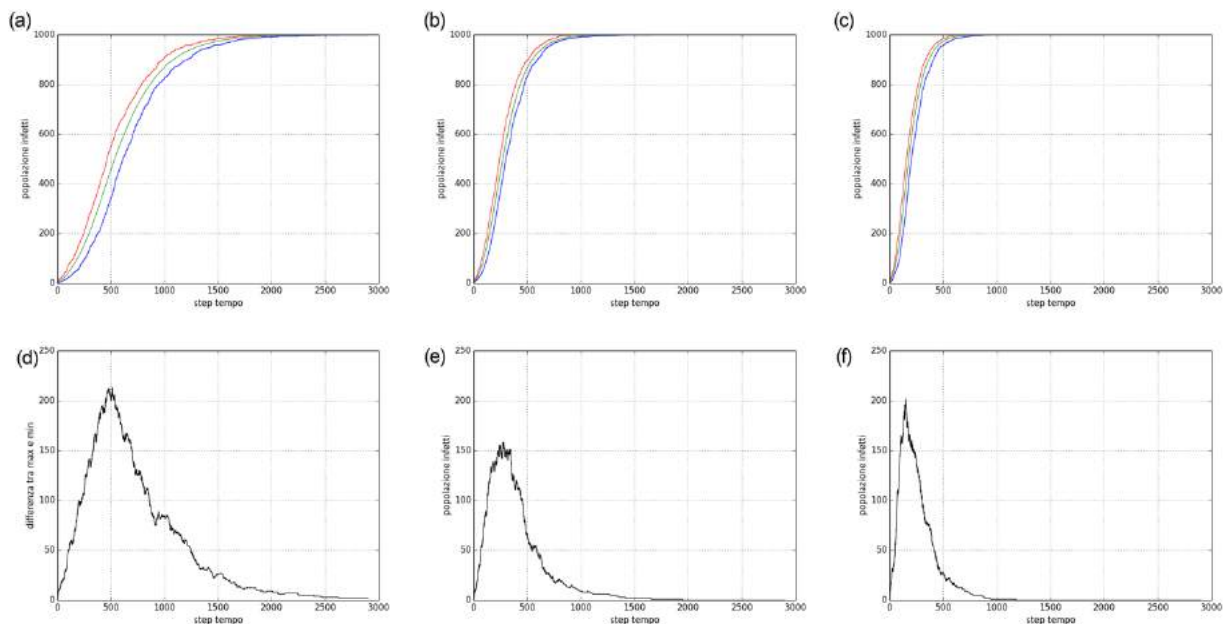


Figura 4.9: gli andamenti della prima simulazione nella rete base a invarianza di scala. In (a) si ha l'andamento delle tre curve di tutti i valori minimi (linea blu), medi (linea verde) e massimi (linea rossa) nella condizione del parametro di infettività pari a 0.001. In (b) e (c) si hanno le stesse tipologie di curve che si hanno, rispettivamente, per i parametri d'infettività di 0.002 e 0.003. in (d), (e) ed (f) si hanno le differenze tra i valori massimi e i minimi sempre in relazione alla crescita degli step rispettivamente seguendo l'ordine dei parametri 0.001, 0.002 e 0.003.

In uno scenario in cui la propagazione è regolata unicamente dal valore dell'*appeal*, o parametro d'influenza, si possono osservare le dinamiche di crescita della popolazione dei "contagiati" e l'alta variabilità (o non linearità) presente nelle dinamiche diffusive, visibile nei diversi picchi di differenza tra valori massimi e minimi. Si passa, infatti, da un picco sopra i 200 in (d), con parametro pari a

0.001, a poco sopra i 150 in (e), con parametro a 0.002, per tornare nuovamente al picco dei 200 in (f), con parametro a 0.003.

4.4.2 Rete modificata

Nella rete modificata sono stati utilizzati i medesimi tre valori del parametro d'influenza. In linea generale, le dinamiche di crescita della diffusione replicano gli stessi andamenti della precedente propagazione sulla rete base. Confrontando ogni singola condizione di parametro della rete modificata, con quella della rete base, si può osservare come la diffusione nella rete modificata sia leggermente più lenta. Si nota come se allo step 500 nella condizione di parametro 0.001 (Figura 4.10a) la crescita dei minimi (curva blu) abbia una quantità di influenzati pari a circa 300, nella stessa condizione, ma sulla rete base, allo stesso step 500 la porzione di "infetti" è pari a quasi 400 (Figura 4.9a). Questa leggera differenza può essere spiegata alla luce del minor numero di collegamenti che la rete modificata possiede rispetto alla rete base (il 9,6% in meno).

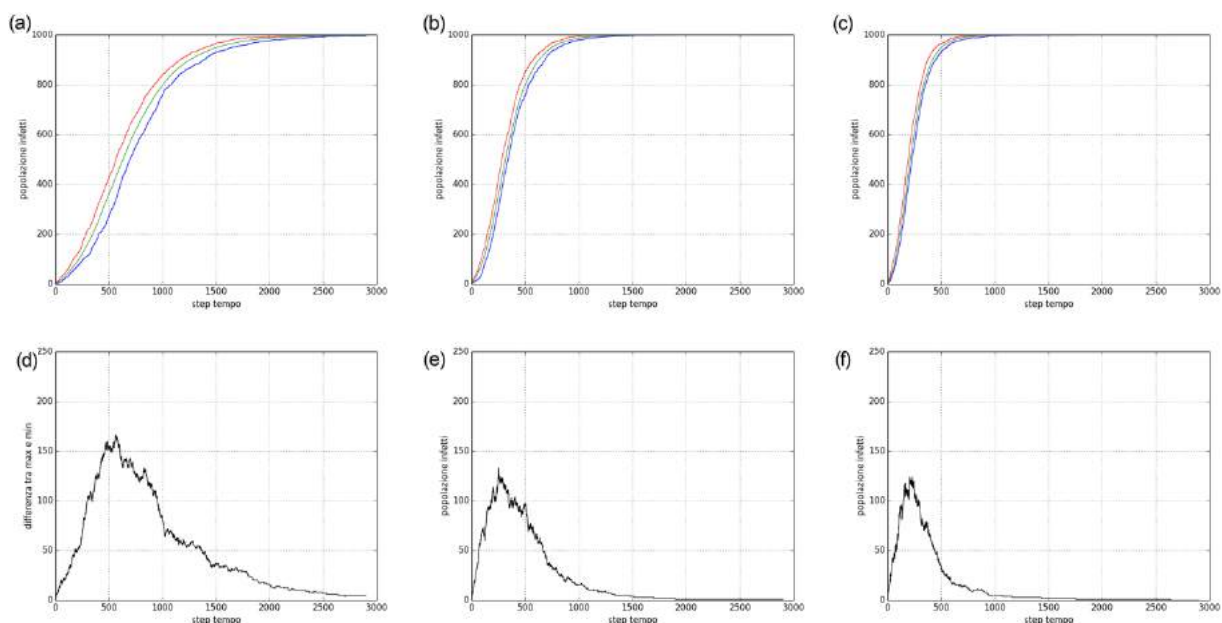


Figura 4.10: gli andamenti della prima simulazione nella rete modificata. In (a) si ha l'andamento delle tre curve di tutti i valori minimi (linea blu), medi (linea verde) e massimi (linea rossa) nella condizione del parametro di infettività pari a 0.001. In (b) e (c) si hanno le stesse tipologie di curve, rispettivamente, per i parametri d'infettività di 0.002 e 0.003. In (d), (e) ed (f) si hanno le differenze tra i valori massimi e i minimi sempre in relazione alla crescita degli step rispettivamente seguendo l'ordine dei parametri 0.001, 0.002 e 0.003.

L'aspetto più interessante è legato alla diversa variabilità nella differenza d'andamento tra i valori massimi e i valori minimi, confrontando le dinamiche di diffusione tra rete base e modificata. Considerando, ad esempio, la situazione del parametro pari a 0.001 (Figura 4.10d), mentre nella rete base questa variabilità risulta maggiore (Figura 4.9d), con un picco di differenza sopra i 200 allo step 500, nella rete modificata la massima differenza si ha sempre allo step 500, ma poco sopra i 150. In generale, comunque, in tutte e tre le condizioni dei parametri, i picchi delle differenze tra massimi e minimi si riscontrano agli stessi step delle simulazioni e nella rete base le variabilità risultano leggermente maggiori rispetto alla rete modificata (per la presenza dei nodi di grado medio-alto, assenti nella rete modificata).

4.4.3 Confronto rete base e modificata

In questa prima simulazione si è riscontrata una leggera differenza tra le simulazioni svolte sulla rete base e sulla rete modificata. Andando ad osservare specificatamente il confronto tra le singole curve medie degli andamenti di crescita della rete base e modificata, si può notare come le differenze siano minime e costanti aumentando il parametro d'infettività (Figura 4.11).

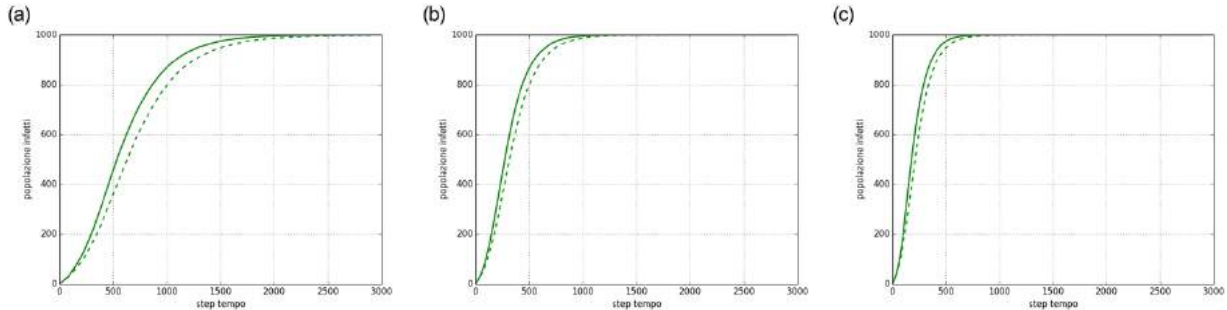


Figura 4.11: le curve verdi delle medie (già presenti in precedenza insieme alle curve dei minimi e dei massimi in Figura 4.9 e Figura 4.10), ora osservate singolarmente confrontando le curve medie nella rete base (linea verde continua) con quelle della rete modificata (linea verde tratteggiata) rispettivamente per il parametro d'infettività 0.001 (a), 0.002 (b) e 0.003 (c).

Come già accennato in precedenza, per quanto riguarda le differenze tra le variabilità dei valori massimi e minimi, si osserva una leggera maggiore variabilità nelle diffusioni sulla rete base ad invarianza di scala, con tutti i nodi di grado medio-alto, rispetto alla rete modificata, in cui le differenze tra valori massimi e minimi si fanno meno forti (Figura 4.12).

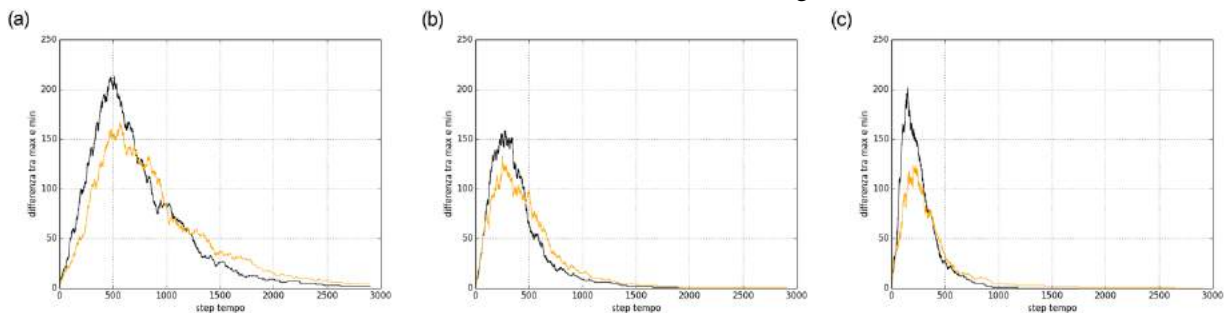


Figura 4.12: le differenze tra massimi e minimi della rete base e modificata poste a confronto nella prima simulazione. In generale la variabilità della differenza è maggiore per le esecuzioni sulla rete base (linee nere) con picchi più alti rispetto alla rete modificata (linee arancioni). In (a) si ha il confronto per il parametro più basso 0.001, in (b) per il parametro medio 0.002 ed in (c) per quello più alto a 0.003.

Questo può essere spiegato considerando il fatto che, nella rete modificata, vi è una maggiore omogeneità del grado dei nodi presenti, che vincola maggiormente gli andamenti delle diffusioni rispetto alla rete base, che possiede una maggiore eterogeneità del grado dei nodi.

Infine, l'ultima analisi di confronto svolta riguarda sempre gli andamenti di crescita delle curve medie, ma considerate insieme alla deviazione standard e in relazione al solito aumento temporale degli step (Figura 4.13).

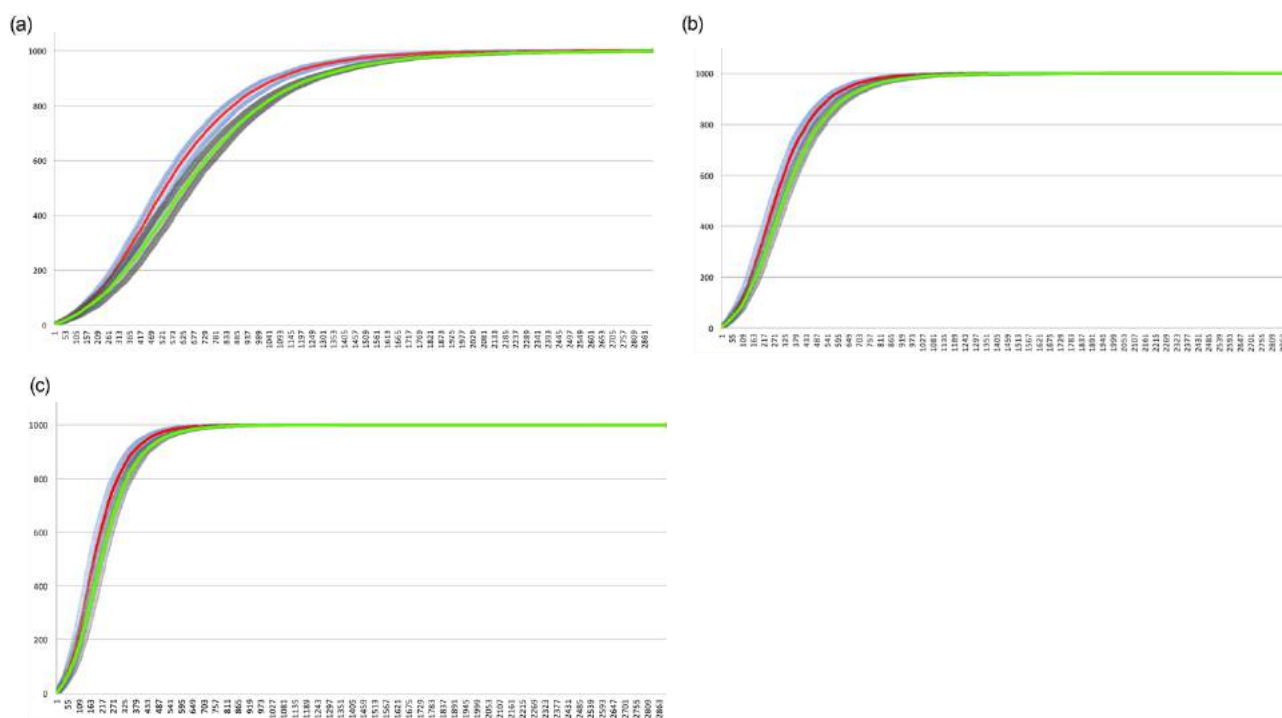


Figura 4.13: gli andamenti di crescita delle curve medie e relative deviazioni standard nella prima simulazione. Le linee rosse coincidono con gli andamenti medi sulla rete base e le aree azzurre attorno rappresentano le corrispettive deviazioni standard. Invece, le linee verdi insieme alle aree grigie delle deviazioni standard coincidono con le curve medie degli andamenti sulla rete modificata. In (a) si ha il confronto per la condizione del parametro più basso 0.001, in (b) per il parametro medio 0.002 ed in (c) per quello più alto a 0.003.

In questa ultima analisi si può sempre riscontrare una minima differenza negli andamenti delle curve che si appiattisce aumentando il valore del parametro d'infettività (Figura 4.13). Anche la variabilità descritta dalla deviazione standard non differisce tra i diversi andamenti della rete base e modificata.

4.5 Seconda simulazione

Nella seconda simulazione si considera anche la “rimozione” dei nodi dal processo di contagio con la possibilità, quindi, di passare dallo stato di infetto “I” allo stato di guarito o rimosso “R”. Come anticipato precedentemente, questo passaggio coincide con il fatto di non essere più nella situazione di poter contagiare o influenzare i nodi vicini, cioè di non partecipare più alla diffusione del contenuto (innescato in principio dall'utente hub). In tale scenario si introduce un altro parametro che corrisponde alla probabilità di passare dallo stato infetto “I” allo stato rimosso “R”, condizione in cui non si è più né suscettibili, né infetti e si esce, quindi, dal processo di diffusione. In questo caso, dunque, la simulazione termina quando la diffusione si esaurisce e nessun nodo è più nello stato infetto “I”, vale a dire nel momento in cui nessun utente è più propenso ad essere influenzato o ad avere un'attenzione su quel particolare contenuto.

I valori utilizzati per il parametro di rimozione sono tre (0.0005, 0.0007, 0.001) e vengono usati con la probabilità d'infettività fissa pari a 0.003 (quella più “contagiosa” della prima simulazione). Analogamente alla prima simulazione, la rete si inizializza allo stesso modo, innescando la diffusione del contenuto a partire dai tre nodi hub sia sulla rete base, che sulla rete modificata.

Successivamente (paragrafo 4.6), si simula la diffusione in uno scenario opposto e più rappresentativo della realtà, in cui il valore del parametro d'infettività è basso (0.0005) e il valore della probabilità di

rimozione è il più alto tra le tre precedenti condizioni svolte (0.001). L'idea è quella di riprodurre, così, uno scenario maggiormente realistico in relazione alle dinamiche diffusive presenti nella realtà dei contesti online, in cui la maggioranza dei contenuti, dei temi e dei *meme*, ha un basso appeal o influenza rispetto alla totalità della rete.⁴¹

4.5.1 Rete base

In questo scenario la probabilità d'infettività rimane sempre fissa a 0.003 (la condizione di infettività più alta usata nella prima simulazione), mentre variano le tre probabilità di rimozione. Nell'algoritmo di diffusione si tiene ora conto della possibilità che i nodi, nello stato infetto "I", possano poi terminare il loro effetto d'influenza passando allo stato rimosso "R". Questo significa che i nodi, a differenza della prima simulazione, possono entrare nella situazione in cui non sono più in grado d'influire nel processo di diffusione di uno specifico contenuto, poiché il loro interesse su quel tema o *meme* si è esaurito. Le probabilità di rimozione, dal processo di diffusione, corrispondono ai valori crescenti 0.0005, 0.0007 e 0.001. In generale, le dinamiche diffusive seguono sempre lo stesso andamento nelle curve minime, medie e massime (Figura 4.14 a, b, c). Logicamente, aumentando la probabilità di rimozione, il tempo totale necessario per l'esaurimento del "contagio" (o del contenuto di rimanere nella rete e continuare ad essere diffuso) diminuisce progressivamente. Si osserva, inoltre, che con la crescita della probabilità di rimozione, il valore massimo della popolazione "influenzata" si abbassa. La curva media (linea verde), infatti, risulta sopra gli 800 nodi contagiati quando la probabilità di rimozione è la più bassa, pari a 0.0005 (Figura 4.14a), si abbassa al di sotto degli 800 nodi se la probabilità di rimozione aumenta a 0.0007 (b) e decresce ulteriormente se la probabilità è pari a 0.001, con un numero di nodi "infetti" uguale a circa 700 (c).

Anche le differenze tra massimi e minimi mostrano un andamento differente rispetto a quelle della prima simulazione. Si osserva, difatti, un picco legato alla forte crescita iniziale della diffusione, soprattutto per le condizioni di probabilità di rimozione più basse (Figura 4.14 d, e). In questi scenari, si ha la massima variabilità nella differenza tra massimi e minimi, mentre, aumentando il valore della rimozione, il picco si abbassa e si osserva un andamento più o meno variabile con l'aumentare degli step delle simulazioni (Figura 4.14f).

⁴¹ Si veda sul tema: Goel, S., Anderson, A., Hofman, J., & Watts, D. J. (2015). The Structural Virality of Online Diffusion. *Management Science*.

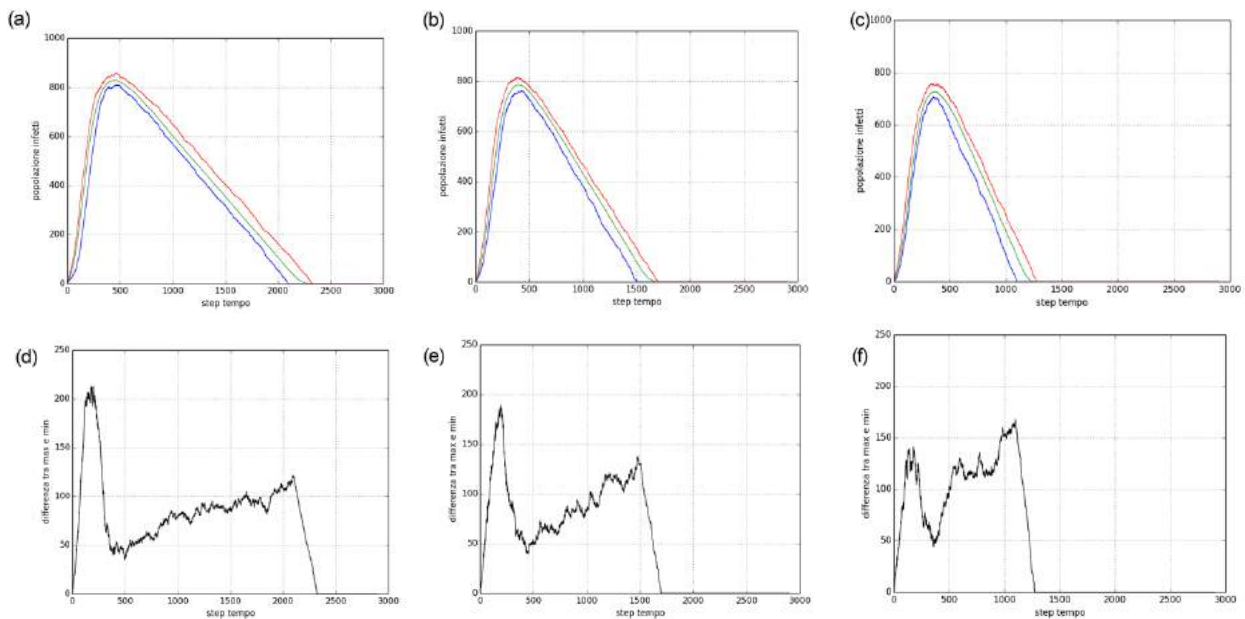


Figura 4.14: gli andamenti della seconda simulazione nella rete base. In tutte e tre le condizioni, con diverse probabilità di rimozione, il parametro d'infettività rimane fisso a 0.003. In (a) si ha l'andamento delle tre curve di tutti i valori minimi (linea blu), medi (linea verde) e massimi (linea rossa) nella condizione del parametro di rimozione pari a 0.0005. In (b) e (c) si hanno le stesse tipologie di curve, rispettivamente, per i parametri di rimozione di 0.0007 e 0.001. In (d), (e) ed (f) si hanno le differenze tra i valori massimi e minimi sempre in relazione alla crescita degli step seguendo l'ordine dei parametri 0.0005 (d), 0.0007 (e) e 0.001 (f).

4.5.2 Rete modificata

Le stesse condizioni dei parametri di infettività e rimozione sono state quindi applicate sulla rete modificata (analogamente alla prima simulazione). Anche in queste simulazioni gli andamenti di crescita risultano tra loro simili con poca variabilità tra le curve minime, medie e massime (Figura 4.15 a, b, c).

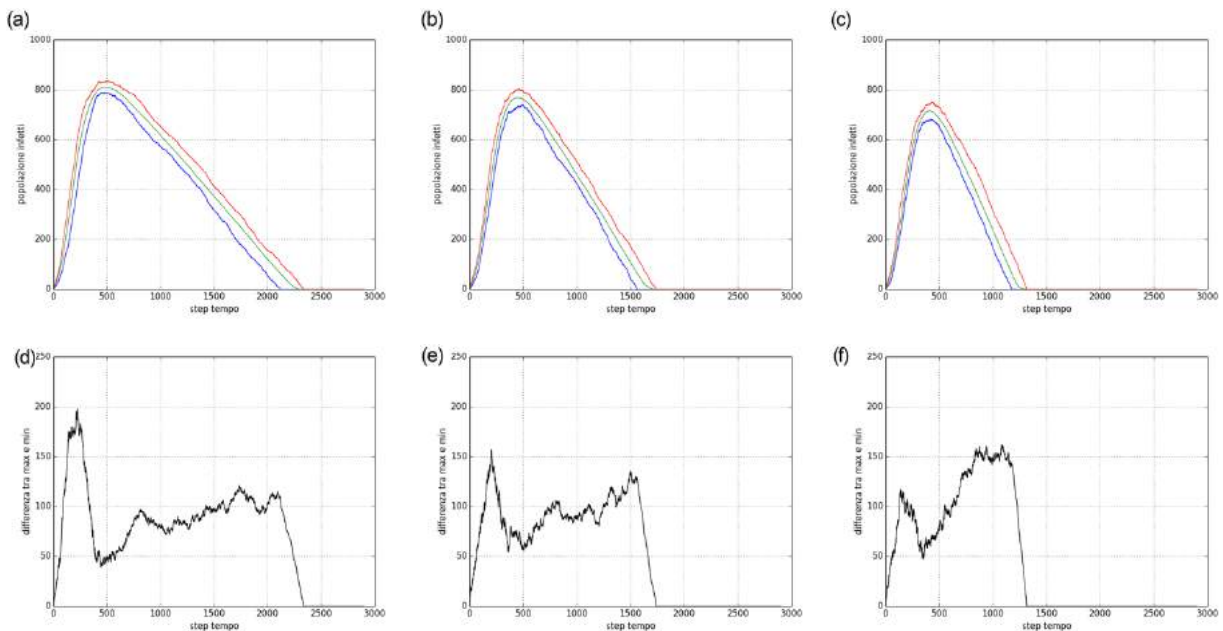


Figura 4.15: gli andamenti della seconda simulazione nella rete modificata. In tutte e tre le condizioni, con diverse probabilità di rimozione, il parametro d'infettività rimane fisso a 0.003. In (a) si ha l'andamento delle tre curve di tutti i valori minimi (linea blu), medi (linea verde) e massimi (linea rossa) nella condizione del parametro di rimozione pari a 0.0005. In (b) e (c) si hanno le stesse tipologie di curve, rispettivamente, per i parametri di rimozione di 0.0007 (b) e 0.001 (c). In (d), (e) ed (f) si hanno le differenze tra i valori massimi e minimi sempre in relazione alla crescita degli step rispettivamente seguendo l'ordine dei parametri 0.0005 (d), 0.0007 (e) e 0.001 (f).

Le curve delle differenze tra massimi e minimi mostrano delle evoluzioni comparabili a quelle precedenti della rete base. Si procede, quindi, al confronto dei risultati delle simulazioni svolte tra rete base e modificata.

4.5.3 Confronto rete base e modificata

Osservando insieme le curve medie degli andamenti di crescita mostrate precedentemente per la rete base e modificata (Figura 4.14, Figura 4.15), si può notare come, anche per la seconda simulazione, le differenze siano minime e costanti con l'aumento del parametro di rimozione. Con la crescita di questo valore, il tempo di influenza (e quindi di permanenza nella rete), che il contagio o contenuto possiede, decresce visivamente (Figura 4.16), passando dai circa 2200 step del parametro 0.0005, ai 1200 step del parametro 0.001 (confronto tra a e c della figura sottostante). Allo stesso modo, le numerosità dei nodi contagiati nella rete diminuiscono progressivamente aumentando la probabilità di rimozione. In generale, comunque, anche nella seconda simulazione la differenza tra rete base e modificata risulta minima (Figura 4.16).

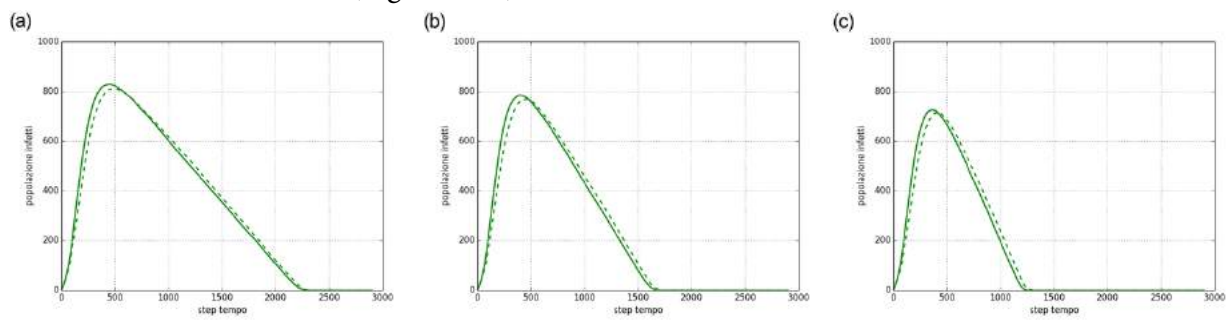


Figura 4.16: le curve verdi delle medie (viste in precedenza insieme alle curve dei minimi e dei massimi in Figura 4.14 e Figura 4.15), ora osservate singolarmente confrontando le curve medie nella rete base (linea verde continua) con quelle della rete modificata (linea verde tratteggiata) rispettivamente per il parametro di rimozione 0.0005 (a), 0.0007 (b) e 0.001 (c).

Considerando il confronto tra le differenze dei valori massimi con i valori minimi, si può constatare una minima difformità tra le due reti (Figura 4.17), inferiore rispetto a quella notata in precedenza nel confronto tra rete base e modificata della prima simulazione (si veda Figura 4.12). Questo fatto suggerisce che sia la diversa probabilità d'infettività a determinare, maggiormente, la variabilità dei risultati tra massimi e minimi, dal momento che, nella seconda simulazione, il parametro d'infettività rimaneva fisso e variava solamente la probabilità di rimozione.

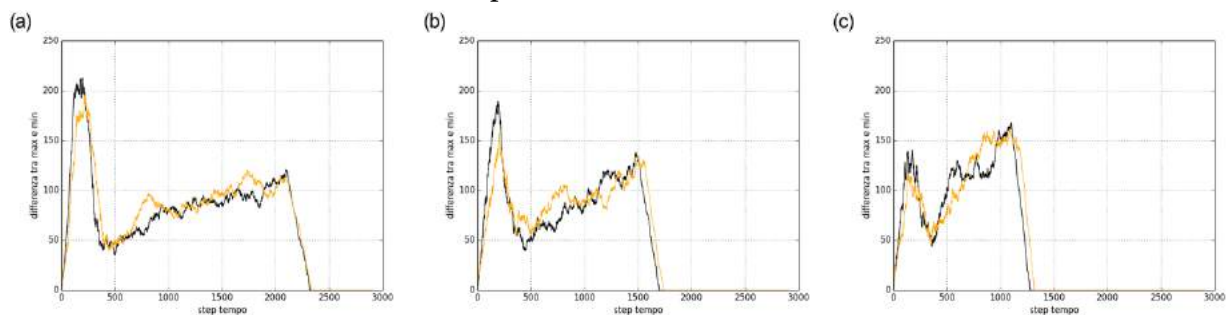


Figura 4.17: le differenze tra massimi e minimi della rete base e modificata poste a confronto nella seconda simulazione. In generale, la variabilità della differenza tra le due reti risulta poco dissimile per le esecuzioni sulla rete base (linee nere) rispetto alla rete modificata (linee arancioni). In (a) si ha il confronto per il parametro più basso 0.0005, in (b) per il parametro medio 0.0007 ed in (c) per quello più alto a 0.001.

Infine, si considerano le curve medie della rete base e modificata insieme alle relative deviazioni standard delle 30 esecuzioni svolte per i tre differenti parametri di rimozione (Figura 4.18). Anche in questa situazione si nota una semplice leggera deviazione nell'andamento di crescita tra rete base e modificata in cui, quest'ultima, risulta leggermente più deviata verso destra e, perciò, poco più lenta nel processo di diffusione. Le deviazioni standard tra le due curve medie, invece, risultano praticamente equivalenti.

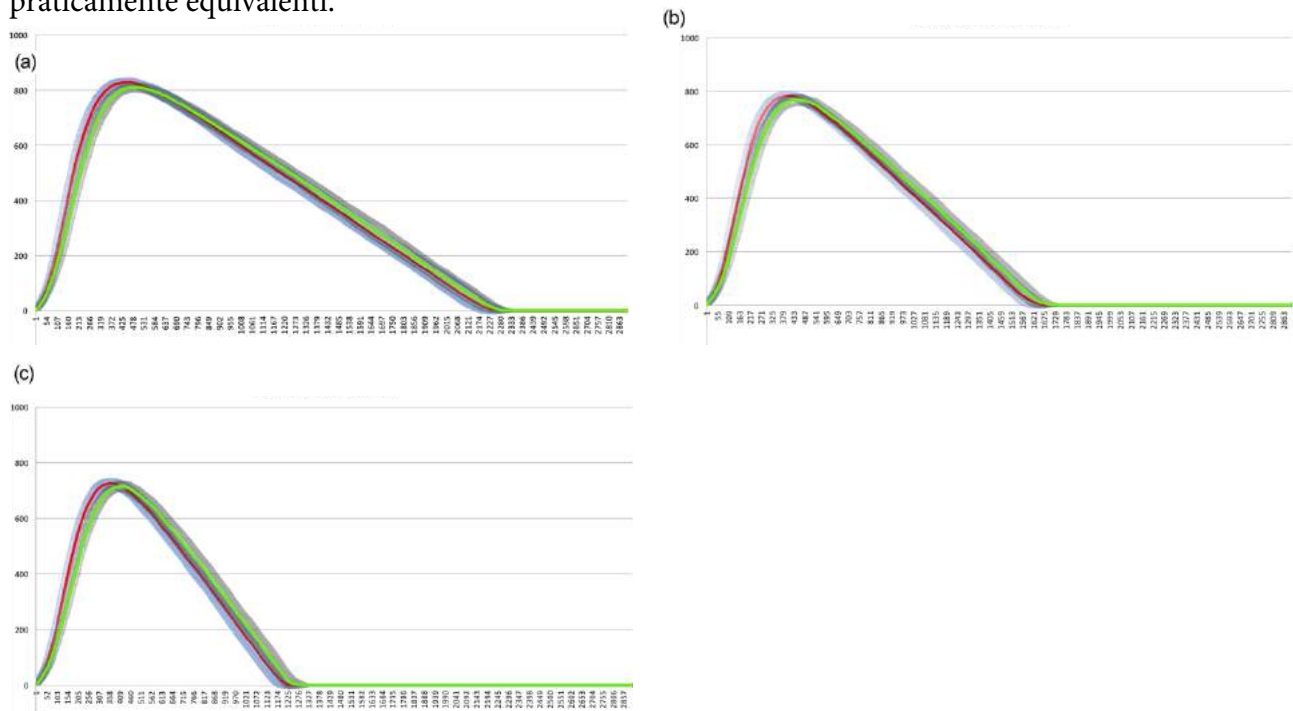


Figura 4.18: gli andamenti di crescita delle curve medie e relative deviazioni standard nella seconda simulazione. Le linee rosse coincidono con gli andamenti medi sulla rete base e l'area azzurra attorno rappresenta il corrispettivo andamento delle deviazioni standard. Invece, le linee verdi insieme alle aree grigie delle deviazioni standard coincidono con le curve medie degli andamenti sulla rete modificata. In (a) si ha il confronto per il parametro più basso 0.0005, in (b) per il parametro medio 0.0007 ed in (c) per quello più alto a 0.001.

4.6 Infettività bassa e rimozione alta

In quest'ultimo scenario si indagano le dinamiche diffusive utilizzando dei parametri d'infettività e di rimozione più verosimili rispetto alle propagazioni che si verificano nel contesto online reale, in cui la maggioranza delle diffusions dei *meme* non scaturisce in propagazioni dalla portata rilevante. In accordo con i dati empirici delle rare ampie cascate che si generano, ad esempio, sul social network Twitter (Goel et al., 2015; Goel, Watts, & Goldstein, 2012), si è utilizzato un valore basso per il parametro d'infettività e un valore alto per il parametro di rimozione. Quest'ultima esecuzione deriva dalla precedente osservazione che aumentando la probabilità di rimozione decresce, di conseguenza, anche il picco di "contagiati" o influenzati della rete (si veda Figura 4.16). Per questa ragione, si è adottato un valore basso per il parametro d'infettività, pari a 0.0005, ed un valore alto per la probabilità di rimozione, fissata a 0.001, nell'idea di simulare diffusions meno "contagiose" rispetto alla totalità della rete. Anche in questo scenario (analogamente alle condizioni precedenti) sono state svolte 30 esecuzioni con gli stessi valori dei parametri di infettività e di rimozione. Come si può notare (Figura 4.19), le curve d'infettività risultano estremamente più basse, rispetto alle simulazioni precedenti, dal momento che le curve massime superano di poco i 300 nodi (Figura 4.19a). Il

confronto tra rete base e modificata, mantiene le medesime differenze osservate nelle simulazioni precedenti, con una crescita leggermente inferiore dei nodi “infetti” nella rete modificata rispetto alla rete base (picco massimo intorno ai 340 nodi sulla rete base rispetto ai 290 variabili della rete modificata, Figura 4.19 a, b). I picchi di infettività, inoltre, sono più persistenti sulla rete modificata (durano dallo step 1200 al 1600) rispetto a quelli della rete base (da 1100 a 1300), denotando un tempo di permanenza nella rete del contenuto lievemente maggiore.

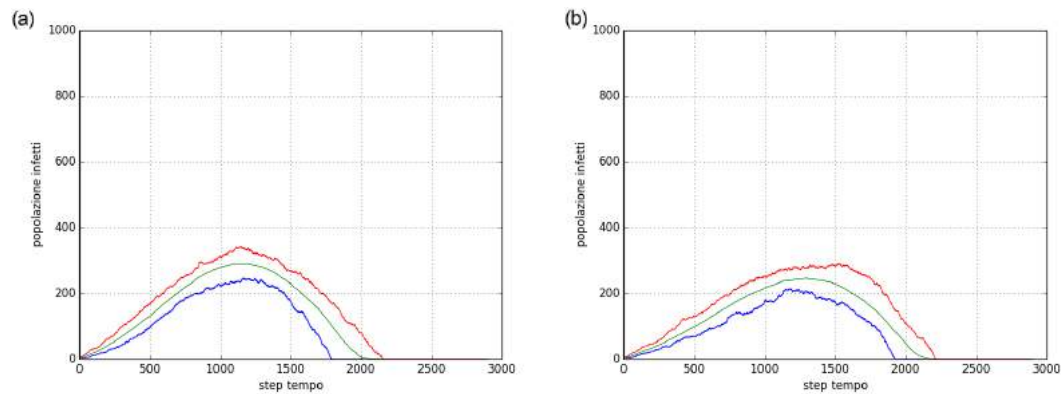


Figura 4.19: curve minime (linee blu) medie (linee verdi) e massime (linee rosse) degli andamenti di crescita dei nodi contagiati nella rete. In (a) si ha il risultato finale delle 30 esecuzioni per la rete base, mentre in (b) si ha il medesimo risultato ma sulla rete modificata. Le differenze tra le due reti sono minime avendo una crescita leggermente inferiore nella rete modificata (b) rispetto alla rete base (a).

Dopodiché si osserva il confronto degli andamenti di crescita tra rete base e modificata nelle curve medie (Figura 4.20a) e nei corrispettivi valori di differenza tra massimi e minimi (Figura 4.20b).

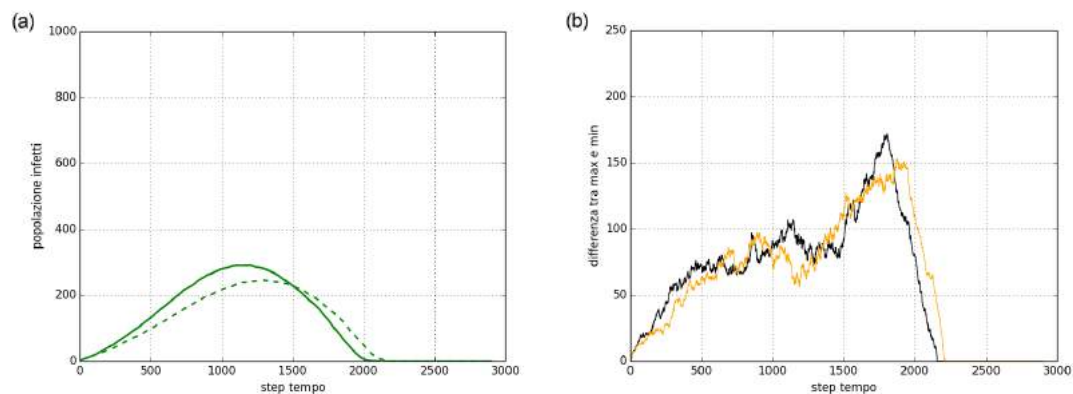


Figura 4.20: in (a) si ha il confronto tra l'andamento medio della rete base (linea verde continua) con quello della rete modificata (linea verde tratteggiata). In (b), invece, si ha il confronto tra la differenza dei valori massimi e minimi delle due reti dove le linee nere corrispondono agli andamenti della rete base e le linee arancioni agli andamenti della rete modificata.

Come si può notare, la differenza tra le curve medie delle due reti, in questo scenario, risulta più accentuata rispetto alle precedenti condizioni nella prima e seconda simulazione. Di conseguenza, il risultato suggerisce che con una bassa probabilità d'infettività (0.0005) e un'alta probabilità di rimozione (0.001), le differenze tra gli andamenti di crescita delle due reti poste a confronto crescono. Anche l'andamento delle differenze tra massimi e minimi mostra un'evoluzione differente rispetto alle situazioni precedenti (Figura 4.20b). Il picco massimo di scarto, infatti, si ha più tardi, attorno ai 1700 step, a differenza delle condizioni precedenti in cui si raggiungeva nei primi step (Figura 4.12 e Figura 4.17). Allo stesso modo, però, le differenze tra massimi e minimi nella rete base e in quella modificata non risultano significativamente dissimili (Figura 4.20b).

Infine, si valuta, come in precedenza, l'andamento di crescita delle curve medie insieme alle relative deviazioni standard (Figura 4.21).

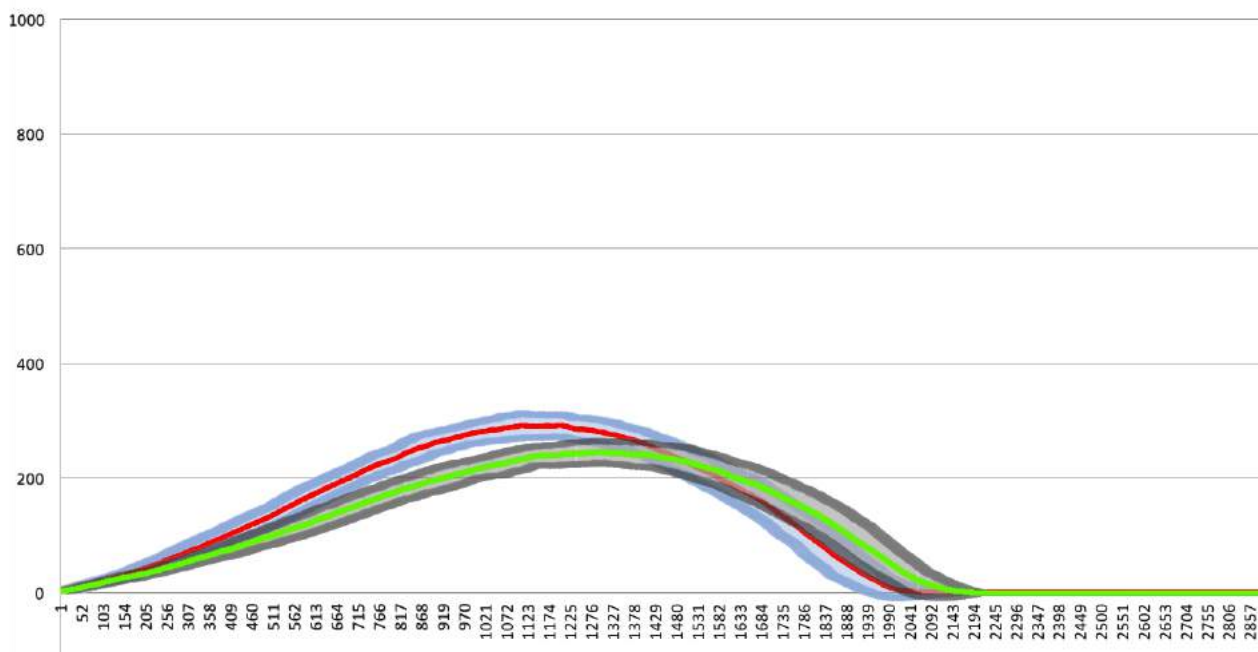


Figura 4.21: confronto degli andamenti di crescita delle curve medie e relative deviazioni standard per la rete base (linea rossa per la crescita e area azzurra per la relativa deviazione standard) e per la rete modificata (linea verde per la crescita e area grigia per la relativa deviazione standard) nella condizione di bassa infettività (0.0005) e alta rimozione (0.001).

In quest'ultima condizione, la differenza di variabilità tra rete base e modificata risulta più significativa. La rete modificata (linea verde e relativa area grigia della deviazione standard) ha un andamento che devia più a destra rispetto a quello della rete base (linea rossa e relativa area azzurra della deviazione standard). Questo sta a indicare che l'eliminazione selettiva dei link dei nodi della rete modificata rallenta il processo di diffusione e porta ad un risultato in cui si ha una leggera differenza nel numero dei nodi totali contagiati nella rete (picco di 340 per la rete base e di 290 per la rete modificata). Questa variazione si ha anche nelle tempistiche di esaurimento dell'influenza dei nodi, dal momento che la propagazione termina leggermente dopo nella rete modificata rispetto alla rete base. Nella rete modificata, inoltre, si ha una deviazione standard leggermente maggiore e più prolungata in prossimità della decrescita finale (nell'intervallo dai 1800 ai 2000 step), rispetto alla deviazione standard della rete base. Questo suggerisce il fatto che l'eliminazione del 9,6 per cento dei link totali della rete modificata comporta uno spostamento dell'andamento di crescita della rete e una variabilità leggermente più alta negli ultimi step della simulazione.

4.7 Possibili sviluppi futuri

In generale, le simulazioni svolte rappresentano un modello generale e semplicistico che cerca di riprodurre le dinamiche di influenza in una rete elementare, generata attraverso l'algoritmo del *preferential attachment* di Barabási e Albert (1999). Gli andamenti osservati, se confrontati con le dinamiche empiriche riscontrate nei dati reali di un social network come Twitter, Facebook o Instagram, rappresentano un'estrema semplificazione delle variabili presenti in gioco. Il modello in questione, tuttavia, costituisce un ottimo esempio, minimo ed essenziale, da cui partire per lo studio delle dinamiche diffusive di *meme* e di influenza sociale su un social network.

I principali possibili sviluppi futuri riguardano, certamente, una maggiore specificità in relazione alle dinamiche diffusive di un particolare social network, come potrebbe essere Facebook o Twitter. Nello specifico, in letteratura, la maggioranza degli studi si focalizza sulle diffusioni di Twitter, semplicemente a causa della sua natura più "aperta" ed alla relativa possibilità, quindi, di estrarre dati da analizzare.

In questo senso, alcuni possibili miglioramenti che si potrebbero adottare, prendendo come contesto d'uso il social network Twitter, consistono, in primo luogo, nella struttura base della rete su cui vengono svolte le simulazioni. Una caratteristica fondamentale di Twitter coincide con la natura vincolante dei legami della rete, nel rapporto tipico di *follower* (seguace) e *following* (colui che si segue). Questo aspetto può essere tradotto utilizzando un grafo direzionato, in cui i link, che collegano i nodi, possiedono una loro specifica direzione che replica il concetto di utenti che seguono (*following*) altri utenti, come gli hub della rete che vengono quindi seguiti (*follower*). In un grafo direzionato si possono rappresentare i rapporti di reciprocità e di non reciprocità caratteristici di Twitter⁴² e considerare così, il fatto che nodi di basso grado non influenzano, direttamente, nodi di medio o alto grado (gli hub della rete). Questo maggior realismo può ulteriormente essere sviluppato cercando di generare una versione *assortativa* della rete stessa e con collegamenti caratterizzati da un loro peso (Ma et al., 2017). Nelle reti, il concetto di "assortatività" riproduce l'idea di omofilia tipica di una rete sociale (Newman, 2002), secondo cui i simili si connettono tra di loro. In questo modo, si riescono a generare strutture a cluster comparabili a quelle delle reti sociali.

In una rete l'assortatività può essere riprodotta cercando di ricollegare i link formati dall'algoritmo generativo dell'attaccamento preferenziale di Barabási, in modo tale da formare, con maggiore probabilità, link tra nodi di grado simile tra loro (si veda l'algoritmo di Xulvi-Brunet & Sokolov, 2004). In questo senso anche il peso (ossia l'importanza o influenza) che i link possono avere risulta un'altra proprietà o variabile che potrebbe essere presa in considerazione (insieme all'assortatività), impostando un peso maggiore per i collegamenti tra nodi simili rispetto a quelli tra nodi di grado

⁴² Un'importante differenza delle relazioni sociali tra un social network come Facebook o Twitter consiste nella natura simmetrica o asimmetrica dei collegamenti degli utenti. In particolare, su Facebook la tipica relazione di amicizia risulta godere della proprietà matematica della simmetria (Se A è amico di B allora, inevitabilmente, anche B è amico di A), a differenza, invece, delle relazioni sociali non per forza reciproche del rapporto follower/following di Twitter che risulta essere, di per sé, asimmetrico (se A segue B, B non risulta vincolato a seguire, a sua volta, A).

molto differente. In alternativa, si potrebbe anche estrarre, attraverso le API⁴³ di Twitter, una porzione della rete sociale di Twitter in un certo periodo di tempo ed utilizzare, direttamente, un frammento della rete originale. D'altra parte, anche se in questo modo si utilizza una frazione della stessa rete Twitter, questa tecnica coglie solo un'istantanea precisa della struttura e perde, quindi, la dinamicità del cambiamento della rete sottostante determinato dallo sviluppo del tempo.

Altri miglioramenti riguardano, invece, l'algoritmo utilizzato per le diffusioni. In tale senso è stato osservato in letteratura che, nel caso di diffusioni comportamentali o legate alle informazioni, i modelli a soglia risultano essere maggiormente adatti nell'interpretazione delle strutture e dei rinforzi dei segnali delle reti sociali, rispetto ai modelli epidemici (Weng et al., 2013). In ogni caso, si è anche visto che i modelli epidemici risultano essere una buona approssimazione nel momento in cui una notizia o *meme* colpisce (interessa) diversi cluster o gruppi della rete. Altro elemento rilevante che può essere considerato, per migliorare una caratteristica propria del modello presentato, è la possibilità di variare, selettivamente, la quantità e l'intervallo dei link dei nodi di un certo grado per osservare fino a che punto la presenza di nodi di grado elevato possa influire sulle dinamiche di diffusione. Lo studio e lo sviluppo di modelli specifici e relativi a contesti online come quello di Twitter, devono necessariamente tenere in considerazione le dinamiche comportamentali tipiche dell'ambiente analizzato come il fatto che gli utenti possano: diffondere un messaggio (tweet); condividere messaggi di altri utenti (retweet); richiamare nelle loro pubblicazioni degli utenti specifici (tag).

Per riassumere, alcuni possibili miglioramenti attuabili sulla rete e sull'algoritmo di diffusione, al fine di sviluppare un modello più specifico rispetto ad un social network come Twitter, risultano:

- Possibilità di usare come modello di rete un grafo direzionato (per replicare il rapporto *follower-following*) e pesato (per dare un impatto relativo maggiore ai link tra i nodi di grado simile);
- Rete direzionata, in cui i nodi di basso grado non influenzano i nodi di alto grado o hub e, quindi, con correlazione tra grado e peso dei nodi collegati fra loro (*assortativity*);
- Possibilità di ricavare direttamente una porzione della rete Twitter estraendola attraverso le relative API;⁴³
- Uso di più versioni della rete modificata, in cui si variano selettivamente i gradi dei nodi scelti nell'intervallo e la quantità eliminata dei loro link.

⁴³ Le API in informatica (acronimo di Application Programming Interface) semplificano la possibilità di dialogo tra un'applicazione e un'altra evitando ridondanze e inutili repliche di codice. Per agevolare la scrittura del codice, alcune procedure "standard" di solito vengono raggruppate in un set di strumenti specifici per l'espletamento di un determinato compito all'interno di un certo programma: sono le cosiddette librerie che corrispondono a una serie di "chiamate" a parti di un programma che uno sviluppatore può utilizzare per abbreviare il proprio lavoro. Fonte: Zanotti, L. (2017, March 16). Che cosa sono le API in informatica? Una componente software importante per la digital transformation. Retrieved from <https://www.zerounoweb.it/software/erp-crm-scm/cosa-sono-le-api-e-quale-impatto-hanno-sul-business/>

Capitolo 5 - Modelli e applicazioni delle diffusioni

In questo capitolo si intendono presentare alcuni dei modelli più rilevanti della letteratura sullo studio dei fenomeni diffusivi. Partendo da un'analisi sui primi modelli, afferenti al settore della teoria dell'innovazione ed ai relativi sviluppi con l'approccio delle reti, vengono presentati alcuni modelli significativi nello studio dei fenomeni diffusivi e, infine, altri più specifici ed elaborati sullo studio della diffusione di *meme* o contenuti online dei principali social network.

In generale, i primi sviluppi scientifici che sono stati raggiunti sul tema delle diffusioni e i relativi modelli che sono stati sviluppati, afferiscono al settore della *teoria dell'innovazione* (concetto già affrontato nel terzo capitolo), che si è occupato di comprendere i fenomeni di propagazione di idee, mode, innovazioni e prodotti.

5.1 Teoria dell'innovazione: modelli aggregati e individuali

Un grande contributo nello studio della diffusione di nuove idee, prodotti e pratiche nella società deriva dal filone di ricerca della *teoria dell'innovazione*. La ricerca sui fenomeni diffusivi rappresenta un settore altamente interdisciplinare con radici nell'antropologia, economia, sociologia e marketing. Come già introdotto nel capitolo terzo (paragrafo 3.3), i primi lavori empirici che diedero inizio allo studio di modelli sulle diffusioni di idee, innovazioni o prodotti coincidono con i lavori pionieristici di Ryan e Gross del 1943 sull'adozione del grano ibrido nello stato dell'Iowa, e di Coleman, Katz e Menzel del 1957 che studiarono la diffusione di un nuovo antibiotico. Queste prime ricerche empiriche innescarono, negli anni Sessanta, una serie di studi su modelli matematici. I principali coincidono con lavori come quelli di Fourt e Woodlock (1960), di Mansfield (1961) e di Bass (1969).

Questi lavori iniziali, però, non riescono a cogliere pienamente la variabilità e l'impredicibilità dei risultati delle diffusioni. I relativi modelli, infatti, analizzavano la situazione da un punto di vista complessivo e aggregato senza tenere in considerazione gli elementi atomici, ossia gli individui e la loro eterogeneità. Questi primi studi sono, per tale ragione, definiti *modelli aggregati* (Kiesling, Günther, Stummer, & Wakolbinger, 2012), in quanto analizzavano il processo diffusivo dell'innovazione considerando il mercato (sistema) nel suo complesso. Gli studi tradizionali vengono anche denominati modelli di macro livello e uno dei più famosi e maggiormente citati (soprattutto nella letteratura del marketing e del management) è il modello di Bass (1969). Quest'ultimo analizzava, attraverso un modello epidemico base, la diffusione di un'innovazione come un processo di contagio determinato da un'influenza esterna (mass media o pubblicità) e di influenza interna (passaparola). Studiando l'andamento nel tempo del numero di adozioni di un'innovazione il modello di Bass e successivi rientrano tutti nella già citata curva a campana (si vedano paragrafi 3.3 e 3.8) delle persone adottanti (Figura 5.1).

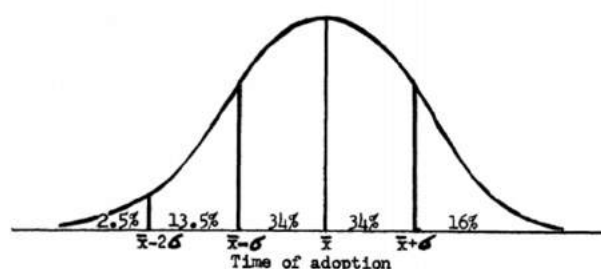


FIGURE 1. Adopter categories based on relative time of adoption of innovation.¹⁴

Innovators	2.5%
Early Adopters	13.5%
Early Majority	34.0%
Late Majority	34.0%
Laggards	16.0%

Figura 5.1: la curva a campana di una distribuzione normale tipica dei primi modelli tradizionali sulle diffusioni delle innovazioni. Fonte: Robertson, T. S. (1967). *The Process of Innovation and the Diffusion of Innovation*. Source *Journal of Marketing*. 31(1), 14–19.

Questi modelli aggregati permettono di osservare il mercato nella sua interezza per prevedere la sua evoluzione, ma non riescono a cogliere la complessità di pattern di diffusioni reali. A differenza dei modelli basati sul comportamento degli individui, questi non riescono a spiegare fenomeni quali i fallimenti o i collassi di innovazioni inizialmente di successo. Secondo Hohnisch et al. (2008) essi rappresentano delle generalizzazioni empiriche che non mirano a spiegare come avvengono i meccanismi che causano i processi di diffusione. L'assunto principale dei modelli aggregati, infatti, è il comportamento omogeneo della popolazione (Kiesling et al., 2012).

La naturale evoluzione di questi lavori tradizionali sono stati i modelli definiti di livello individuale. Questi ultimi sono considerati avere un maggiore potenziale esplicativo nello studio dei processi di diffusione. Primi sforzi in questo filone sono i modelli prodotti da Chatterjee ed Eliashberg (1990), che propongono un metodo analitico per introdurre il comportamento eterogeneo del livello individuale. Con l'avvento dei modelli ad agente è diventato possibile studiare, attraverso un approccio bottom-up e disaggregato, i processi diffusivi usando l'individuo come elemento ed unità base. I modelli ad agente, inoltre, rappresentano l'evoluzione naturale della modellazione ad automi cellulari, essendo più complessi a causa del numero delle variabili analizzate e della struttura non più regolare dell'interazione tra gli agenti. Grazie ai modelli ad agente, le dinamiche di macro scala diventano dei fenomeni emergenti, che sorgono dalle interazioni di micro livello tra gli agenti, i quali possono così spiegare l'eterogeneità ed i comportamenti degli individui, che non potevano essere descritti dai primi modelli aggregati.

In questo filone della letteratura sull'adozione delle innovazioni, sono stati sviluppati diversi approcci e metodi di studio delle dinamiche diffusive. Alcuni modelli utilizzano le soglie come regola base del comportamento degli agenti, secondo cui l'adozione avviene solo se l'innovazione è stata adottata da abbastanza vicini dell'individuo (Goldenberg, Libai, Solomon, Jan, & Stauffer, 2000; Valente & Davis, 1999). Altri, invece, considerano anche le preferenze individuali attraverso regole basate su funzioni di utilità. Delre e colleghi (2010), ad esempio, utilizzano una regola di soglia che considera sia una variabile individuale legata alle aspettative di qualità, sia una variabile di utilità sociale determinata dai propri vicini di rete. Altro settore rilevante, che utilizza dei modelli di soglia, è quello dello studio delle dinamiche di opinione. Lavori fondamentali in questo settore sono quelli di Hegselmann e

Krause (2002) e di Deffuant e Weisbuch (2000) che parlano di fiducia limitata (*bounded confidence*), nell'idea di modellare le dinamiche del consenso e della frammentazione delle opinioni. In particolare, essi ipotizzano che le persone con idee simili tendono a formare legami forti a differenza, invece, di persone con idee molto diverse che sono portate a diminuire il livello d'influenza reciproca. Il tutto è regolato da una specifica soglia.

Una caratteristica fondamentale della potenzialità dei modelli ad agente è la possibilità di modellare, esplicitamente, le interazioni tra gli agenti e di tenere in considerazione la struttura delle interazioni sociali. Come osservò Katz (1961): “è *impensabile studiare la diffusione senza una certa conoscenza delle strutture sociali in cui si trovano i potenziali adottanti, così come lo è studiare la circolazione del sangue senza un'adeguata conoscenza delle vene e delle arterie.*”

Per questa ragione, molti ricercatori hanno indagato il ruolo dell'influenza sociale nei processi di diffusione. Considerando le strutture e la topologia delle interazioni tra gli agenti, la scienza delle reti, come abbiamo visto, può fornire un contributo fondamentale. La flessibilità dei modelli ad agente, quindi, permette di considerare le strutture di rete che assomigliano maggiormente alle reti reali, rispetto alle tipiche strutture regolari degli automi cellulari (come ad esempio il vicinato di Von Neumann o di Moore).⁴⁴

5.2 Diffusioni con l'approccio delle reti

Dai classici studi sui grafi casuali di Erdős e Rényi (1959), delle reti a piccolo mondo di Watts e Strogatz (1999), fino alle reti a invarianza di scala di Barabási e Albert (1999), questi algoritmi generativi rappresentano i primi tentativi di creare delle topologie e delle strutture più realistiche per studiare i fenomeni diffusivi. La maggiore consapevolezza degli effetti strutturali che la topologia della rete sociale comporta ha portato la letteratura a considerare, inevitabilmente, come le reti influiscono sulle dinamiche evolutive delle diffusioni.

Diversi ricercatori hanno dunque studiato le diffusioni in reti casuali e di piccolo mondo. Delre e colleghi (2007), analizzando le dinamiche di propagazione delle innovazioni e prodotti nei mercati, osservano come varia la diffusione, in relazione a una funzione di soglia (composta da una parte di utilità sia individuale che sociale), su reti più o meno casuali e clusterizzate (di piccolo mondo). Essi trovano che su reti più regolari (con più influenza sociale), la diffusione è più veloce rispetto alle reti casuali. Altro approccio è quello di Choi e colleghi (2010) che considerano la diffusione dei prodotti usando reti casuali e di piccolo mondo, per comprendere come mai, a volte, si hanno delle cascate in cui la diffusione avviene su tutta la popolazione (o rete) ed altre volte, invece, questa viene ostacolata bloccandosi al suo interno. Essi specificano la volontà dei consumatori di adottare l'innovazione in

⁴⁴ Un automa cellulare consiste di una griglia regolare di celle, ognuna delle quali può trovarsi in un numero finito di stati, come ad esempio on e off. Per ogni cella, si definisce un suo vicinato come un insieme di celle appartenenti alla griglia e situate ad una specifica posizione rispetto ad essa. I tipi di vicinato usati più di frequente sono quello di von Neumann e di Moore. Con il vicinato di von Neumann per ogni cella si considerano vicine le celle situate a nord, sud, est ed ovest e la cella stessa dato che il suo stato futuro dipende anche dal suo stato attuale. Utilizzando invece il vicinato di Moore il numero di celle vicine sale a 9 perché, oltre a quelle considerate nel vicinato di von Neumann, si aggiungono le celle adiacenti posizionate in diagonale rispetto a quella considerata. Fonte: Wolfram, S. (1983). Statistical mechanics of cellular automata. *Reviews of Modern Physics*, 55(3), 601–644.

funzione del valore intrinseco del prodotto percepito da ciascun consumatore (costante normalmente distribuita) e il beneficio dovuto agli effetti della rete locale sulla base della percentuale di adottanti nel vicinato dell'agente. I risultati suggeriscono che un nuovo prodotto ha meno probabilità di raggiungere la diffusione totale della rete in grafi casuali rispetto a reti con maggiore regolarità e clustering, come le reti a piccolo mondo. La casualità della topologia, infatti, ostacola di per sé la diffusione. D'altra parte, osservano anche che se l'espansione raggiunge una certa massa critica, la diffusione risulta più veloce nelle reti casuali.

Successivamente sono state utilizzate, come rappresentazioni più realistiche delle reti sociali umane, le topologie delle reti a invarianza di scala di Albert e Barabási (1999). Un lavoro interessante sulle dinamiche di mercato, che considera il comportamento degli agenti dalla prospettiva della psicologia sociale, è lo studio di Janssen e Jager (2003). Questi osservano il processo di scelta degli agenti tra prodotti multipli e mostrano che, in una rete a invarianza di scala, si ottiene un mercato dominato da molti pochi prodotti rispetto ad una rete di piccolo mondo.

Con l'avvento delle reti a invarianza di scala, il concetto dei nodi più rilevanti viene applicato anche agli stessi consumatori (opinion leader), secondo l'assunto che una piccola porzione di persone potrebbe avere un ruolo d'influenza eccezionale sul comportamento d'acquisto delle masse. Delre et al. (2010) hanno cercato di studiare anche l'effetto di questi "social hub" nel processo di diffusione. Come nel loro precedente lavoro (2007), la decisione degli agenti si basa su una regola di soglia dell'utilità dell'agente, definita come la somma di un'utilità individuale e sociale. Utilizzando una rete più realistica per la diffusione (rete a invarianza di scala con un limite), i ricercatori hanno voluto strutturare le interazioni in modo da tenere conto dei limiti reali che le persone hanno nel costruire collegamenti con altre persone. In Figura 5.2 hanno messo a confronto le strutture di rete rispetto al numero di adozioni finali.

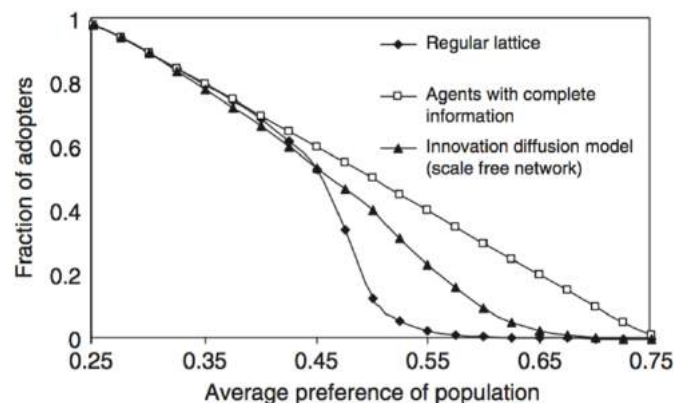


Figura 5.2 - Effetti delle strutture di rete e delle preferenze medie sulla frazione finale di adottanti. Fonte: Delre, S. A., Jager, W., Bijmolt, T. H. A., & Janssen, M. A. (2010). Will It Spread or Not? The Effects of Social Influences and Network Topology on Innovation Diffusion. *Journal of Product Innovation Management*, 27(2), 267–282.

Le connessioni sono modellate in modo da essere pesate e proporzionali al numero di link. I ricercatori osservano, inoltre dalle simulazioni, che l'influenza ed il ruolo degli hub (qua intesi come *mass media*) sia più spesso legato alla facilità di informare gli altri più che al processo persuasivo, portato maggiormente avanti dai nodi pari o simili. In generale, però, l'influenza e l'effetto sulla presa di decisione dei consumatori di questi individui altamente connessi viene sovrastimato (si pensi al

famoso *effetto Oprah*, al capitolo 6.4). La loro posizione centrale nella rete li aiuta a diffondere più velocemente le informazioni e rendere i consumatori consapevoli, ad esempio, su un nuovo prodotto che può così penetrare più velocemente. Allo stesso tempo, però, non possiedono un potere persuasivo maggiore rispetto all'influenza dei propri pari.

I risultati dello studio mostrano anche come il concetto di influenza sociale possa avere un effetto sulla diffusione sia positivo, se viene raggiunta una massa critica, che negativo, se l'innovazione è di bassa qualità, comportando, quindi, un basso livello di utilità individuale. Il principale punto di Delre e colleghi è di aver osservato che, in presenza di influenza sociale, i risultati possono essere davvero disparati e la diffusione diventa molto più ostacolata ed incerta. Questo risultato, sul ruolo dell'influenza sociale nelle dinamiche di diffusione e nella loro incertezza, è in accordo con lo studio di Salganik e Watts (2008), che viene presentato successivamente.

Il lavoro e modello di Granovetter (1973), sul concetto dei legami forti e deboli delle reti sociali, rappresenta un altro importante contributo nella letteratura della diffusione delle innovazioni. Nello specifico, esso ipotizza che gli individui siano spesso influenzati da altre persone con cui hanno una relazione debole o persino casuale. L'importanza dei legami deboli di Granovetter assume l'idea che gli scambi informativi e i processi di influenza siano spesso determinati da questi occasionali contatti deboli. Goldenberg ed Efroni (2001) sfruttano questa teoria per sviluppare un modello ad automa cellulare in cui la diffusione di informazione è determinata da tre probabilità: passaparola dei legami forti, passaparola dei legami deboli e pubblicità. I risultati indicano che l'influenza dei legami deboli sulla diffusione dell'informazione è forte quanto l'influenza dei legami più forti e che, in generale, il processo è dominato dal passaparola tra gli agenti piuttosto che dalla pubblicità.

Nel complesso, quindi, molti studi sulla diffusione di innovazioni hanno osservato che il ruolo delle reti, della loro struttura o topologia ha un impatto importante e fondamentale nelle dinamiche diffusive. Le reti casuali favoriscono la diffusione e la sua velocità rispetto a reti più regolari o a cluster (rete di piccolo mondo). Nei modelli in cui si considera l'influenza sociale, tuttavia, e le esternalità positive o negative che ne derivano, gli effetti di diffusione cambiano presentando una maggiore variabilità ed imprevedibilità dei risultati finali della diffusione sulla rete (si veda, più avanti, lo studio di Salganik e Watts del 2008, paragrafo 5.5).

5.3 Il ruolo dei nodi di piccolo grado nelle diffusioni

In generale, la letteratura sulle innovazioni e molti di questi modelli cercano di comprendere come l'informazione, o il processo d'influenza, riesca a diffondersi partendo dai *mass media* (influenza esterna) e attraverso tutta la rete grazie al contatto o relazione dei pari (per mezzo del passaparola o *word of mouth*), che permette l'adozione di mode, innovazioni o prodotti.

Un risultato rilevante sulle dinamiche di diffusione si ritrova in un lavoro di Watts e Dodds (2007) che studia il fenomeno per cui il cambiamento sociale effettivo sia portato avanti soprattutto da individui facilmente influenzabili che, a loro volta, influenzano altri individui facilmente influenzabili. I due autori partono dalla teoria fondamentale, nello studio della formazione dell'opinione pubblica, del modello di *flusso a due step* di Katz e Lazarsfeld (1955), che cerca di conciliare il ruolo dei mass media con l'idea che, in molti scenari decisionali, gli individui siano maggiormente influenzati dai propri pari. Nel modello di flusso a due step, i mass media influenzano

le persone più influenti, od opinion leader come chiamati da Merton (1968), che, a loro volta, influenzano la maggioranza della società (Figura 5.3a).

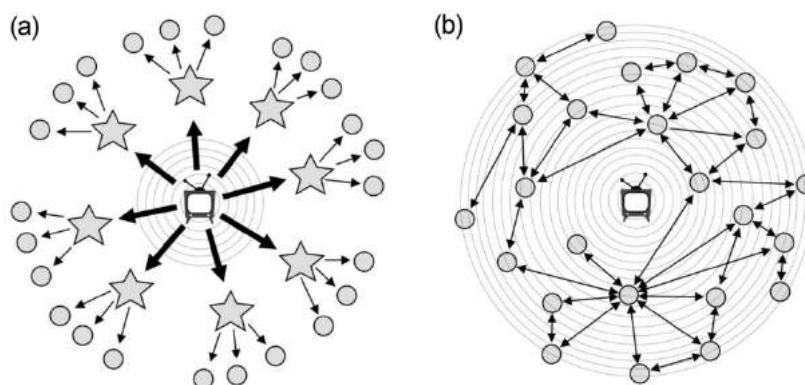


Figura 5.3: in (a) il concetto del modello di flusso a due step di Katz e Lazarsfeld (1955). Mentre in (b) il processo di diffusione nel modello di Watts e Dodds in cui si ha un flusso multistep. Immagine tratta da: Watts, D. J., & Dodds, P. S. (2007). Influentials, Networks, and Public Opinion Formation. *Journal of Consumer Research*, 34(4), 441–458.

Watts e Dodds, inoltre, specificano che le persone influenti od opinion leader, nella loro accezione, non corrispondono alle celebrità, ai mass media o ai personaggi celebri della società (agli hub della rete), ma alle persone influenti nelle relazioni interpersonali.

Watts e Dodds ipotizzano, quindi, un modello nel contesto delle decisioni binarie con esternalità positive. In quest'ultimo la probabilità che un individuo scelga l'opzione B, rispetto all'opzione A, aumenta con il numero relativo di altri individui che scelgono l'opzione B. Usando una regola di soglia, che cerca di catturare le influenze di tutti i vicini della rete, i due autori mostrano che il processo d'influenza sociale sia meglio descrivibile da un flusso *multistep*, invece che da quello a due step di Katz e Lazarsfeld (Figura 5.3b). Il modello in questione si basa fondamentalmente su quello delle cascate globali su reti casuali, sviluppato da Watts in un precedente studio (modello presentato al paragrafo 3.9). Il lavoro di Watts e Dodds esamina, inoltre, la diffusione utilizzando sia un modello epidemico SIR, sia un modello a soglie. In particolare, gli autori sostengono che il modello a soglie e SIR rappresentano uno l'opposto dell'altro, ossia casi estremi di un continuum di possibili modelli di contagio (Dodds & Watts, 2004, 2005). Il fatto più sorprendente, però, è che, usando modelli dinamici così diversi, le assunzioni e i risultati sul ruolo marginale svolto dagli *influential* (secondo l'accezione dei due autori) non cambino. Sia con il modello a soglia che con quello epidemico, gli individui più influenti innescano cascate più ampie in modo marginale rispetto agli individui di grado medio (Figura 5.4).

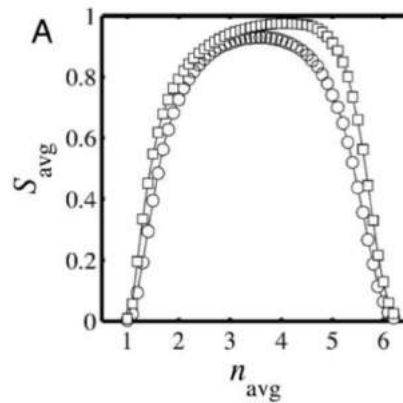


Figura 5.4: dimensione della cascata prevista innescata da un individuo influente (quadrati) e medio (cerchi), rispettivamente, in funzione della densità della rete di influenza (asse orizzontale). Immagine tratta da: Watts, D. J., & Dodds, P. S. (2007). Influentials, Networks, and Public Opinion Formation. *Journal of Consumer Research*, 34(4), 441–458.

In un modello simile, il ruolo svolto dalla rete, nel permettere la comparsa di ampie cascate, è fondamentale, tanto che la cascata stessa non dipende molto dalla tipologia di individuo che la innesci, ma dal fatto che la “scintilla” sia innescata nel punto giusto della rete (concetto che già si trova nel modello a cascata classico di Watts del 2002).

Secondo i due autori, quindi, l’ipotesi degli “influenzatori”, quale meccanismo fondamentale che spinge il cambiamento sociale, rappresenta un modello fuorviante. Dodds e Watts giustificano questa conclusione attraverso un approccio universale, collegandosi alla letteratura dello studio sulle cascate nei sistemi naturali. Qui si ritrova un’ambiguità intrinseca sulle condizioni iniziali dei diversi sistemi, come gli incendi boschivi, le valanghe e i terremoti.

5.4 La struttura nelle diffusioni: l’assortativity

Gli studi di Newman (2002, 2003) hanno mostrato come le reti del mondo reale esibiscano delle correlazioni interessanti a livello del grado dei nodi. In particolare, Newman ha osservato come le interazioni delle reti sociali siano tipicamente caratterizzate dal fenomeno dell’*assortatività* (i gradi di vertici adiacenti della rete sono correlati positivamente), mentre le reti tecnologiche e biologiche siano comunemente non assortative (i gradi di vertici adiacenti sono correlati negativamente). Queste scoperte hanno spinto Payne, Dodds ed Eppstein (2009) a continuare il lavoro sulle cascate sviluppando il precedente studio di Watts e Dodds (2007).

Payne e colleghi indagano l’emergenza delle cascate informative su reti casuali considerando, però, anche il parametro dell’assortatività. Nello specifico, viene valutato (nel modello a soglia di decisioni binarie sviluppato da Watts) il ruolo che le correlazioni di grado hanno sulle dimensioni e le frequenze delle cascate. Con l’assortatività aumenta la probabilità che nodi di grado simile si connettano tra di loro e, quindi, cresce anche la probabilità che nodi vulnerabili siano connessi ad altri nodi uguali, aumentando la dimensione del componente vulnerabile. Questo meccanismo spiega il fatto che, con una correlazione grado-grado positiva, la probabilità di avere cascate globali cresca insieme alla loro dimensione (Figura 5.5).

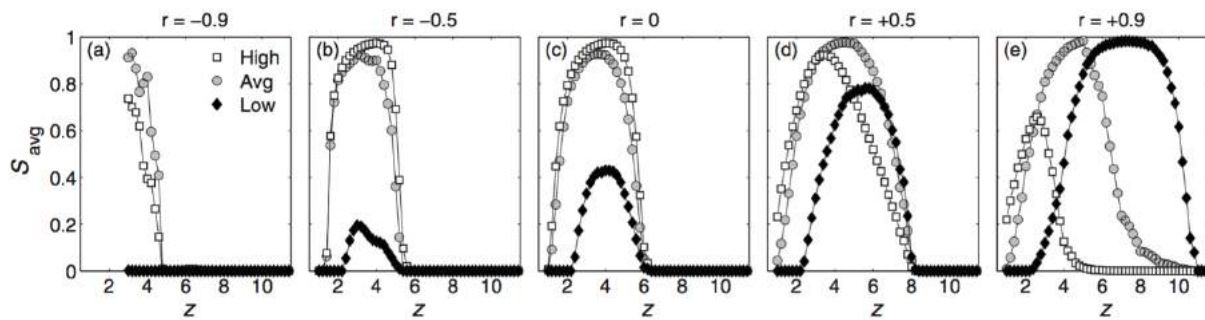


Figura 5.5: Dimensione media della cascata con la soglia pari a 0,18 in funzione del grado medio z . Il seme iniziale è stato collocato in vertici di alto grado (quadrati bianchi), nei vertici di grado medio (cerchi grigi) o nei vertici di basso grado (diamanti neri), per reti casuali con (a) $r = -0.9$, (b) $r = -0.5$, (c) $r = 0$, (d) $r = +0.5$ ed (e) $r = +0.9$ dove r è l'assortatività. Fonte: Payne, J. L., Dodds, P. S., & Eppstein, M. J. (2009). Information cascades on degree-correlated random networks. *Physical Review E - Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics*, 80(2), 26125.

Il risultato più interessante trovato nello studio di Payne è che la dimensione delle cascate innescate da nodi di grado basso aumenta al crescere dell'assortatività della rete. Un aspetto rilevante da sottolineare è che le reti usate per le simulazioni dei modelli risultano essere dei grafi casuali, ossia delle rappresentazioni poco realistiche delle reti reali.

In ogni caso, se in reti con una correlazione di grado negativa (*disassortativity*) sono i nodi di grado più alto a innescare le cascate (come ad esempio le reti tecnologiche come Internet), nelle reti caratterizzate da alta assortatività (come ad esempio le reti sociali umane), viceversa, sono i nodi meno connessi a innescare le cascate maggiori. Queste considerazioni vengono ulteriormente approfondite nel lavoro di Newman (2002), soprattutto per quanto concerne il concetto di *resilienza* delle reti considerate. Le reti assortative, caratterizzate da maggiore ridondanza dovuta all'omofilia degli individui, risultano essere più resilienti rispetto alle reti tecnologiche che, al contrario, essendo non assortative, mostrano minore ridondanza e quindi minore resilienza.

5.5 L'influenza sociale e le esternalità

Un altro interessante studio sulle dinamiche della diffusione, che si focalizza sul ruolo dell'influenza sociale e delle esternalità o effetti di rete che ne derivano, è il lavoro svolto da Salganik e Watts (2008). In questo si indaga, in maniera sperimentale, come il successo di certi prodotti culturali riesca ad emergere considerando il ruolo svolto dall'influenza sociale. I prodotti culturali di estremo successo, come libri best-seller, canzoni, film e certi fenomeni culturali, risultano avere ottenuto, rispetto a tutti gli altri prodotti, un successo molto più grande della media. L'aspetto più rilevante che lo studio mette in mostra è l'intrinseca imprevedibilità nel riuscire ad anticipare e a prevedere quale di questi nuovi prodotti diventi il nuovo successo di massa. In questo lavoro si osserva come l'influenza sociale, a livello locale ed individuale, riesca a far emergere degli effetti di esternalità positive a livello collettivo. Nello studio sono svolti diversi esperimenti in cui si utilizza un sito web costruito appositamente, dove più di 27,000 partecipanti ascoltano, valutano e scaricano della nuova musica. L'aspetto interessante era che l'informazione che i partecipanti avevano sul comportamento degli altri poteva essere controllata dagli sperimentatori.

Fenomeni e prodotti culturali di fama, come i libri di *Harry Potter*, la canzone di Michael Jackson *Thriller*, o film dagli incassi stratosferici come *Titanic*, rappresentano un chiaro esempio di prodotti dal successo sproporzionato rispetto alla massa degli altri prodotti. Intuitivamente sembrerebbe che prodotti di tale successo possedano delle qualità intrinsecamente visibili, che possano suggerire il successo di questi fenomeni. Come ben descrivono Watts e Salganik, basti pensare, ad esempio, come il primo libro di Harry Potter, scritto dalla Rowling, che vendette decine di milioni di copie, sia stato in realtà rigettato da ben otto editori prima di essere accettato per la pubblicazione (Lawless, 2005). Nel mercato delle industrie culturali, in realtà, i fallimenti superano di gran lunga i successi e, spesso, nuovi prodotti, celebrità, attori, libri, film o canzoni lanciate sul mercato risultano dei veri e propri insuccessi o flop. Questo paradosso dei mercati culturali, in cui il successo è estremamente diseguale ed imprevedibile, è indagato nello studio in relazione all'influenza sociale sul livello individuale, che produce conseguenze inaspettate a livello collettivo.

Il ruolo e l'origine dell'influenza sociale è un tema ampiamente studiato da sociologi e psicologi sociali (Cialdini & Goldstein, 2004), che si vede emergere, soprattutto, in contesti in cui vi è mancanza di informazione da parte degli individui o, al contrario, troppa informazione, che diviene eccessiva a causa dei limiti cognitivi e di tempo della capacità umana. In queste situazioni, quindi, un'ottima strategia umana è quella di fare affidamento sul comportamento delle altre persone. Questi effetti di rete, di esternalità positive o di "mera esposizione" (come viene definita dagli psicologi), rappresentano tutti dei fenomeni di rinforzo (di feedback positivo). In questi contesti, infatti, si parla anche di modelli di *vantaggio cumulativo*. Essi rappresentano lo studio di queste dinamiche e delle esternalità o effetti di rete in cui oggetti di successo tendono ad esserlo sempre di più (Pareto con il fenomeno del ricco che diventa sempre più ricco; la scelta preferenziale del modello di Barabási; l'effetto San Matteo indagato dalla sociologia e così via).

I ricercatori quindi, per studiare l'ineguaglianza del successo di questi rari prodotti e la relativa imprevedibilità, hanno utilizzato un approccio sperimentale creando un mercato culturale artificiale: un sito web. In questo erano presenti 48 canzoni di artisti sconosciuti, che i partecipanti potevano ascoltare, valutare e, infine, scaricare. I partecipanti, tuttavia, erano divisi casualmente tra due gruppi o condizioni sperimentali. Una indipendente e l'altra caratterizzata dalla presenza dell'influenza sociale, condizione in cui le persone avevano accesso all'informazione, legata al comportamento passato di altri soggetti, sul numero di download delle canzoni. In più, nella condizione di influenza sociale, i partecipanti erano ulteriormente divisi in più gruppi (o mondi) per osservare se i risultati variassero tra questi "mondi paralleli". Modificando il layout di presentazione delle canzoni, gli sperimentatori controllavano anche la forza dell'influenza sociale da applicare, ottenendo nell'esperimento 1 una bassa influenza e nell'esperimento 2 un'alta influenza (Figura 5.6).

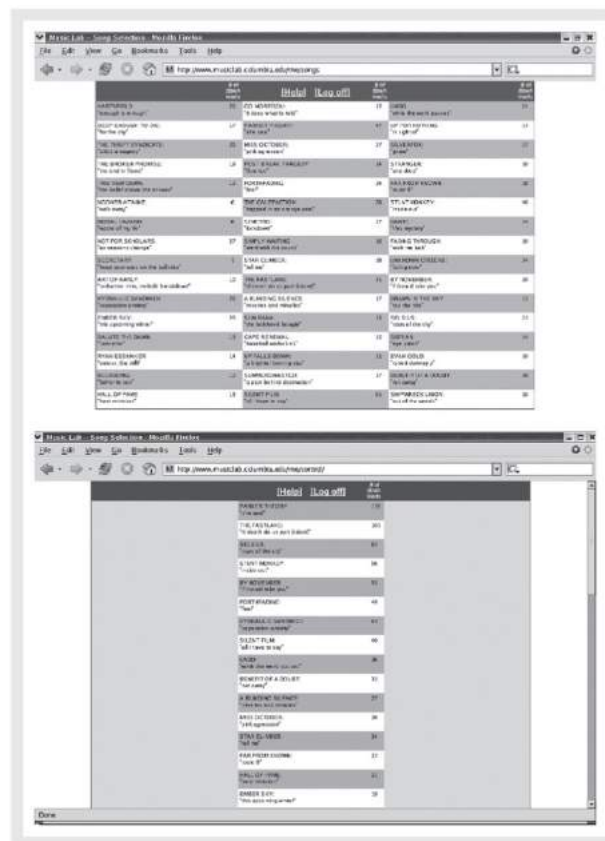


Figura 5.6: i due diversi layout per controllare diverse “forze” di influenza sociale nei primi due esperimenti di Salganik e Watts (2011). Nel primo layout (in alto) l’influenza sociale è considerata bassa con le canzoni, e il numero relativo di download, mostrati su tre colonne. Nel secondo layout (in basso) l’influenza sociale è più alta presentando le canzoni e i download su un’unica colonna, trasmettendo meglio il concetto di classifica. Fonte: Salganik, M. J., & Watts, D. J. (2008). Leading the herd astray: An experimental study of self-fulfilling prophecies in an artificial cultural market. *Social psychology quarterly*, 71(4), 338-355.

Il risultato fu che nelle condizioni di influenza sociale la probabilità di scegliere canzoni più popolari era tre volte maggiore rispetto alla scelta di una canzone di media classifica, con il layout di bassa influenza sociale ed otto volte di più con il layout di alta influenza sociale. Utilizzando poi come misura di ineguaglianza il coefficiente di Gini⁴⁵ e una misura di variazione di successo tra le diverse realizzazioni dello stesso processo (i diversi mondi citati prima), i ricercatori hanno dimostrato la presenza di ineguaglianza e di imprevedibilità nella condizione di influenza sociale (Figura 5.7).

⁴⁵ Il coefficiente di Gini misura la disuguaglianza tra i valori di una distribuzione di frequenza (ad esempio, i livelli di reddito). Se il coefficiente è pari a zero esprime l'uguaglianza perfetta, in cui tutti i valori sono uguali (ad esempio, dove tutti hanno lo stesso reddito). Se è pari a 1 si ha la massima disuguaglianza tra i valori (ad esempio, per un gran numero di persone, dove solo una persona ha tutto il reddito). Fonte: Lanza, G. (2015). *La misurazione della disuguaglianza economica. Approcci, metodi e strumenti*, Milano, FrancoAngeli, pp. 188-200.



Figura 5.7: nel primo grafico si mostra l'ineguaglianza della popolarità delle canzoni misurata attraverso il coefficiente di Gini. Si nota come nell'esperimento 2 (con influenza sociale maggiore) la differenza di popolarità sia molto più visibile rispetto alla situazione dell'esperimento 1 (influenza sociale più bassa). Nel secondo grafico viene presentata l'altra misura di imprevedibilità del successo ricavata confrontando i risultati di popolarità rispetto ai diversi mondi paralleli. Fonte: Salganik, M. J., & Watts, D. J. (2008). Leading the herd astray: An experimental study of self-fulfilling prophecies in an artificial cultural market. *Social psychology quarterly*, 71(4), 338-355.

L'ineguaglianza e l'imprevedibilità rappresentano dei risultati intrinseci al processo di aggregazione (livello collettivo). Successivamente viene anche indagato, in senso lato, il concetto di qualità delle canzoni attraverso l'idea di attrattiva (*appeal*), che viene ricavata dalla condizione indipendente in cui è assente il ruolo dell'influenza sociale (inteso come il numero di download che ogni canzone ha ottenuto). Nonostante la presenza di ampio rumore nei dati, gli autori trovano una correlazione positiva tra la piacevolezza delle canzoni e il successo misurato nella condizione di influenza sociale dei molteplici mondi. Come viene sostenuto da Salganik e Watts, tuttavia, nei mercati reali culturali, la natura dell'*appeal* è puramente endogena, comportando effetti per cui è soprattutto lo stesso successo a far crescere l'*appeal* di un prodotto (si veda la storia della Gioconda al paragrafo 3.9).

Infine, gli autori hanno condotto un ultimo esperimento in cui sono andati effettivamente a modificare i numeri legati all'influenza sociale. Nello specifico, mentre nei precedenti esperimenti il numero dei download partiva sempre da zero, questa volta il numero dei download veniva ricavato dai risultati di quelli precedenti e la popolarità delle canzoni era invertita dagli sperimentatori all'inizio dell'esperimento (la canzone che aveva ottenuto più download diventava quella con meno download e viceversa per tutte le canzoni). Come si può osservare nella Figura 5.8, questa manipolazione, che rappresenta una percezione erronea di successo, portava, in certi casi, a mantenere il ruolo invertito di popolarità per le due canzoni (canzone 2 con canzone 47). In altri invece, le proiezioni di crescita dei download suggerivano che l'inversione era solamente momentanea e le canzoni sarebbero tornate nella loro posizione precedente prima dell'inversione (canzone 1 e 48, Figura 5.8).

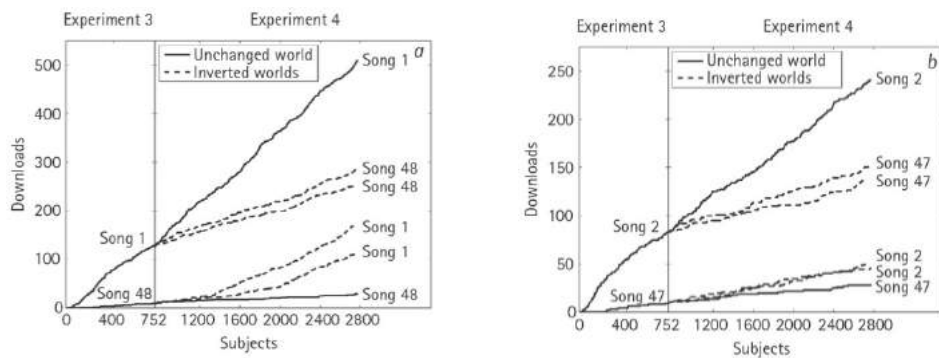


Figura 5.8: le dinamiche di successo e popolarità nell'ultimo esperimento in cui le canzoni 1 e 48 (a sinistra) mostrano un andamento che, con il crescere dei soggetti, tende a ritornare alla situazione originale in cui la canzone 1 era più popolare della canzone 48 (linee tratteggiate). Invece, per le canzoni 2 e 47 (a destra) la manipolazione invertita della popolarità sembra mantenersi con l'avanzare del tempo e dei download. Fonte: Salganik, M. J., & Watts, D. J. (2008). Leading the herd astray: An experimental study of self-fulfilling prophecies in an artificial cultural market. *Social psychology quarterly*, 71(4), 338-355.

La manipolazione sperimentale dell'inversione dei risultati potrebbe rappresentare uno shock o un perturbamento esterno alla rete della popolarità delle canzoni in questione. Come è stato osservato, questo può portare al fenomeno che in sociologia viene definito "*profezia che si autoavvera*", ossia una previsione che si realizza per il solo fatto di essere stata espressa (in questo caso il fatto che i partecipanti credessero che la canzone 47 fosse più popolare della canzone 2).

5.6 Struttura di rete e rinforzo sociale

Altro importante studio, nel fenomeno della diffusione online, è il lavoro svolto da Centola (2010), che, nel contesto di un sito artificiale online, indaga il ruolo della rete sulla diffusione di un comportamento. Centola ha osservato che la struttura e la topologia della rete influenza i risultati delle scelte dei partecipanti, testando gli effetti della struttura della rete sulla diffusione attraverso un approccio sperimentale controllato. Nello specifico, è stata analizzata la diffusione di un comportamento "salutistico", creando una comunità sanitaria online, che conteneva 1528 partecipanti reclutati da siti web legati al mondo salutistico. I soggetti coinvolti erano collegati ad altri, definiti "compagni di salute", in qualità di membri di una comunità sanitaria online. In particolare, i partecipanti prendevano decisioni in merito all'opportunità o meno di adottare un comportamento salutistico, basandosi sui comportamenti di adozione dei loro compagni di salute. Il comportamento sanitario corrispondeva alla decisione di registrarsi a un forum online, che offriva strumenti di accesso e di valutazione su risorse sanitarie online. I partecipanti dello studio venivano assegnati, in modo casuale, a una delle due condizioni sperimentali: a una rete a griglia clusterizzata ed a una rete casuale, distinte solo dalla struttura topologica (Figura 5.9).

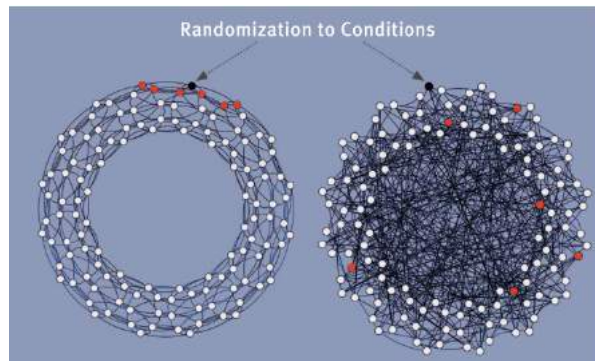


Figura 5.9: le due strutture di rete delle due condizioni sperimentali usate da Centola nel suo esperimento sulla diffusione di un comportamento “salutistico” in una comunità online. In ogni condizione, il nodo nero coincide con il nodo di un vicinato a cui è assegnato un individuo e i nodi rossi corrispondono ai vicini di quella persona nella rete. Nella rete altamente clusterizzata (a sinistra), i nodi rossi condividono i vicini l'uno con l'altro, mentre nella rete casuale (a destra) non c'è condivisione di collegamenti. I nodi bianchi indicano le persone che non sono collegate al nodo nero considerato nell'immagine. Fonte: Centola, D. (2010). The spread of behavior in an online social network experiment. *Science*, 329(5996), 1194–1197.

Nella condizione della rete clusterizzata, si aveva un alto livello di clustering dovuto ai legami ridondanti che collegavano i vicini di ogni nodo l'uno con l'altro. La condizione di rete casuale è stata creata ricollegando la rete a cluster tramite un algoritmo basato sul modello di rete a piccolo mondo (Watts & Strogatz, 1998). Questo ha garantito che ciascun nodo della rete casuale mantenesse lo stesso numero di vicini della rete a cluster (con una distribuzione omogenea dei gradi), riducendo, però, il clustering nella rete ed eliminando i legami ridondanti. Ogni nodo aveva un numero identico di vicini e i partecipanti potevano “vedere” solo i vicini a cui erano connessi. Di conseguenza, la dimensione del vicinato di ciascun partecipante era identica per tutti. Pertanto, eventuali differenze nelle dinamiche di diffusione tra le due condizioni potevano essere attribuite solamente agli effetti della diversa topologia della rete tra le due condizioni sperimentali. La diffusione era avviata selezionando un “nodo seme” in maniera casuale, che inviava segnali ai suoi vicini della rete, incoraggiandoli ad adottare un comportamento correlato alla salute, vale a dire registrarsi al sito web del forum sanitario. Ogniqualvolta un partecipante adottasse il comportamento, venivano inviati dei messaggi (e-mail) ai relativi “compagni di salute”, informandoli del comportamento del proprio vicino di rete. Se un partecipante aveva più compagni di salute che adottavano il comportamento in questione, avrebbe ricevuto più segnali, uno da ciascun vicino. Più vicini adottavano, quindi, più un partecipante riceveva segnali di rinforzo.

I risultati mostrano che la struttura della rete ha un effetto significativo sulla dinamica della diffusione comportamentale. Sorprendentemente, le topologie con un clustering maggiore erano molto più efficaci nella propagazione del comportamento (Figura 5.10). Centola ha condotto, infatti, sei prove indipendenti dell'esperimento (dove variava il numero N dei partecipanti e il grado di connessione Z dei nodi), in cui ha osservato che l'adozione del comportamento si estendeva a una frazione maggiore della popolazione nelle reti clusterizzate (cerchi neri solidi), rispetto alle reti casuali (triangoli aperti). In media, infatti, il comportamento ha raggiunto il 53,77% delle persone nelle reti a cluster e solamente il 38,26% della popolazione nelle reti casuali. Il comportamento si diffondeva anche più rapidamente nelle reti a cluster rispetto alle reti casuali (il tasso medio di diffusione nelle reti clusterizzate era quattro volte più veloce rispetto a quello della condizione casuale).

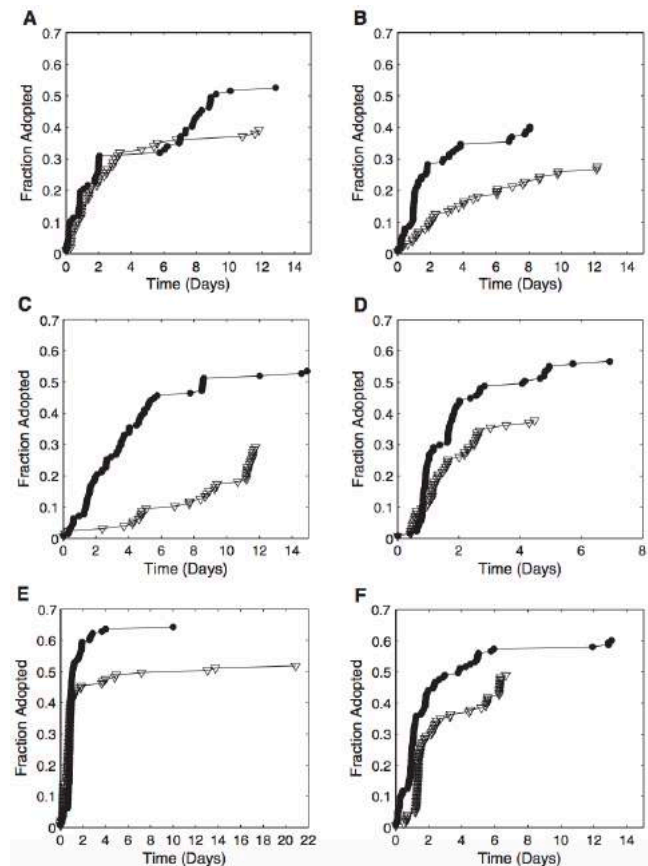


Figura 5.10: serie temporali che mostrano l'adozione del comportamento salutistico che si diffonde su reti sociali clusterizzate (cerchi neri pieni) e casuali (triangoli vuoti) dello studio di Centola. Vengono mostrate le sei prove indipendenti, tra cui (A) $N = 98$, $Z = 6$; (B, C, D) $N = 128$, $Z = 6$; (E, F) $N = 144$, $Z = 8$. Il successo di diffusione è stata misurata dalla frazione della rete totale che ha adottato il comportamento. La velocità del processo di diffusione è stata valutata confrontando il tempo richiesto per il comportamento da diffondere alla massima frazione raggiunta da entrambe le condizioni in ciascuna prova. Fonte: Centola, D. (2010). The spread of behavior in an online social network experiment. *Science*, 329(5996), 1194–1197.

Le reti con un grado maggiore ($Z=8$, Figura 5.10 E, F) avevano prestazioni migliori rispetto a quelle con un grado inferiore ($Z=6$, Figura 5.10 A, B, C, D), indicando come anche altre caratteristiche topologiche, per esempio il grado e la densità, possano rappresentare fattori rilevanti che influenzano la diffusione comportamentale.

In più, a livello individuale, i risultati mostravano che i segnali ridondanti aumentavano significativamente la probabilità di adozione. Il rinforzo sociale, da parte di più “compagni di salute”, rendeva i partecipanti molto più disposti ad adottare il comportamento. Nella Figura 5.11 si ha il confronto della probabilità di adozione di base, dopo aver ricevuto un solo segnale, con l'aumento della probabilità di adozione per i nodi che ricevevano ulteriori segnali di rinforzo (secondo, terzo e quarto rinforzo).

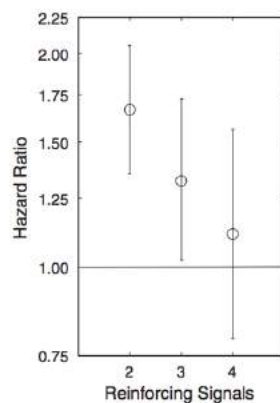


Figura 5.11: rapporti di rischio⁴⁶ dell'adozione per gli individui che ricevono due, tre e quattro segnali. Il rapporto di rischio g indica che la probabilità di adozione aumenta di un fattore g per ogni segnale addizionale k , rispetto alla probabilità di adozione nel ricevere $k - 1$ segnali. Fonte: Centola, D. (2010). The spread of behavior in an online social network experiment. *Science*, 329(5996), 1194–1197.

I partecipanti erano significativamente più propensi ad adottare il comportamento dopo aver ricevuto un secondo segnale, rispetto a dopo aver ricevuto un solo segnale. Anche la ricezione di un terzo segnale aumentava sensibilmente la probabilità di adozione, ma con un effetto marginale. Segnali aggiuntivi (dal quarto segnale in poi) non avevano effetti significativi e, secondo Centola, questo fenomeno poteva essere spiegato dalla dimensione ridotta del campione al crescere del numero di segnali.

Un vincolo rilevante dello studio di Centola (2010) corrisponde al fatto che i partecipanti non avevano alcuna comunicazione diretta tra di loro. Questo ha permesso di isolare gli effetti della topologia di rete rispetto alla dinamica della diffusione, senza la presenza di variabili di confusione. D'altra parte, questo vincolo non permette di considerare la forza degli effetti della topologia della rete quando alle persone è permesso interagire tra di loro. Precedenti studi hanno infatti suggerito che fattori quali l'omofilia (*homophily*) e forti influenze interpersonali nei legami sociali possono migliorare la diffusione dei comportamenti attraverso le reti sociali (McAdam & Paulsen, 1993; Rogers, 1962). Nel mondo reale, infatti, le relazioni sociali tendono ad essere altamente correlate con la formazione di gruppi e di strutture clusterizzate (Kossinets & Watts, 2009). Di conseguenza, questi fattori di ridondanza sociale, secondo Centola (2010), amplificherebbero gli effetti osservati. Alcuni studi inerenti all'ipotesi della "forza dei legami deboli" hanno suggerito che le reti con alti livelli di clustering locale sono inefficienti per i processi di diffusione su larga scala rispetto alle reti casuali (Granovetter, 1973; Newman, 2000; Watts, 1999b). I risultati di Centola, invece, mostrano che, non solo l'adozione individuale è migliorata dai segnali di rinforzo provenienti dai legami sociali ridondanti (Figura 5.11), ma questo effetto, a livello individuale, si traduce anche in un fenomeno a livello complessivo di sistema: la diffusione su larga scala non solo può raggiungere più persone, ma lo fa più rapidamente nelle reti clusterizzate, rispetto alle reti casuali (si veda Figura 5.10).

⁴⁶ L'*hazard ratio* (rapporto di rischio) costituisce una stima del rapporto tra il tasso di rischio nel gruppo in studio confrontato con quello del gruppo di controllo. Il tasso di rischio è la probabilità che l'evento in questione, non ancora avvenuto, accada nel tempo di osservazione futuro, diviso per l'intervallo di tempo di osservazione. Fonte: <http://old.sis-statistica.org/magazine/spip.php?mot34>

5.7 Le diffusioni nel contesto online: Twitter e Facebook

Un altro recente lavoro, portato avanti da Goel e Watts (2015), studia le diffusioni dei contenuti su uno dei più utilizzati social network: Twitter. In questo studio gli autori analizzano un *dataset* di circa un miliardo di “adozioni” o diffusioni su Twitter (propagazione di immagini, video, notizie e petizioni), estratte nel periodo di un anno, e osservano che la diffusione online è caratterizzata da un’estrema variabilità di *diversità strutturale*. Per gli autori questo significa che la popolarità dei tweet può derivare da ampie variazioni sia di meccanismi broadcast che virali (Figura 5.12).



Figura 5.12: esemplificazione schematica della diffusione di tipo broadcast (a sinistra) e della comunicazione di tipo virale (a destra). Mentre nella propagazione broadcast un nodo della rete ha tanti collegamenti e raggiunge direttamente tutti in una sola volta, nella diffusione virale vi sono più passaggi e ramificazioni. Fonte: Goel, S., Anderson, A., Hofman, J., & Watts, D. J. (2015). The Structural Virality of Online Diffusion. *Management Science*.

Le osservazioni interessanti, dai dati estratti dalla rete di Twitter, riguardano, soprattutto, la frequenza delle cascate globali. In accordo con un precedente studio di Goel (2012), i ricercatori hanno visto che le ampie diffusioni o cascate avvengono molto raramente in rapporto alla quantità di contenuti, quotidianamente diffusi sul social network. Circa il 99% delle diffusioni sono, infatti, delle piccole cascate che terminano quasi subito senza diffondersi in più passaggi. Solamente lo 0,025% delle propagazioni sono composte da più di 100 nodi coinvolti nelle propagazioni (ossia una ogni 4000 diffusioni). Questa osservazione empirica ha portato Goel e Watts a svolgere le loro simulazioni su un’ampia quantità di dati per poter generare delle cascate dalle dimensioni rilevanti.

Gli autori, inoltre, usano il concetto di *viralità strutturale* per misurare le dinamiche di propagazione dei contenuti online e, soprattutto, per diversificare tra i due diversi tipi di ramificazione: di tipo broadcast e di tipo virale (Figura 5.12). Se dunque il valore della misura di viralità strutturale era alto, la cascata corrispondente era caratterizzata da molteplici passaggi e ramificazioni, a differenza invece, della comunicazione broadcast in cui le ramificazioni erano minori.

In generale, gli autori osservano dai dati empirici che la viralità strutturale è tipicamente bassa indipendentemente dalla dimensione delle cascate, suggerendo che la popolarità è determinata, soprattutto, dalle comunicazioni di tipo broadcast (dagli hub della rete).

Un altro lavoro significativo, sul ruolo e l’importanza dei nodi di basso grado nelle dinamiche diffusive su Twitter, è quello di Ma e Feng (2017), i quali studiano l’effetto di coppia della correlazione tra grado e peso con il concetto di omofilia (*assortativity*) della rete. Analizzando una rete come Twitter, mostrano che in un processo di retweet, i tweet degli utenti più popolari (i nodi di ampio grado della rete) hanno una probabilità media inferiore di essere diffusi (“*retweettati*”) rispetto ai nodi di grado più basso (Figura 5.13). D’altra parte, però, come osservato da Goel e Watts (2015), le cascate principali, intuitivamente, sono spesso innescate dagli utenti con più collegamenti, quelli più famosi (hub).

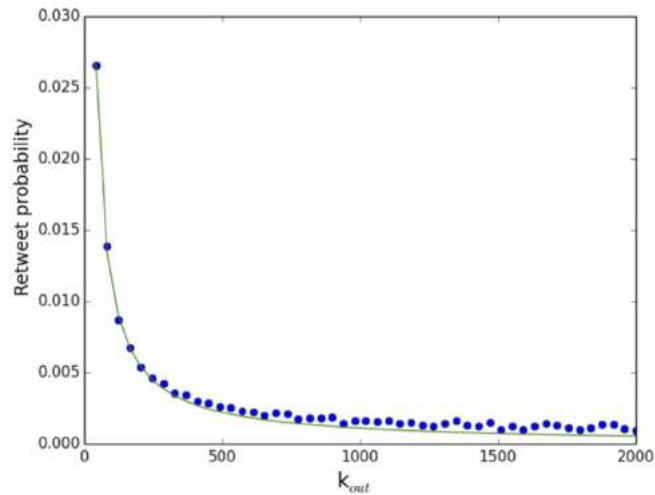


Figura 5.13: probabilità media (asse Y) che gli utenti con certe numerosità di follower (asse X) hanno di essere retweetati. I dati utilizzati sono stati ottenuti eseguendo una scansione della rete di Twitter. L'asse X mostra il numero di follower di chi diffonde un tweet e l'asse Y mostra la probabilità media che i follower del diffusore possano retweetare il messaggio. Fonte: Ma, S., Feng, L., Monterola, C. P., & Lai, C. H. (2017). Importance of small-degree nodes in assortative network with degree-weight correlations. *Physical Review E*, 96(4), 42308.

In ogni caso le osservazioni di Ma, Feng e colleghi suggeriscono l'idea che il peso, cioè l'influenza dei nodi nel processo di diffusione, sia inversamente correlato al grado che i nodi hanno. Questo significa che la mera diffusione continuativa nel tempo di notizie o *meme*, sia determinata soprattutto da nodi di grado medio-basso, grazie al maggiore peso che questi hanno sui propri follower rispetto agli hub della rete di Twitter (secondo il concetto di identità sociale simile ai propri pari). Gli autori svolgono, quindi, diverse simulazioni sia su reti casuali (Erdős e Rényi), che su reti a invarianza di scala, usando i due classici modelli epidemici SIR e SIS. L'assunto è che i nodi suscettibili "S" siano gli utenti che non hanno visto il messaggio o contenuto, mentre i nodi infetti "I" corrispondono agli utenti che hanno condiviso il messaggio visibile ai propri follower. Infine, i nodi recuperati o rimossi sono i nodi che hanno condiviso il messaggio che, però, non è più visibile ai relativi follower nel momento in cui entrano nello stato di rimozione "R". Simulando prima i modelli senza l'ipotesi di "assortatività", gli autori osservano che, per una rete casuale, se la correlazione tra grado e peso è positiva (al crescere del grado dei nodi aumenta anche l'impatto sui nodi vicini, linea rossa in Figura 5.14a), la soglia critica del contagio è inferiore rispetto alla soglia di una rete casuale senza correlazione (linea verde). Al contrario, se la correlazione è negativa (nel modello $\alpha = -1$) la soglia è più grande di una rete casuale non pesata (linea blu in Figura 5.14a).

Su una rete a invarianza di scala, invece, la correlazione ha conseguenze più importanti sulla diffusione. In particolare, se l'esponente è minore di tre, la soglia critica sparisce⁴⁷ nelle reti non correlate ($\alpha = 0$), mentre, con la correlazione negativa tra grado e peso, la soglia ricompare ed è positiva (Figura 5.14b).

⁴⁷ In accordo con studi che indagano il comportamento della soglia critica in relazione all'esponente di grado della distribuzione a legge di potenza: Pastor-Satorras, R., & Vespignani, A. (2001). Epidemic spreading in scale-free networks. *Physical Review Letters*, 86(14), 3200–3203.

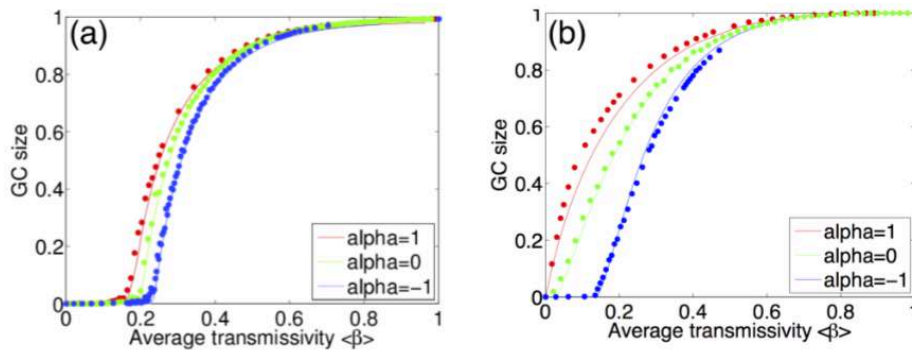


Figura 5.14: numero di nodi infetti nel componente gigante del modello SIR come frazione della dimensione della rete rispetto alla infettività media in (a) una rete casuale con grado medio 5 e (b) una rete a invarianza di scala con $P(k) \sim k^{-2.5}$ e con grado minimo 3. Le linee continue sono i risultati numerici dei modelli analitici mentre i punti sono i risultati delle simulazioni. Fonte: Ma, S., Feng, L., Monterola, C. P., & Lai, C. H. (2017). Importance of small-degree nodes in assortative network with degree-weight correlations. *Physical Review E*, 96(4), 42308.

La seconda parte dello studio considera anche il ruolo dell'assortatività insieme alle correlazioni tra grado e peso dei nodi. In questa situazione, l'assortatività porta a dei risultati diversi dai precedenti. Simulando questa volta la diffusione solamente su reti a invarianza di scala, i ricercatori ottengono che l'assortatività, con diverse correlazioni grado-peso, produce un valore critico della soglia di diffusione pari a 0, se la correlazione è assente o positiva, oppure, un valore positivo se la correlazione è negativa (Figura 5.15). Lo stesso comportamento, legato alla soglia critica, si aveva anche in precedenza sulle reti senza assortatività con struttura a invarianza di scala (si veda Figura 5.14b). Questo significa che la struttura assortativa, di per sé, non influenza la comparsa della soglia critica. Viene influenzato, tuttavia, l'andamento di crescita delle diffusions. Mentre infatti sotto la soglia la diffusione è principalmente locale, l'andamento oltre la soglia critica cambia drasticamente rispetto alla rete precedente senza assortatività (Figura 5.14b). Si osserva un attraversamento (*crossover*) tra reti correlate positivamente e negativamente (Figura 5.15). Quando la trasmissività media cresce, la rete correlata negativamente tra grado e peso ($\alpha = -1$) ha una crescita drastica nella dimensione del componente gigante (linea blu), molto più grande delle reti non correlate o positivamente correlate (rispettivamente linea verde e rossa).

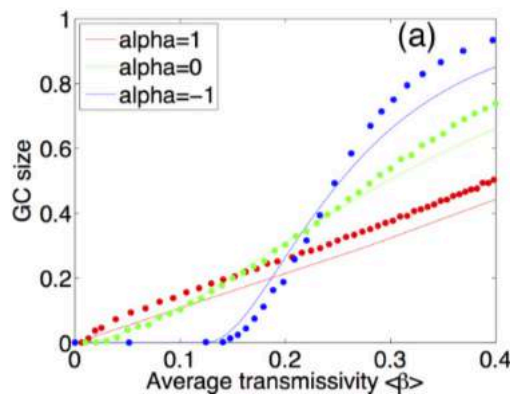


Figura 5.15: risultati numerici e di simulazione per il modello SIR su una rete assortiva con diverse correlazioni tra grado e peso. I punti sono i risultati delle simulazioni per la rete assortiva a invarianza di scala con $N = 10\,000$ nodi e con una distribuzione $P(k) \sim k^{-2.5}$ e grado minimo 3. Mentre le linee continue sono le soluzioni numeriche analitiche. Fonte: Ma, S., Feng, L., Monterola, C. P., & Lai, C. H. (2017). Importance of small-degree nodes in assortative network with degree-weight correlations. *Physical Review E*, 96(4), 42308.

Questo fenomeno, secondo Ma, Feng e colleghi, è dovuto all'influenza dei nodi di grado basso nella rete. Quando la trasmissività media è alta, sono i nodi di grado piccolo a determinare principalmente la diffusione. L'assortatività della rete (correlazione positiva del grado tra i nodi) di per sé inibisce la diffusione, tuttavia, aggiungendo anche la correlazione negativa tra il grado e il peso, viene compensato l'effetto inibitorio nella diffusione dovuto all'assortatività della rete. Questi risultati, in realtà, colgono parte della realtà empirica di un ambiente online come Twitter. Nello studio di Goel e Watts (2015), infatti, si è potuto notare come le cascate più grandi siano innescate, soprattutto, dalle dinamiche comunicative di tipo broadcast più che dalle diffusioni tipicamente virali, caratterizzate dal ruolo rilevante dei pari.

Un altro studio rilevante sul tema è quello svolto da Bakshy (2011). Osservando 1 milione e 600.000 utenti Twitter e i relativi 74 milioni di eventi di diffusione in due mesi di tempo, ha notato come le cascate più grandi siano solitamente generate dagli utenti molto popolari e influenti nel recente passato (Figura 5.16).

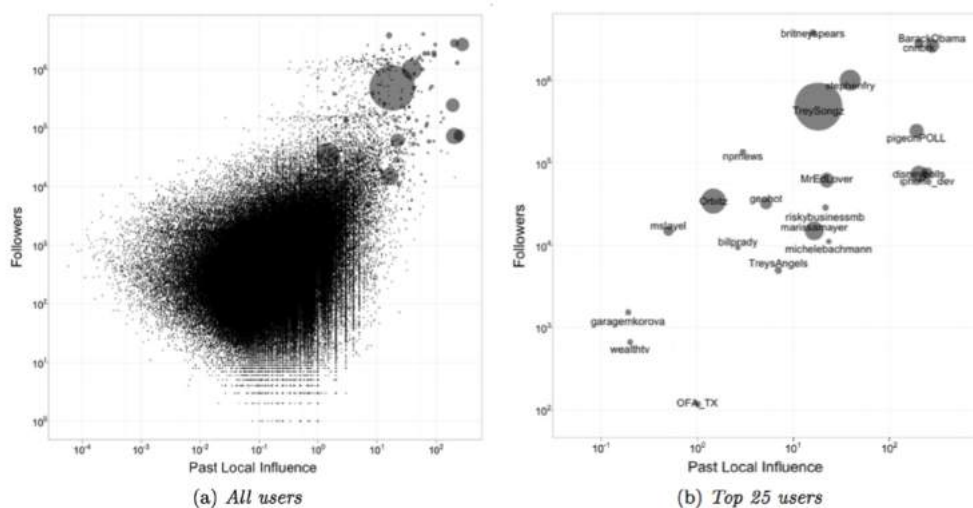


Figura 5.16: l'influenza in funzione dell'influenza passata e del numero di follower per tutti gli utenti in (a). In (b) si vedono gli utenti con la principale influenza effettiva. Ogni cerchio rappresenta un singolo utente (seme o seed del contenuto diffuso) e la dimensione del cerchio rappresenta l'influenza media effettiva di quell'utente. Fonte: Bakshy, E., Hofman, J. M., Mason, W. A., & Watts, D. J. (2011). Everyone's an influencer: quantifying influence on twitter. In *Proceedings of the fourth ACM international conference on Web search and data mining* (pp. 65-74). ACM.

Nei social network la condivisione dei contenuti è diventata un importante meccanismo grazie al quale le persone fanno esperienza di informazione online. Lo studio delle condivisioni di foto, testi, link, video ed in generale contenuti o *meme*, è diventato un settore sempre più influente in letteratura. In una società in cui le propagazioni online di notizie e contenuti diventa un fenomeno sempre più significativo, comprendere le dinamiche diffusive delle conseguenti cascate che si osservano e riuscire a prevedere le loro crescite e strutture, risulta rilevante. La ricerca sul tema ha osservato che, come si è già visto (Goel et al., 2015, 2012), le ampie cascate online sono degli eventi molto rari rispetto alla totalità delle cascate generate quotidianamente e che l'ampiezza stessa delle cascate è una caratteristica imprevedibile (Salganik & Watts, 2008). Cercare di prevedere l'andamento delle cascate online, quindi, può portare a sovrastimare la presenza di ampie cascate nei campioni di studio, andando in contrasto con le evidenze empiriche della rarità di cascate estese (Kupavskii et al., 2012; Ma, Sun, & Cong, 2013; Petrovic, Osborne, & Lavrenko, 2011; Szabo & Huberman, 2010).

In uno studio di Cheng (2014), si cerca di prevedere il comportamento o l'andamento delle cascate di ri-condivisioni di foto del periodo di un mese (giugno 2013) su Facebook. Nel seguente studio, invece di considerare le proprietà delle cascate come qualcosa di desumibile dalle sole condizioni iniziali, queste vengono studiate come oggetti monitorati nel tempo, attraverso una serie di analisi predittive, in cui si cerca di stimare lo stadio successivo della cascata rispetto a quello attuale. Partendo dall'idea che su Facebook il contenuto che viene maggiormente ri-condiviso coincide con le immagini (Dow, Adamic, & Friggeri, 2013), gli autori distinguono tra immagini innescate da singoli utenti Facebook o da pagine aziendali e di celebrità. In Figura 5.17a si possono osservare le diverse evoluzioni delle cascate distinte tra contenuti generati da singoli utenti, pagine o entrambi. Nel *dataset* dei ricercatori circa l'81 percento delle cascate sono originate dalle pagine e, di queste ultime, circa l'11 percento raggiungono almeno 100 condivisioni, a differenza delle cascate innescate dagli individui che raggiungono solamente il 2 percento di ri-condivisioni sopra il centinaio. Entrambe le distribuzioni sono, però, a legge di potenza.

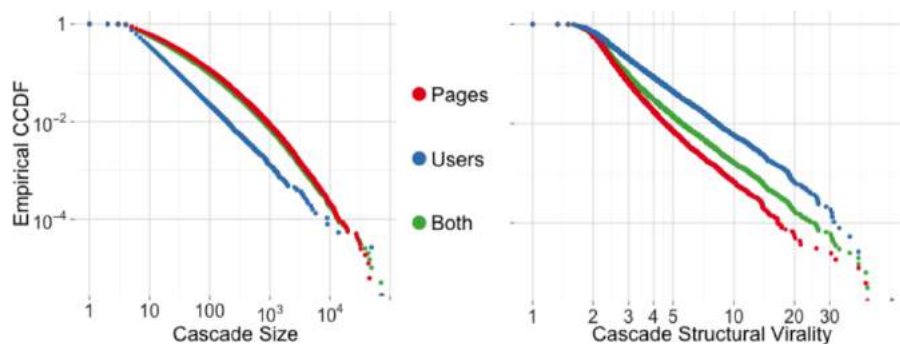


Figura 5.17: La distribuzione cumulativa complementare (CCDF) delle dimensioni della cascata (a sinistra) e la viralità strutturale misurate utilizzando l'indice di Wiener (a destra). Fonte: Cheng, J., Adamic, L., Dow, P. A., Kleinberg, J. M., & Leskovec, J. (2014, April). Can cascades be predicted?. In *Proceedings of the 23rd international conference on World wide web* (pp. 925-936). ACM.

Oltre alla crescita viene indagata anche la struttura intrinseca delle cascate, utilizzando l'indice di Wiener, definito come la distanza media tra tutte le coppie di nodi in una cascata.⁴⁸ Una cascata con una bassa viralità strutturale esibisce una struttura diffusiva tipicamente broadcast (Figura 5.18a) con un ruolo rilevante dei nodi hub della rete a differenza, invece, delle propagazioni con alta viralità strutturale caratterizzate da diffusioni virali con lunghi percorsi (Figura 5.18c). In Figura 5.18b si può constatare che le diffusioni partite dai singoli utenti producano cascate dalla più alta viralità strutturale e quindi più profonde rispetto a quelle originate dalle pagine.

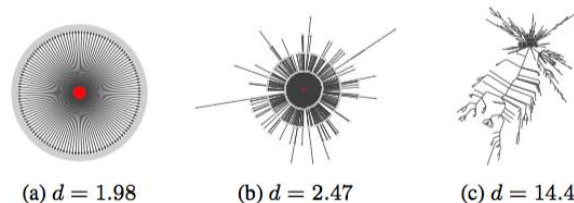


Figura 5.18: Le cascate con un indice Wiener basso d assomigliano a grafici a stelle (a), mentre quelle con un indice alto (c) appaiono più virali (la radice è rossa). Fonte: Cheng, J., Adamic, L., Dow, P. A., Kleinberg, J. M., & Leskovec, J. (2014, April). Can cascades be predicted?. In *Proceedings of the 23rd international conference on World wide web* (pp. 925-936). ACM.

⁴⁸ La stessa misura è stata utilizzata nello studio sulla viralità strutturale di Goel e colleghi (Goel et al., 2015).

I principali fattori studiati per la determinazione della crescita e della diffusione delle cascate vengono categorizzati in differenti classi: caratteristiche del contenuto, proprietà del diffusore iniziale e di colui che condivide, caratteristiche strutturali della cascata e proprietà temporali.

Per studiare le prestazioni delle caratteristiche analizzate, Cheng e colleghi hanno svolto un compito di previsione partendo da cascate di almeno 5 ri-condivisioni, per riuscire a prevedere se la dimensione di queste cascate raddoppiava o meno. La prestazione predittiva sul compito di stabilire se la cascata raddoppiasse oppure no, aumentava in relazione al numero di ri-condivisioni osservate. Questo significa che risulta più facile prevedere se una cascata, che ha raggiunto 25 condivisioni, ne otterrà altre 25, rispetto al prevedere se una cascata di 5 ri-condivisioni ne otterrà altre 5.

Osservando il ruolo delle precedenti caratteristiche analizzate, rispetto alla crescita delle dimensioni delle cascate, i ricercatori trovano che: il contenuto originale pubblicato diventa meno importante al crescere della cascata; le cascate di successo ottengono molte visualizzazioni in poco tempo e producono alti tassi di conversione; la connessione strutturale risulta importante anche se, con il tempo, decresce la sua rilevanza; l'importanza delle proprietà temporali rimane relativamente stabile. Anche la struttura più o meno virale delle cascate viene indagata e predetta da Cheng e colleghi. Per stabilire se una cascata produrrà un pattern diffusivo più simile a quello di un virus e di un incendio boschivo (Figura 5.18a), piuttosto che una struttura più lunga e stretta simile ad una lunga catena di passaggi (Figura 5.18c), le proprietà temporali e di viralità strutturale sono le caratteristiche più rilevanti per predire la struttura di una cascata. Anche nella previsione della struttura questa diviene maggiormente accurata al crescere della dimensione delle cascate.

Inoltre, Cheng e colleghi, ricollegandosi ai risultati dello studio di Salganik, Dodds e Watts (2008) sull'imprevedibilità della popolarità dei contenuti, conducono una loro versione per studiare il problema. Osservano che le ri-condivisioni indipendenti della stessa foto possono generare cascate dalle dimensioni molto diverse. Nello studio, quindi, vengono considerate foto identiche pubblicate da diversi utenti e pagine (dinamica non irrealistica su Facebook). Come si può immaginare, anche la diffusione della stessa foto, caricata in momenti diversi e da utenti diversi, può variare radicalmente. In particolare, osservando le cascate generate in relazione alle proprietà temporali, si ottengono i migliori risultati predittivi. Ciò significa che, se una foto inizialmente viene diffusa più rapidamente rispetto ad altre pubblicazioni della stessa foto, la cascata finale ha più probabilità di essere la più estesa. Questo indica l'importanza di innescare il contenuto nel punto giusto della rete e al momento giusto, poiché la stessa foto tende ad avere risultati predittivi ampiamente variabili, qualora l'immagine venga pubblicata diverse volte. In generale, comunque, mentre gli utenti con molti follower hanno più probabilità di generare cascate di dimensioni maggiori con una più grande viralità strutturale, le pagine con molti fan creano cascate di dimensioni più estese, sebbene non caratterizzate, necessariamente, da una superiore viralità. Quando la stessa foto viene caricata almeno 10 volte, la cascata più grande ha più probabilità di essere tra i primi caricamenti rispetto ai meno recenti. Nella diffusione della stessa foto, da parte di diversi utenti della rete, l'alta connettività tra le diverse cascate dimostra che gli utenti, probabilmente, possono essere esposti alla stessa foto entrando in contatto con diverse cascate, il che potrebbe essere un fattore che contribuisce al motivo per cui i caricamenti iniziali della stessa foto tendono a generare una cascata maggiore rispetto a quelli successivi.

In ogni caso, il più grande vincolo dello studio sulle cascate online di Cheng e colleghi risulta essere la sua specificità rispetto all'ecosistema del social network Facebook e delle relative dinamiche di condivisione.

In generale, quindi, anche i modelli più specifici ed elaborati cercano di affrontare la grande complessità presente attraverso approcci che riescano, in qualche modo, a considerare la dinamica evolutiva dei processi in atto. L'intrinseca non linearità di questi fenomeni complessi costituisce il più grande ostacolo allo studio dei fenomeni diffusivi. Spesso in letteratura, si utilizzano alla base delle strutture di rete che rappresentano delle "istantanee", ossia delle fotografie stabili della rete sociale online, senza contemplare la stessa dinamica evolutiva della rete.

Solamente attraverso metodologie e modelli che riescano a considerare lo studio delle propagazioni sui social network in modo tale da utilizzare la rete sociale nel suo stato evolutivo naturale, si potranno comprendere sempre più i complessi fenomeni di diffusioni o cascate informative online.

Capitolo 6 - I fenomeni di massa nell'approccio delle reti: una ricostruzione storica

In quest'ultimo capitolo, attraverso una ricostruzione della comparsa delle principali innovazioni mediatiche della storia moderna, si intende utilizzare l'approccio metodologico della scienza dei sistemi complessi e delle reti, quale lente interpretativa per osservare le dinamiche evolutive della società umana. Queste ultime vengono considerate insieme alla comparsa delle innovazioni tecnologiche che hanno più influenzato la storia recente.

Attraverso il punto di vista di Tim Wu,⁴⁹ nel suo libro *"The Attention Merchants"* (*Le Industrie dell'Attenzione*), si espone l'evoluzione della nascita delle prime grandi forme di controllo mediatico e di attenzione delle masse, che hanno portato alla creazione di nuovi livelli "sociali", coincidenti con la comparsa della sfera od opinione pubblica. Ripercorrendo l'evoluzione storica del controllo che, come definisce Wu (2016), le *"industrie dell'attenzione"* hanno posto fin dagli albori del commercio, della pubblicità e dei mercati, si delineano le complesse trasformazioni sociali e la crescente convergenza determinata dai mass media.

L'obiettivo è quello di esplorare questa trasformazione storica alla luce dei temi affrontati nei precedenti capitoli, al fine di evidenziare la grande complessità della società umana che la scienza cerca di dipanare. Questi cambiamenti sociali, con l'avvento di veri e propri mutamenti di norme, abitudini e comportamenti delle società, possono essere visti come delle *biforcazioni catastrofiche* (si veda il paragrafo 1.9), rese possibili dall'avvento di nuove forme comunicative e di tecnologie abilitanti. Queste ultime, infatti, hanno permesso di sfruttare l'enorme portata dei nuovi collegamenti delle comunicazioni *broadcast* (dalla radio e televisione, fino al web ed ai social network) sulle strutture sociali, determinando, così, effetti propagatori di massa (sia positivi che negativi) mai visti in precedenza nella storia. Dalle prime forme comunicative collettive come i giornali, passando attraverso la radio e la televisione, fino a giungere al computer ed al telefono cellulare *smartphone*, si osserva come le tecnologie abbiano abilitato una tale convergenza sulle persone. Si indagano, quindi, le complessità degli sviluppi storici che, insieme alle peculiarità e ai vincoli umani, hanno portato a generare, nella società moderna, norme sociali come l'individualismo ed il culto della celebrità. L'avvento relativamente recente dei social network, rappresenta un nuovo livello di attenzione collettiva di massa, nonché l'occasione per studiare i fenomeni diffusivi in maniera più puntuale. Ad ogni modo, gli eventi di propagazione online replicano l'usuale non linearità del sistema complesso "società umana" e le relative difficoltà nel cogliere e studiare le dinamiche sia evolutive della rete sottostante, sia diffusive delle informazioni e dei contenuti che si espandono nella rete.

⁴⁹ Tim Wu è un avvocato americano e professore di legge alla Columbia University. Wu è uno studioso dell'industria dei media e della tecnologia, e le sue specialità accademiche includono leggi antitrust, diritto d'autore e telecomunicazioni. Fonte: <http://www.law.columbia.edu/faculty/timothy-wu>

6.1 Le prime forme di raccolta di massa: giornali, pubblicità e propaganda

I primi grandi fenomeni di omogeneità del pensiero collettivo, e quindi di diffusioni sociali, sorgono dopo l'avvento della carta stampata grazie alle pubblicazioni dei giornali. Con l'abitudine in aumento da parte della gente comune di leggere i quotidiani, nel diciassettesimo e diciottesimo secolo, si può iniziare a parlare di una crescente “*sfera pubblica*”, in accordo con la visione proposta dal sociologo e filosofo tedesco Jürgen Habermas (1989). Come è ben decifrato da Wu (2016), la possibilità di sfruttare la relativa attenzione delle masse, raccolta nel nuovo *medium* o strumento di comunicazione dei giornali, come modello di business per generare introiti, deriva dal quotidiano di Benjamin Day, nato a New York nel 1833: “*The New York Sun*”. Day comprese che i lettori del suo quotidiano potevano essere considerati il vero prodotto da cui ricavare i profitti del giornale. Egli intuì, quindi, che il nuovo mezzo di comunicazione di massa (su scala locale) abilitava una raccolta di attenzione ed una convergenza più veloce ed immediata, come mai era stato possibile prima. Il nuovo strumento dei giornali o quotidiani corrispondeva ad una primordiale comunicazione di tipo *broadcast* che, attraverso un unico mezzo, rendeva possibile raggiungere gran parte della popolazione cittadina (in questo caso New York). Per tale ragione, egli decise di iniziare a vendere il giornale al prezzo estremamente basso di un penny, al fine di ottenere i ricavi non tanto dalle vendite del quotidiano stesso, bensì dalle inserzioni pubblicitarie poste all'interno. Le conseguenze sociali dei primi giornali progettati per le masse hanno fortemente contribuito alla nascita di una emergente e crescente opinione pubblica. Questa consapevole raccolta di attenzione della gente, che deriva dal modello di business concepito da Benjamin Day, aveva l'obiettivo di ottenere i maggiori profitti commerciali nel riuscire a rivendere tale attenzione al mercato pubblicitario.

L'aspetto interessante, sottolineato da Wu (2016), è come, ancora oggi, questo modello di business sia largamente adoperato a partire dal mercato radio-televisivo fino alle frontiere del web e dei social media. Queste dinamiche del riuscire a raccogliere masse di persone sul proprio giornale, frequenza radio, canale televisivo, sito web o social network, rappresentano il *modus operandi* dei “mercati dell'attenzione”, che hanno compreso le possibilità derivanti dalla peculiarità dell'uomo di essere estremamente influenzabile dagli altri e dalla società in cui vive.

Il settore pubblicitario cominciò a cogliere e sfruttare tali mezzi d'influenza e manipolazione a partire da fine Ottocento, in particolare nel settore dei prodotti medicinali. Uno dei principali protagonisti di queste prime pubblicità di ampia portata (considerato uno dei primi copywriter della storia della pubblicità americana), fu Claude Hopkins, che diede origine alla tecnica pubblicitaria poi denominata *hard-selling* o *reason-why*.⁵⁰ Sperimentando la manipolazione delle comunicazioni pubblicitarie nel campo dei medicinali del tempo, Hopkins si mostrò particolarmente capace a progettare comunicazioni basate sulla promessa ai consumatori di una cura o di un rimedio, utilizzando l'affascinante concetto di un “ingrediente segreto” (grazie al quale il prodotto medicinale avrebbe risolto certamente il problema).

⁵⁰ La pubblicità *hard-sell* utilizza un approccio diretto e “razionale” che, attraverso il titolo, il corpo principale e le componenti visive dell'annuncio pubblicitario, concentra l'attenzione o focus su come il consumatore può beneficiare direttamente dall'utilizzo del prodotto pubblicizzato. L'assunto sul processo decisionale d'acquisto dei consumatori, alla base di questo approccio, è che tali decisioni siano razionali e motivabili. Fonte: <http://adage.com/article/adage-encyclopedia/hard-sell-soft-sell-advertising/98687/>

Nel 1914, con lo scoppio della prima guerra mondiale, il mondo ebbe la prima dimostrazione del potere totalizzante di una comunicazione fortemente centralizzata e pervasiva: la propaganda militare. In generale, per la prima volta nella storia, venne dimostrata la capacità delle comunicazioni di massa nel mobilitare un'ingente quantità di persone. La prima guerra mondiale rappresenta una grande perturbazione della società umana, nonché una manifestazione evidente di caos. In questo periodo di guerra, il primo grande esempio di propaganda militare venne messo in atto da parte dell'esercito britannico, il quale aveva la necessità di reclutare innumerevoli volontari per poter affrontare i numeri dell'esercito tedesco. Utilizzando l'influenza del generale Kitchener, il governo britannico progettò un poster che divenne un simbolo del successo dell'alto numero di arruolati ottenuti. Il poster in questione (Figura 6.1), posto in qualunque angolo e strada della Gran Bretagna, ritraeva il generale Kitchener che indicava direttamente, con il suo dito indice, l'osservatore affermando severamente "I Want You" (ti voglio).



Figura 6.1: il poster di propaganda militare britannica (a sinistra) che ritrae il generale Horatio Herbert Kitchener, e il poster di propaganda di reclutamento americano (a destra) che raffigura lo Zio Sam, ossia, la personificazione nazionale degli Stati Uniti di America.

Un tale successo, nel riuscire a raccogliere così tanta attenzione e arruolati, venne poi replicato (si veda la versione americana del poster di propaganda in Figura 6.1) nella campagna di reclutamento degli Stati Uniti del 1917, che serviva a convincere masse di americani a combattere una guerra che era considerata, dall'opinione pubblica, uno scontro tra forze europee per aggiudicarsi territori europei. Fu solamente grazie ad una comunicazione ancora più pervasiva, su temi legati al nazionalismo, al patriottismo e agli ideali di democrazia, che fu possibile, al governo americano, convincere la popolazione a sentire come proprio un conflitto oltreoceano. Ogni mezzo di comunicazione venne sfruttato per raggiungere chiunque e il più volte possibile. Dai poster ai giornali, dal telegrafo alle proiezioni cinematografiche, ogni forma di comunicazione venne sequestrata ed utilizzata dal governo americano per raccogliere la più grande quantità possibile di attenzione di massa mai collezionata. Un tale "bombardamento a tappeto" di una comunicazione tipicamente "broadcast", permise al governo americano di riuscire a creare nella popolazione americana il desiderio di combattere e di sentire la guerra come giusta e necessaria, reclutando così, un numero ingente di volontari.

I successi delle campagne di propaganda britanniche e americane hanno lanciato un forte segnale, rappresentando un nuovo standard nella capacità di manipolare l'opinione pubblica. Walter Lippmann, giornalista e politologo americano, scrisse un importante lavoro intitolato *“L'opinione pubblica”*. Nella sua opera Lippmann (1922) sosteneva che, una volta che l'America entrò in guerra, il consenso delle masse venne “costruito” sfruttando gli *stereotipi* (parola che coniò Lippmann in tale opera) delle persone. In questo senso, il suo era un messaggio di disillusione nei confronti della libertà della democrazia e nel fatto che le persone tendono a sovrastimare la propria capacità d'indipendenza di pensiero e comportamento (si veda il concetto di razionalità limitata ed esternalità al paragrafo 3.7). Nella visione di Lippmann, le dinamiche di manipolazione e di propaganda riuscivano a spiegare come fossero riusciti i governi britannici e americani a “fabbricare” un tale desiderio di guerra in così poco tempo.

Una visione più positivista delle dimostrazioni delle propagande militari fu considerata dal settore pubblicitario, che prese come esempio i risultati stupefacenti delle comunicazioni propagandistiche dei governi e dell'impatto che riuscirono ad avere. Negli anni immediatamente successivi alla prima guerra mondiale, infatti, l'industria pubblicitaria cominciò a crescere enormemente. Una tale fiducia nei mezzi delle comunicazioni pubblicitarie venne riassunta in un manifesto del 1923 intitolato *“La pubblicità scientifica”*⁵¹ e scritto dal già citato Claude Hopkins, divenuto il più influente copywriter della sua epoca. In tale manifesto, Hopkins esaltava la pubblicità per avere raggiunto lo status di processo scientifico. Per descrivere l'entusiasmo, verso il settore pubblicitario degli anni Venti, con le parole di Hopkins: *“Noi cambiamo i flussi del commercio. Popoliamo imperi, costruiamo nuove industrie e creiamo clienti e mode. Decidiamo il cibo che mangerà il bambino, i vestiti che la madre indosserà il modo in cui la casa verrà arredata. I nostri nomi sono sconosciuti. Ma sono rare le case, in città o campagna, in cui le persone non agiscono secondo il modo che abbiamo indicato”*. È in tale contesto che cominciò a sorgere una grande fiducia nei mezzi della pubblicità e nella sua capacità di creare nei consumatori il desiderio dei prodotti reclamizzati, vale a dire di ingegnerizzare la domanda del consumo. Attraverso un approccio simile alla vendita aggressiva (*hard-selling*) delle pubblicità adottate per i medicinali, Hopkins portò avanti il metodo del *reason-why* utilizzandolo anche per prodotti e beni di tutti i giorni, che venivano presentati come il rimedio miracoloso. È così che il succo d'arancia era venduto come il nuovo elisir per i neonati o che il nuovo collutorio Listerine era la soluzione giusta al timore inconscio di soffrire di alitosi.

Un approccio completamente differente era quello di Theodore MacManus, che si concentrava sull'ingegnerizzazione della reputazione delle aziende, cioè sul loro brand (processo di vendita poi definita *“soft selling”*).⁵² Il metodo di MacManus, opposto a quello di Hopkins, era basato non tanto sulla persuasione, ma più sul processo di conversione delle persone nel far sentire il brand come parte della loro identità sociale. Ad oggi, si può pensare a brand come Coca-Cola, Porsche o Apple come

⁵¹ Si veda: Hopkins, C. C. (2007). *Scientific advertising*. Minneapolis: Filiquarian Publishing.

⁵² La pubblicità che usa l'approccio del *soft-selling* è più sottile e indiretta rispetto a quella dell'*hard-selling*. Invece di enfatizzare i vantaggi razionali, tali annunci cercano di influenzare il consumatore evocando risposte emotive positive che sono quindi associate al marchio o al servizio pubblicizzato. Gli elementi pubblicitari sono umoristici, “caldi” e amichevoli in quanto l'assunto principale sul processo decisionale dei consumatori è che tali decisioni siano basate sugli stati d'animo e i sentimenti. Fonte: <http://adage.com/article/adage-encyclopedia/hard-sell-soft-sell-advertising/98687/>

esempi di marche che sono riuscite a “convertire” i consumatori più che a persuaderli. Altro metodo che si dimostrò efficace, nel settore pubblicitario degli anni Venti e Trenta, fu il concetto del target nelle comunicazioni pubblicitarie. Applicato all’epoca soprattutto nei confronti delle donne, che erano state individuate quale elemento fondamentale del crescente consumismo. In un periodo storico caratterizzato dall’emancipazione femminile, dal movimento delle suffragette e dal ruolo sempre più rilevante della donna nella società, l’azienda pubblicitaria sfruttò queste manifestazioni sociali a proprio vantaggio, cercando di progettare comunicazioni che riuscissero a cogliere i desideri e i nuovi valori della società del tempo. In ogni caso, il settore della pubblicità crebbe enormemente diventando una parte rilevante dell’economia americana. Si immagina che le spese in pubblicità aumentarono passando dai 700 milioni di dollari spesi all’anno nel 1914, ai 30 miliardi di dollari all’anno del 1929 (Batchelor, 2009). Con la Depressione degli anni Trenta, tuttavia, le spese in pubblicità diminuirono e iniziò a diffondersi un generico scetticismo nei confronti dell’efficacia delle comunicazioni pubblicitarie sulle vendite di molti prodotti e servizi.

6.2 Nuovi mezzi di comunicazione: radio e televisione

Gli anni Venti furono caratterizzati dall’ampio utilizzo e adozione, da parte delle famiglie, di un nuovo mezzo di comunicazione di massa: la *radio*. Come viene ben descritto da Wu (2016), la prima *réclame* americana trasmessa in radio fu per merito del nuovo direttore generale del dentifricio Pepsodent, Walter Templin che, cercando un’idea per scongiurare l’imminente fallimento dell’azienda, intuì il potenziale di questo affascinante nuovo strumento di comunicazione. In particolare, egli comprese le possibilità fornite da una popolare trasmissione radio dell’epoca⁵³ (dal nome *Amos 'n' Andy*), che riusciva a catturare l’attenzione di moltissime persone ad una specifica fascia oraria e, per di più, all’interno delle loro case. Investendo circa due milioni di dollari, l’azienda Pepsodent riuscì a sfruttare l’onda di successo della trasmissione radiofonica che era diventata una vera e propria moda raggiungendo ascolti inimmaginabili per l’epoca (su una popolazione di 122 milioni di americani circa 40 milioni ogni sera). Il programma, che veniva mandato in onda alle 19 di sera, era diventato così diffuso e seguito, da riuscire a influire e modificare l’agenda delle persone e delle attività di hotel, ristoranti e sale cinematografiche, che trasmettevano tutte il programma così atteso. I risultati di successo ottenuti dalla collaborazione tra un prodotto di intrattenimento (come *Amos 'n' Andy*) e un prodotto pubblicitario (Pepsodent che raddoppiò le vendite dal 1929 al 1930), stabilì un risultato fondamentale (Barnouw, 1966). Un altro elemento rilevante coincideva con la conquista di una specifica fascia oraria da parte della trasmissione radiofonica. Questi sviluppi diedero inizio ad una incessante competizione tra contenuti e ascolti, gli stessi che si presentano e che permangono ancora oggi con le trasmissioni televisive. Era nato il concetto del “*prime time*” (prima serata), ossia l’abitudine di accendere la radio (e anni più tardi la televisione) ad una specifica ora della giornata e tutte le sere. Questa nuova abitudine sociale, o trasformazione culturale, può essere considerata come un nuovo livello emergente (si veda paragrafo 1.2) della società di quel tempo, che portò ad una sviluppata consapevolezza condivisa e ad una maggiore convergenza, vale a dire ad un rito di massa di attenzione collettiva che unificava le persone. Di conseguenza, il potere acquisito dalle

⁵³ *Amos 'n' Andy* era una popolare trasmissione radiofonica americana che nacque a fine anni Venti e che rappresenta, concettualmente, uno dei precursori delle sitcom televisive.

emittenti radiofoniche, che potevano vendere alle aziende una grande quantità di ascoltatori, crebbe a dismisura. Questo, d'altra parte, portò le principali emittenti radiofoniche a gareggiare e competere tra di loro, trasformando un servizio originariamente pubblico in un fenomeno puramente commerciale e dominato dalla pubblicità, o, per utilizzare la terminologia di Wu, dalle *industrie dell'attenzione*.

La più sconvolgente manifestazione di controllo mediatico e di dominazione del pensiero della storia, ebbe luogo con il regime nazista in Germania. Attraverso l'uso di tutti i possibili mezzi tecnologici, dalla radio fino agli altoparlanti nelle strade, il Terzo Reich riuscì a raggiungere 80 milioni di persone privandole della possibilità di un pensiero indipendente (Welch, 2002). Hitler, ispirandosi alla propaganda britannica e americana della prima guerra mondiale, attuò un approccio focalizzato a smuovere le masse e a suscitare in loro emozioni. Attraverso una comunicazione immediata e dettata dalla ripetizione costante di semplici idee, Hitler riusciva a incantare le folle. Insieme al Ministro della Propaganda, suo fidato luogotenente Joseph Goebbels, raggiunsero un controllo totalizzante dell'attenzione delle masse privandole della stessa possibilità di scelta, o meglio, della consapevolezza di poter avere un'altra opzione di scelta (Manvell & Fraenkel, 2010). La propaganda Nazista fu così estrema da lasciare profondi segni per il resto del XX secolo, tanto da far attribuire alla stessa parola propaganda un'accezione negativa. Anche dopo la seconda guerra mondiale (allo stesso modo degli anni successivi alla Grande Guerra), la fine delle costanti e pervasive comunicazioni delle propagande lasciarono un vuoto che venne presto colmato dalla pubblicità.

La svolta avvenne durante gli anni Cinquanta, che coincidono con la comparsa di un nuovo strumento tecnologico e potente mezzo di comunicazione di massa: il televisore. La migrazione dello schermo televisivo all'interno delle case di ogni famiglia era un evento senza precedenti nella storia delle *industrie dell'attenzione* e della loro capacità d'influenza sulla vita delle persone. I primi telespettatori erano completamente immersi in questa nuova esperienza delle immagini in movimento (Barnouw, 1990). La nuova tecnologia permise il raggiungimento di un picco di attenzione mai realizzato da parte della popolazione, dovuto, soprattutto, all'unione del *prime time*, della novità della televisione e del contributo dell'industria televisiva. Uno dei massimi momenti di attenzione collettiva, come indicato da Wu (2016), fu raggiunto, nel 1956, con l'apparizione in televisione di Elvis Presley, che ottenne l'82 per cento di ascolti (equivalenti alla metà della popolazione americana dei giorni nostri). Un tale risultato non è stato mai eguagliato nella storia. La comparsa della televisione, quindi, sviluppò un'ulteriore convergenza. Tutte le persone erano esposte alle stesse informazioni, ai medesimi segnali, temi, idee, sentimenti ed interessi e tutti alla stessa ora del giorno.⁵⁴ Gli anni Cinquanta vengono ricordati come gli anni del conformismo e la televisione ebbe un ruolo preponderante nel determinare quella che era la più grande raccolta d'attenzione di massa. D'altra parte bisogna comunque evidenziare che, nei primi anni della storia televisiva, i canali ed i programmi offerti che competevano tra loro erano molto pochi.

L'industria pubblicitaria sfruttò, ovviamente, una tale concentrazione di persone e le spese delle inserzioni pubblicitarie quadruplicarono dagli anni Cinquanta ai Sessanta (Tungate, 2007). Gli stessi metodi e approcci, che erano stati utilizzati in passato (per le inserzioni stampate) da Hopkins con il

⁵⁴ Sul tema si veda: Ellul, J. (1965). *The Characteristics of Propaganda*, in *Readings in propaganda and persuasion: new and classic essays*, ed. Garth Jowett & Victoria O'Donnell (Thousand Oaks, CA: SAGE Publications, 2006).

concetto del reason-why, oppure l'idea di MacManus di sviluppare un brand, vennero ripresi e applicati nelle pubblicità su schermo. Anzi, le figure in movimento della televisione permisero di ampliare enormemente la creatività dei contenuti delle pubblicità. Nacquero, infatti, le prime mascotte pubblicitarie e l'utilizzo di personaggi simbolici il cui scopo era innescare l'immedesimazione degli spettatori. È così che nel 1955, ad esempio, la Marlboro, che voleva colpire il target maschile di fumatori, lanciò una campagna pubblicitaria con un cowboy dando vita al celebre "uomo Marlboro". Grazie a tale campagna l'azienda, in un solo anno, divenne il quarto brand più venduto in assoluto negli Stati Uniti e le sue vendite crebbero del 3000 per cento (Tungate, 2007). Era il periodo perfetto dei pubblicitari o degli psicologi, che offrivano alle aziende "ricerche motivazionali" per studiare e comprendere i desideri dei consumatori. All'epoca nacquero i primi *focus group*⁵⁵ con i consumatori, ossia delle sessioni di dialogo in stile psicoterapeutico, per scoprire i bisogni nascosti delle persone. Sorsero, inoltre, anche i primi grandi eventi e rituali di "attenzione di massa" come, ad esempio, la promozione, nel 1958, da parte dell'emittente televisiva NBC della finale di campionato della National Football League, evento oggi noto con il nome di *Super Bowl*. All'epoca, attirando ben 45 milioni di telespettatori, si impose come uno dei principali eventi nelle abitudini e nei rituali della storia americana, richiamando a sé un'ingente quantità d'investimenti da parte dell'industria pubblicitaria, per promuovere i prodotti durante i *Super Bowl* e raggiungere così la massa di telespettatori tutti in una volta sola. Altro elemento nuovo furono le pause o break commerciali che portarono ad un aumento notevole delle interruzioni dei programmi e della visione delle pubblicità. In questi anni la competizione tra programmi di diverse emittenti, nel cercare di offrire il miglior programma e contenuto al pubblico, crebbe a dismisura. L'attenzione del pubblico cominciò ad essere misurata attraverso metriche precise come il GRP ("gross rating points")⁵⁶ una formula che stima la probabilità che le persone vedano una pubblicità almeno una volta rispetto alla frequenza con cui viene trasmessa.

La televisione, rispetto alla stampa o alla radio, mostrò, come mai prima d'allora, una grande disparità negli ascolti e nei profitti tra i "vincitori" e i "perdenti". Il complesso sistema creatosi aveva abilitato la comparsa di dinamiche ad invarianza di scala (paragrafo 2.9), in cui erano pochi i canali ed i programmi di grande successo. Per descrivere il fenomeno utilizzando le parole della scienza delle reti: erano pochi gli *hub* della rete televisiva che competevano per possedere la maggioranza dell'attenzione del pubblico. Le logiche puramente capitalistiche che dominavano il mercato televisivo (avere sempre più soldi ed introiti), tuttavia, cominciavano a raggiungere dei fenomeni di esasperazione nel controllo dell'attenzione dei consumatori. Negli anni Sessanta questi sforzi sempre più estremi di ottenere l'attenzione, e quindi di accedere alla mente dei telespettatori, portarono ad una crescente disillusione nei confronti del mercato televisivo e pubblicitario. Questo fu un periodo caratterizzato da una serie di eventi che testimoniavano il crescente disincanto e rifiuto delle persone.

⁵⁵ Il focus group è una tecnica di rilevazione per la ricerca sociale (nata negli anni '40 dai due sociologi Levin e Merton) basata sulla discussione tra un piccolo gruppo di persone, invitate da uno o più moderatori a parlare tra loro, in profondità, dell'argomento oggetto di indagine. La sua caratteristica principale consiste nella possibilità di ricreare una situazione simile al processo ordinario di formazione delle opinioni, permettendo ai partecipanti di esprimersi attraverso una forma consueta di comunicazione, la discussione tra "pari". I soggetti coinvolti definiscono la propria posizione sul tema confrontandosi con altre persone, mentre il ricercatore può limitare la sua influenza sulle loro risposte e distinguere le opinioni più o meno radicate. Fonte: Corrao, S. (2000). *Il focus group*. Francoangeli.

⁵⁶ Per approfondire si veda: <http://www.glossariomarketing.it/significato/grp/>

Nel 1957, ad esempio, venne pubblicato un libro intitolato “I Persuasori Occulti” (“*The Hidden Persuaders*”) in cui l’autore, Vance Packard, delineava gli sforzi intrapresi dal sistema televisivo-pubblicitario nel riuscire ad insidiarsi al di sotto del livello di consapevolezza delle persone, per manipolare le masse nei loro schemi ed abitudini di ogni giorno (Packard, 2007). Queste costruzioni e finzioni vennero ancora più allo scoperto dagli scandali di fine anni Cinquanta, relativamente ai principali programmi a quiz dell’epoca in cui saltò fuori il fatto che il sistema era truccato e le vincite dei concorrenti erano decise a tavolino, in modo tale da creare sempre più ascolti (Baber, 2008).

Il pubblico cominciò ad avere meno fiducia nei confronti delle pubblicità e a dividersi sempre più. Le industrie dell’attenzione, tuttavia, riuscirono, come sempre, ad adattarsi ai cambiamenti. Le aziende e i brand cominciarono ad adeguarsi alla controcultura degli anni Sessanta, dominata da una crescente richiesta di individualismo e di libertà. Dopo decenni di diffuso conformismo, il bisogno di sentirsi differenti ed indipendenti rappresentava la nuova tendenza della società. L’aspetto sorprendente è il fatto che le industrie della pubblicità non fecero altro che cogliere questi cambiamenti offrendo comunicazioni, prodotti e slogan in accordo con i desideri del pubblico. È così che Pepsi cominciò a pubblicizzare non tanto il prodotto in sé, ma più il proprio utente target, focalizzando i suoi messaggi sul prototipo di persona simbolo di quegli anni: il giovane, ribelle che pensava in modo differente, etichettato come parte della “Generazione Pepsi”. In questa epoca si delineò, sempre più, il bisogno di “colpire” il giusto pubblico e di offrire il programma giusto alle persone giuste. La frammentazione degli interessi e dell’offerta era una conseguenza naturale determinata dal crescente individualismo della società di quegli anni. Il complesso sistema delle industrie dell’attenzione, pertanto, riuscì ad individuare perfettamente le giuste modalità d’azione, anche se il modello di business alla base rimaneva il medesimo: la rivendita dell’attenzione umana raccolta.

Alla stregua della resilienza e robustezza di un sistema complesso, che se colpito da un disastro riesce a ripartire e a riprendersi per tornare ad un nuovo livello di stabilità, il sistema televisivo-pubblicitario, guidato dalla logica ed impronta capitalistica, si adattò ai cambiamenti e ai bisogni della società, sopravvivendo alla transizione da puro conformismo ad individualismo in espansione. Il movimento anticonformista degli anni Sessanta, infatti, che promuoveva una rivitalizzazione dello spirito e una più sviluppata coscienza sociale, portò poche persone, nella pratica, a staccarsi completamente dalla televisione. Agli inizi degli anni Settanta, la visione televisiva era cresciuta ad una media di sei ore al giorno a famiglia (Katz & Scannell, 2009).

Un’altra interessante particolarità, che emerse in quegli anni, fu la necessità di riuscire a parlare e comunicare con il giusto pubblico, per poter offrire il messaggio migliore. Attraverso lo studio delle caratteristiche socio-demografiche ed economiche delle persone, divenne possibile analizzare e soddisfare i bisogni di specifici target o, come vennero definiti, “cluster” (da cui il nome di *cluster analysis*). Queste prime analisi smentirono un grande assunto, sul quale il marketing e la pubblicità si erano da sempre basati: l’idea che le persone erano una sola massa i cui desideri e bisogni potevano essere soddisfatti da un unico vasto insieme di prodotti. Fu così che, a fine anni Ottanta, vennero lanciati una dozzina di nuovi canali televisivi, progettati non per le masse (nello stile delle storiche emittenti come la CBS e la NBC), ma per specifici target e segmenti di persone. Dalla ESPN (*Entertainment and Sports Programming Network*), che trasmetteva solamente programmi sportivi, alla BET (Black Entertainment Television), che si rivolgeva alle persone di colore, fino al canale Bravo che si occupava di arte e pensato soprattutto per un pubblico femminile. Questa crescente

frammentazione del pubblico fu ulteriormente favorita dalla stessa offerta di canali e programmi sempre più specifici. La possibilità di poter scegliere tra tante offerte portò, d'altro canto, ad una grande "Torre di Babele", in cui tutti i canali competevano per accaparrarsi più ascolti possibili. Quest'ultima, insieme al controllo remoto, offriva, per la prima volta, la possibilità di evitare gli spot pubblicitari, tanto da far annunciare alla rivista *New York*: "il 1985 è l'anno dello zapping".⁵⁷ Queste dinamiche portarono le aziende della pubblicità e i brand a promuovere un contenuto sempre più interessante e di valore per le persone – qualcosa che gli stessi telespettatori avrebbero voluto guardare.

Un'altra fondamentale caratteristica, che emerse dalla comparsa di una tale quantità di canali ed offerta, fu il crescente abbassamento di attenzione, o meglio, di un'attenzione selettiva e consapevole. Questo generò uno stato di distratto "vagabondaggio" durante l'esperienza televisiva, che si rivelò profittevole per le *industrie dell'attenzione*.

6.3 L'avvento dei computer

L'utilizzo del computer da parte delle persone comuni avvenne parecchi anni dopo rispetto alla comparsa di questa nuova tecnologia, adoperata, inizialmente, solo nei luoghi accademici e militari. L'invenzione di una rete che riuscisse a collegare tra loro i computer coincide con il progetto governativo ARPANET del 1969, sviluppato da un'agenzia militare adibita alle nuove tecnologie (il DARPA). ARPANET, che rappresenta l'antenato di Internet, per tutti gli anni Settanta continuò a svilupparsi in ambito universitario e governativo. Grazie alla progettazione di diversi protocolli di trasmissione (TCP/IP) per lo scambio di dati tra i diversi computer, il progetto della rete che li collegava tra loro cominciò ad essere conosciuto come Internet. Fu, nello specifico, l'invenzione del protocollo e-mail che diede una svolta all'utilità e, soprattutto, all'utilizzo di Internet da parte delle persone comuni. Inventato da Ray Tomlinson nel 1971, lo scambio di messaggi di posta elettronica mise in evidenza la vera potenzialità della rete Internet: la capacità di connettere non macchine, ma individui. L'utilizzo delle e-mail si diffuse immediatamente. Una ricerca, svolta nel 1974, rivelò che il 75 per cento del traffico della rete Internet era consumato dal traffico e-mail (Hafner & Lyon, 1998). L'utilizzo della posta elettronica determinò la diffusione di un'abitudine, ancora oggi molto comune, ossia il continuo controllo della propria casella di posta per verificare l'eventuale ricezione di nuovi messaggi. Tale abitudine di comportamento, definita "*check-in*", corrisponde ad un forte impulso ed istinto umano che è stato successivamente sfruttato da social network come Facebook, Twitter ed Instagram. A livello psicologico, questa assuefazione al continuo controllo di nuovi messaggi e-mail, o di notifiche di messaggistica istantanea, si spiega con il concetto del "rinforzo variabile", ossia il fatto che, in modo raro e imprevedibile, si ricevono dei messaggi (o notifiche) gratificanti e premianti. Da qui il concetto psicologico del rinforzo variabile, cioè di ricompense che variano in frequenza e portata e che determinano la presenza di questa abitudine o istinto.

Agli albori degli anni Novanta, nonostante la novità, i personal computer non erano ancora abbastanza divertenti e piacevoli da riuscire ad attrarre un grande numero di persone (se non per coloro che li usavano per i video giochi). In più, Internet era ancora una rete principalmente utilizzata dal settore della ricerca scientifica.

⁵⁷ Il fenomeno di cambiare canale televisivo attraverso il controllo remoto per evitare le pubblicità.

I primi servizi per le persone offrivano un accesso a delle reti proprietarie di computer online, simili a dei piccoli primordiali spazi Internet. Con il miglioramento dell'interfaccia grafica, l'avvento delle prime chat room in cui poter comunicare con altre persone ed il servizio e-mail, i servizi online venduti da queste prime società (come AOL) cominciavano ad ottenere il loro seguito.

L'incremento continuo dell'uso delle e-mail rappresenta, inoltre, un chiaro esempio di effetto di rete (si veda il paragrafo 3.7), vale a dire che più persone utilizzavano questo nuovo strumento di comunicazione, più risultava vantaggioso per tutti il suo utilizzo. I messaggi di posta elettronica cominciarono ad essere, quindi, sempre più adoperati sia in campo accademico che aziendale. L'esplosione e la propagazione fu impressionante per i canoni di traffico di quegli anni.

Quello che venne dunque dimostrato, negli anni Novanta, fu che la principale attrattiva delle nuove reti di computer e di Internet era di tipo sociale – la possibilità, cioè, di interagire con altre persone. I primi servizi di offerta Internet come AOL (Internet Service Provider) constatarono che l'attenzione che poteva essere ottenuta dall'uso crescente di Internet, e dal comportamento ora interattivo degli utenti, coincideva con il dominio interpersonale, "territorio" che la televisione non era riuscita a conquistare invadendo solamente la sfera privata della casa.

6.4 Il culto dell'individuo

Il format dell'utilizzo di notizie e gossip legate a personaggi famosi e celebrità per generare guadagni esisteva già da molto tempo. Fenomeni come le riviste *Time* e poi *People* contribuirono, però, a portare questo format al grande pubblico e a consolidarlo. Il crescente individualismo della società, di cui si è accennato in precedenza, insieme a molti altri fattori abilitanti come la radio, la televisione per poi giungere ad Internet e al web con i social media, hanno permesso il riconoscimento sociale della celebrità. Nonostante anni di ricerche e lavori accademici non vi è ancora oggi una spiegazione ed una risposta completa sulla ragione per cui i personaggi famosi e le celebrità costituiscono un argomento così rilevante per l'attenzione delle persone. È abbastanza misterioso come così tante persone si interessino delle vite di donne e uomini visti solamente nei film o in televisione. Basti pensare alla sensazione ed emozione che le persone provano quando incontrano, personalmente, una celebrità: dall'accelerazione del battito cardiaco, all'impulso di avere un autografo o di scattare una fotografia insieme. Le *industrie dell'attenzione*, naturalmente, sono riuscite a cogliere perfettamente questo istinto umano, consolidato nella storia dell'uomo, di adorare e mitizzare le persone famose. Sfruttando questa proprietà umana, un'intera infrastruttura mediatica è stata capace di convertire in denaro l'abilità intrinseca dei personaggi famosi di raccogliere e catturare una cospicua quantità di attenzione. Attraverso film, programmi e contenuti di qualità il sistema si impegnò a instaurare una specie di "relazione di intimità" tra il pubblico e questi individui. Già nel 1956 due psicologi americani, Horton e Wohl, parlarono di rappresentazione attentamente costruita delle celebrità attraverso la televisione e di una "illusione di intimità" che si creava nel pubblico (Horton & Wohl, 1956). Il concetto era instaurare nei telespettatori questa illusione di vicinanza, attraverso una serie di tecniche come l'uso dei nomi propri o le inquadrature in primo piano (*close-up*).

L'aspetto interessante del culto dell'individuo, o meglio, di alcune e poche persone famose, è come il sistema complesso della società umana del nostro secolo abbia permesso ed abilitato un tale fenomeno. Grazie a mezzi come la radio, la televisione, il computer con il web fino allo *smartphone* con i social media, la rete sottostante che collegava le persone è diventata tale da permettere diffusioni

sempre più veloci e di una portata senza precedenti. Da questo punto di vista le celebrità stesse, di per sé dei normali esseri umani, una volta parte del prodotto del sistema televisivo, giornalistico, cinematografico o in generale “mediatico”, si trasformano e diventano altresì un contenuto. In altre parole, le celebrità o hub della rete coincidono con un prodotto culturale di massa.

Quello che resta alla base di tutto è la solita limitatezza, o incapacità umana, di spiegare e gestire la troppa complessità degli eventi considerati nella loro totalità. La facilità con cui le persone interpretano il successo di alcuni personaggi, attori o politici, ritenendo che sia tutto determinato da particolari attitudini di questi individui, non considera assolutamente, nel complesso, l'insieme di eventi e la dinamica che ha portato un certo individuo in quel preciso punto della rete. I personaggi famosi sono, allo stesso tempo, sia normali individui, sia contenuti mediatici che unificano le masse e che il sistema mediatico ha contribuito a diffondere e a consolidare. L'uomo, essendo di per sé un “animale sociale”, possiede un intrinseco bisogno di collegarsi, connettersi e di condividere con gli altri. Secondo questa visione, quindi, le celebrità emergono in maniera così spontanea dal sistema complesso sociale dell'ultimo secolo, favorite dall'infrastruttura stessa della rete mediatica e dalla logica capitalistica alla base delle *industrie dell'attenzione*, che sfrutta il bisogno sociale umano di condividere, influenzare ed essere influenzati.

Negli anni Ottanta, in America, divenne molto popolare un programma o talk show condotto da una certa Oprah Winfrey, una donna di colore dal forte carattere e dallo stile irriverente. Il suo programma televisivo si affidava ad un format emozionale, trattando temi e storie curiose che suscitavano empatia ed interesse nel suo pubblico. In poco tempo diventò uno dei più popolari talk show di quegli anni esibendo una particolare “relazione di intimità” (Horton & Wohl, 1956) con il suo pubblico, che la ammirava profondamente. I fan, infatti, affermavano di avere un'estrema fiducia in lei (Illouz, 2003). I suoi spettacoli erano una forma di dose giornaliera di giustizia sociale e di messaggi positivi. Enfatizzando idee quali l'importanza dell'autostima, il rispetto di sé e di una crescita personale, Oprah incoraggiava il consumismo come modello di comportamento per soddisfare i propri bisogni e autopremiarsi. La pubblicità rappresentò, quindi, la principale fonte di guadagno per il programma, dal momento che Oprah era riuscita a “coltivare” non solamente un ingente pubblico, ma anche una grande quantità di telespettatori pronti e propensi all'acquisto. I discorsi di Oprah sui prodotti commerciali riuscivano a compiere dei veri e propri miracoli, soprattutto per le piccole aziende. Durante una puntata, ad esempio, in cui era presente un esperto che presentava una serie di prodotti che conciliavano il sonno, la sola frase pronunciata da Oprah, relativamente ad una piccola luce per la lettura, sul fatto che avrebbe dovuto comprare quel prodotto, fece ottenere alla piccola azienda produttrice ben \$90.000 di ordini in un solo pomeriggio (Kelley, 2010). Questo fenomeno venne apostrofato come *effetto Oprah* e dimostrò tutta la sua forza in un altro settore: quello dei libri. Nel 1996, lanciando quello che probabilmente era il più grande gruppo di lettura del mondo, Oprah selezionò alcuni libri e diede un mese di tempo al suo pubblico per la lettura. La prima scelta fu un romanzo intitolato “*Profondo come il mare*”, scritto da Jacquelyn Mitchard. Il libro aveva già venduto circa 68.000 copie, ma, dopo la sponsorizzazione di Oprah, le vendite raggiunsero i quattro milioni. La grande innovazione della Winfrey fu quella di spingere, attraverso le dinamiche radiotelevisive, il potenziale della sua trasmissione di catturare un grande seguito di fedeli telespettatori, sfruttando il potere ricavato dalla sua stessa figura di celebrità. Il caso Oprah rappresenta un perfetto esempio di prodotto culturale realizzato dalle dinamiche di rete e di influenza sociale, promosse e favorite dallo

stesso sistema televisivo e pubblicitario, ossia dalla fondamentale logica capitalistica del generare sempre più soldi. La manifestazione più rilevante dell'*effetto Oprah*, probabilmente, fu durante le elezioni americane nelle primarie Democratiche del 2007, in cui Oprah sostenne come candidato Barack Obama invece che Hillary Clinton. Secondo Craig Garthwaite e Tim Moore, economisti dell'Università del Maryland, Winfrey influenzò un numero di voti nell'intervallo tra 420.000 e 1.6 milioni, influenzando in maniera decisiva le elezioni (Garthwaite & Moore, 2008).

Un altro rilevante caso di grande raccolta di attenzione furono i reality show dei primi anni 2000. La comparsa di un format o genere che celebrava le persone ordinarie rappresentò il primo segnale e la prova del fatto che, effettivamente, chiunque poteva diventare una celebrità. La stessa attenzione collettiva di masse di persone, abilitata soprattutto dall'apparato televisivo e dai suoi contenuti, era il meccanismo principale della creazione di nuove celebrità. Il paradosso, evidenziato dal fenomeno dei reality show, consisteva nell'inversione del processo, vale a dire il fatto che le persone famose venivano, in questo caso, "prodotte a tavolino". La produzione di questi reality, inoltre, era una miniera d'oro per l'industria televisiva, in quanto riusciva ad avere ascolti elevati da prima serata (*prime time*), ma a costi ridotti. Uno dei reality che rappresentano la quintessenza del genere e dell'influenza sull'attenzione collettiva, fu lo spettacolo delle sorelle Kardashian del 2007 (*Keeping Up With The Kardashians*),⁵⁸ le quali incarnavano il simbolo della mera e semplice ricerca di successo. Nel 2010 la famiglia Kardashian aveva ottenuto 65 milioni di dollari e la sola protagonista principale dello show (Kim) guadagnò altrettanti milioni, nonché la grande celebrità che derivò dal successo del reality. L'incredibile attenzione generata dal loro programma permise alle sorelle di essere parte di una serie indefinita di fenomeni a cascata. Dalle promozioni pubblicitarie di prodotti, apparizioni ad eventi, messaggi sul social network Twitter, profumi e libri a loro nome, fino, addirittura, ad un gioco popolare per Iphone. Come affermò la sociologa Currid-Halkett: "*le Kardashian hanno trasformato la pubblicità ed il relativo profitto in una forma d'arte*" (Currid-Halkett, 2010).

6.5 Il web e i social network: Facebook, Twitter e Instagram

I primi anni 2000 sono caratterizzati da una crescita sempre più alta dell'uso del web da parte delle persone. Grazie a nuovi fenomeni come Google e i blog, il web cominciava ad attrarre una grande quantità di attenzione. Queste pagine personali online rappresentavano una sorta di diario o di primo mezzo sociale, che permetteva a chiunque di esprimere il proprio punto di vista. I blog, i precursori dei social media, erano la prima forma di libertà d'espressione online e senza alcun controllo centrale, vincolo o limite di sorta. In assenza di filtri, censure, sanzioni e neppure pubblicità, le persone avevano l'opportunità di condividere il proprio pensiero e conoscere quello di molte altre persone su un'elevata quantità di temi e argomenti, come mai prima nella storia. Questi anni rappresentano l'inizio del concetto di contenuto generato dagli utenti (*user-generated-content*), ossia il fatto che chiunque poteva parlare di qualunque argomento. Tra questi blog alcuni maggiormente seguiti

⁵⁸ Al passo con i Kardashian (in originale *Keeping Up with the Kardashians*) è un reality show statunitense in onda a partire dal 2007. La serie, ambientata nella ricca cittadina di Calabasas, in California, segue la vita quotidiana della famiglia allargata Kardashian/Jenner, composta dal campione olimpico Caitlyn Jenner (Bruce Jenner), dalla sua terza moglie Kris Jenner, dai quattro figli di lei Kim, Kourtney, Khloé e Rob Kardashian e dalle loro due figlie Kendall e Kylie Jenner. Fonte: <http://www.eonline.com/now/keeping-up-with-the-kardashians>

avevano creato delle loro piccole comunità di seguaci. Iniziava, quindi, a delinearsi lo schema e l'abitudine della condivisione online e della celebrazione del ruolo non tanto di un'autorità centrale di controllo, tipica dei mass media, ma di una libertà di fondo dove l'utente del web poteva creare contenuto e informazione. È così che nel 2001 nasce Wikipedia, l'enciclopedia creata dagli utenti del web senza alcun revisore centrale, che nel 2005 sorge YouTube come la prima piattaforma online di video creati dagli utenti, imponendosi, nel tempo, come la prima vera alternativa all'offerta televisiva. Quello che si stava delineando, nei primi anni del nuovo secolo, era un crescente e rilevante spostamento dai vecchi strumenti, da anni utilizzati dalle industrie della pubblicità per capitalizzare l'attenzione raccolta, al web e ai nuovi media, in cui non c'era ancora però alcuno sfruttamento economico della traslazione d'attenzione in atto. Analogamente alla cultura ribelle degli anni Sessanta, i primi anni del web coincidono con un fenomeno di distaccamento dalle dinamiche dei *mass media*. Sempre più persone, infatti, cominciavano a prestare più attenzione tra di loro sul web (in uno spazio ancora incontaminato), piuttosto che ai prodotti ben "impacchettati" pubblicizzati dai classici media (come la televisione). Inizialmente, quindi, i blog non erano stati invasi dalla pubblicità e dagli interessi economici.

L'avvento del nuovo strumento del World Wide Web mise, nelle mani delle persone, la possibilità di sperimentare online nuove e rapide dinamiche di diffusione. Questi fenomeni, oggi ben noti con l'appellativo di contenuti virali, rappresentavano le prime propagazioni online di tale portata che sfruttavano la rete sociale alla base. Come mai in precedenza, nella storia dell'uomo, i contenuti di qualunque persona riuscivano, potenzialmente, a propagarsi nella rete in modo così veloce ed ampio. Per citare un esempio, lo scambio di e-mail nel 2001 tra Jonah Peretti e l'azienda sportiva Nike, in cui lo studente del MIT criticava il colosso di scarpe sportive accusandolo in maniera sottile dello sfruttamento del lavoro minorile dei bambini Vietnamiti, rappresenta una delle prime catene virali di e-mail del web.⁵⁹ Peretti, divertito dallo scambio di e-mail con Nike, inviò queste conversazioni e-mail a qualche decina di amici, sempre utilizzando la posta elettronica. L'effetto diffusivo fu spropositato. In poco più di una settimana il contenuto raggiunse milioni di persone. La catena di e-mail generata portò Peretti a ritrovarsi in televisione a parlare della vicenda durante un talk show. Come lo stesso Peretti affermò: "*Qualcosa di veramente piccolo era diventato qualcosa di molto grande*" (Micheletti, Follesdal, & Stolle, 2008). Al tempo concetti e parole come contenuto *virale* ed *Internet meme* erano ancora fenomeni sconosciuti.

Un altro interessante caso di catena "virale" di e-mail avvenne durante le elezioni presidenziali americane del 2000. Mike Collins, ingegnere e vignettista per diletto, creò un disegno per ironizzare sui controversi risultati delle elezioni. Per comunicare la confusione trasmessa dalla stessa scheda elettorale di quelle elezioni, che portarono la vittoria a Bush, rappresentò, attraverso una semplice vignetta, la generale frustrazione provata da molti americani (Figura 6.2). Dopodiché inviò il suo disegno per e-mail ad una trentina di suoi amici.

⁵⁹ Per un approfondimento sulla vicenda si veda: <https://www.theguardian.com/media/2001/feb/19/1>

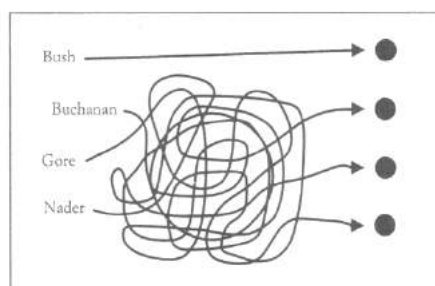


Figura 6.2: la vignetta di Mike Collins che ironizza sui risultati confusi delle elezioni presidenziali del 2000. Fonte: Barabási, A.-L. (2002). *Linked: the new science of networks*. Perseus Pub.

In pochissimo tempo la sua vignetta aveva fatto il giro del mondo diventando la più celebre degli ultimi dieci anni. Quotidiani, stampa e siti web tempestarono Collins per poter avere il permesso di pubblicazione. In brevissimo tempo e da un giorno all'altro, l'ingegnere di Elmira dello Stato di New York era divenuto una celebrità.

Queste prime testimonianze del potere abilitante della rete web, e della sua potenzialità nella velocità e portata di diffusione, rappresentavano una prima dimostrazione di quello che sarebbe diventato uno strumento pervasivo di raccolta d'attenzione del XXI secolo.

L'entusiasmo iniziale dei blog, tuttavia, cominciava a diminuire. Dopo la prima ondata di blog amatoriali, la crescente offerta di questi aveva riprodotto l'usuale pattern ad invarianza di scala, con la presenza di pochi blog professionali molto seguiti e di successo ed una infinita quantità di blog con pochi lettori che, nel libro di Anderson (2010) afferiscono al concetto di *coda lunga*. Con l'arrivo di un'ingente quantità di persone online e dei mercati dell'attenzione, la vecchia e solita topologia di rete ad invarianza di scala si era riaffermata. Anche i blog, inizialmente una vera oasi di libera manifestazione di pensiero, erano stati inondati dagli interessi economici. Nel 2008, la rivista *Wired* scriveva così alle persone interessate ad aprire il proprio blog: *“Non fatelo. [...] Giornalisti a prezzo ridotto ora attutiscono le voci autentiche di scrittori di blog amatoriali. Osservando la lista prodotta da Technorati dei primi 100 blog più visitati si osserva come i siti personali siano stati messi da parte sostituiti da una versione professionale. La maggior parte sono essenzialmente riviste online: The Huffington Post, Engadget, TreeHugger. Un commentatore indipendente non può stare al passo di un team di scrittori professionisti che producono fino a 30 articoli al giorno”* (Boutin, 2008). Il forte desiderio di connettersi con gli altri, di condividere e creare il proprio contenuto non era però scomparso dalla rete. Queste intuizioni portarono alcune aziende a creare dei siti web (che vennero definiti *social network*), in grado di mettere insieme una grande quantità di persone, diventando il più noto esempio moderno di una infrastruttura tecnologica capace di raccogliere la più vasta ed invasiva presa di attenzione sulle masse.

La parola *facebook*, in origine, si riferiva ad un libretto fisico che veniva prodotto dalle università americane per favorire la socializzazione tra gli studenti. Le pagine di questi libri erano formate dalle fotografie degli studenti con i relativi nomi, i corsi ed eventualmente la residenza. Essendo un importante strumento, usato dagli studenti per trovare amici o partner, nel 2004 i servizi informatici dell'Università di Harvard avevano deciso di voler costruire la versione elettronica di questo “catalogo” di volti. L'allora studente diciannovenne Mark Zuckerberg, già abile programmatore,

voleva dimostrare che poteva svolgere lo stesso compito meglio e più velocemente.⁶⁰ Egli, insieme ad alcuni suoi amici sviluppatori, creò in pochi mesi un sito dal nome “Thefacebook”. La crescita di quest’ultimo era iniziata sfruttando uno dei bisogni sociali umani più primordiali, ossia il desiderio di condividere e di comunicare con gli altri. Il lancio di Facebook nel 2004 fu un vero successo. Replicando le stesse dinamiche di propagazione che valgono per molti fenomeni ed innovazioni tecnologiche (*effetti di rete*, si vedano i paragrafi 3.7 e 3.9), secondo cui il loro valore cresce insieme al numero dei suoi utilizzatori, in un solo mese ben più della metà degli studenti del campus di Harvard lo stava utilizzando (Kirkpatrick, 2011). Fu proprio la sua origine in un campus universitario la chiave di svolta del successo di grande scala del nuovo social network. Partendo da Harvard, Facebook cominciò a diffondersi in molti altri campus universitari, facendo leva sulla principale caratteristica (nonché la sua unica attrattività iniziale) della quantità di amici che le persone riuscivano a guadagnare. Il profilo personale, inizialmente, rappresentava la principale “esca” del social network. Quello che permise effettivamente a Facebook di attecchire ed affermarsi come il principale social network della storia, fu proprio la sua primordiale diffusione nell’ambiente universitario. In quel periodo, infatti, Facebook non era l’unica piattaforma *social* presente online nel web. Altri siti, come Friendster, lo stesso Google e MySpace, puntavano a competere sul mercato dei siti di collegamento sociale online, utilizzando gli stessi concetti di amicizie e profili personali. Per descriverlo con i concetti di Barabási, Facebook guadagnò una maggiore *fitness* e conquistò totalmente il mercato dei social network (si veda il modello competitivo a fitness al paragrafo 2.10). La chiave di tale successo fu quella di ricreare, online ed in scala ridotta, una realtà ed una struttura sociale relativamente delimitata e già esistente, ossia la rete sociale dei campus universitari. A differenza degli altri primi social network, Facebook riuscì a fare presa su questa specifica categoria sociale e a diffondersi in una rete di connessioni e collegamenti che era già stata stabilita dalle persone. Il merito di Facebook è stato quello di mostrare, in maniera più diretta, queste interconnessioni sociali, di renderle visibili e, in più, di poterne tenere traccia. Il successo iniziale del sito di Zuckerberg fu sicuramente determinato anche dall’assenza di annunci pubblicitari. La quantità di informazioni, tuttavia, che ogni utente di Facebook in autonomia regalava su di sé era davvero considerevole e difficile da non sfruttare quale fonte di guadagno. Ancora una volta, gli effetti di influenza sociale, abilitati dai complessi collegamenti della rete sociale, portarono un’ingente quantità di persone a offrire gratuitamente preziose informazioni come l’età, il genere, gli interessi e le preferenze personali (soprattutto dopo l’affermazione della funzione del pulsante “mi piace” nel 2009). Zuckerberg, in ogni caso, non voleva commettere l’errore di offrire apertamente questa miniera d’oro di informazioni personali al mondo pubblicitario per non svalutare il proprio prodotto e peggiorare l’esperienza d’uso degli utenti. Attraverso il concetto del *nanotargeting*,⁶¹ Facebook trovò il giusto compromesso per mostrare alle persone solamente le pubblicità che volessero vedere. Esattamente come aveva fatto Google con

⁶⁰ Violando il database di Harvard, Zuckerberg creò *Facemash*, il progenitore di Facebook, dove comparivano due fotografie di due giovani studentesse messe a confronto e veniva chiesto all’utente di selezionare la più attraente. L’esperimento durò solamente pochi giorni (il sito venne chiuso) per aver violato il database di Harvard ed infranto le leggi sulla privacy. Questa vicenda, sorprendentemente, causò a Zuckerberg solamente una semplice sospensione. Per approfondimenti sul tema: Kirkpatrick, D. (2010). *The Facebook effect: the inside story of the company that is connecting the world*. Simon & Schuster.

⁶¹ Il concetto di *nanotargeting* nasce con il sistema di annunci pubblicitari di Facebook che permette di creare annunci in grado di apparire sulle bacheche delle persone con interessi molto specifici.

AdWords, il quale cercò di ricavare introiti dagli annunci delle pubblicità ma senza svalutare il proprio servizio di ricerca dal punto di vista dell'esperienza utente. Allo stesso tempo, mentre social network come MySpace e Friendster non riuscivano a restare al passo, Facebook, dotato di programmatori migliori e di un modello di business vincente, conquistò il mercato.

Per le persone comuni essere presenti su Facebook cominciava a diventare quasi indispensabile, vale a dire un bisogno sociale. La cascata di adozioni che Facebook generò rappresenta un ulteriore esempio della potenza delle mode e dell'influenza sociale. In particolare, il format di condivisione promosso dalla piattaforma incoraggiava l'annuncio di eventi importanti della vita delle persone, come nuove relazioni, lavori, la nascita di un bambino e così via. Facebook promosse lo sviluppo di una propria identità online e del concetto della costruzione del proprio brand; contribuì, perciò, alla creazione di una generazione dedita a pensare sé stessa come a prodotti del mercato sociale e professionale. Secondo la visione della sociologa Tufekci (2008), i social media, con le relative dinamiche di comunicazione praticate dalle persone, rappresentano la versione moderna della cura dei rapporti sociali, istinto che ha origine direttamente dai modelli comportamentali dei primati.

Dal punto di vista pubblicitario, agli inizi, Facebook non possedeva delle metriche di qualità al pari di quelle di Google e, inoltre, gli utenti di Facebook non “cliccavano” sulle inserzioni pubblicitarie così frequentemente (a differenza delle inserzioni presenti su Google).⁶² Risolvendo negli anni queste problematiche, Facebook investì moltissimo nel riuscire a sviluppare delle metriche che riuscissero a convertire e a comprendere meglio i bisogni dei propri utenti. Il tutto si trasformò nel tentativo di sviluppare tecnologie di tracciamento del comportamento online degli utenti, per usare queste preziose informazioni negli annunci pubblicitari interni alla piattaforma e attribuire, quindi, una maggiore rilevanza rispetto ai veri bisogni dei propri utenti. Queste dinamiche descrivono il processo noto, nel *digital marketing*, come *retargeting*, ossia la capacità di far incontrare in modo più immediato la domanda con l'offerta.

Quello che si stava nuovamente delineando era il solito modello perpetuato dalle industrie dell'attenzione. Una volta che grandi quantità di persone vengono raccolte da un nuovo strumento, media o contenuto, l'infrastruttura pubblicitaria si impone e favorisce le conseguenti dinamiche di “finzione” e costruzione sociale.

In quegli anni, con la propagazione dei social media, si stava diffondendo il fenomeno ed il bisogno sociale di affermare la propria figura online e di sentirsi “micro-famosi”. Il social network Twitter rappresentò il principale strumento per misurare e stabilire questa celebrità su piccola scala. Con i suoi 140 caratteri dei contenuti pubblicati, Twitter si affermò come la naturale prosecuzione dei blog dei primi anni duemila. La vera innovazione di Twitter, tuttavia, fu il concetto dei “seguaci” (*follower*) e delle relazioni di reciprocità o non reciprocità. A differenza di Facebook, in cui la relazione di amicizia risulta simmetrica, su Twitter le relazioni potevano essere asimmetriche, cioè era possibile seguire un altro utente e non essere però seguiti a propria volta. Il sistema dei “seguaci”, quindi, divenne la nuova misura di fama e notorietà. Dai numeri esorbitanti delle celebrità come Katy Perry

⁶² Il marketing spiega questo fenomeno attraverso il concetto del *funnel* (imbuto) del processo di acquisto. Le persone, quando utilizzano Facebook, sono spinte da un bisogno sociale e sono quindi più lontane, concettualmente, dalla fase di acquisto finale, rispetto a quando navigano su Google, nell'idea che, sul motore di ricerca, le persone cerchino direttamente i prodotti o i servizi che intendono acquistare.

(con più di 100 milioni di *follower*), o Barack Obama (circa 99 milioni), a figure meno famose o di nicchia, ma dai numeri comunque interessanti (nell'ordine delle migliaia). Facebook e Twitter, insieme, permettevano a chiunque di avere il proprio brand online da "coltivare" e rappresentavano, quindi, un possibile strumento di notorietà, nonché forma moderna di edonismo.

Con la comparsa e l'ascesa del telefono cellulare *smartphone*, si manifestò, in maniera preponderante e ben visibile, quella che corrisponde alla versione moderna dell'impulso del "check-in" (già citato con le e-mail). In particolare, il mercato dei telefoni *smartphone* fu conquistato, col tempo, dai due colossi Apple e Google, rispettivamente, con gli *Iphone* e gli *Android*. La diffusione nella società di questi "telefoni intelligenti" fu totale.⁶³ L'attenzione delle persone cominciò ad essere completamente catturata dagli ultimi dispositivi, tanto da affermarsi una nuova norma sociale, ossia il non separarsi mai dal proprio *smartphone*. La proporzione di raccolta d'attenzione che questa nuova tecnologia portò fu un'altra impressionante propagazione che rappresentò, quasi, un "dovere sociale". Sfruttando l'impennata d'utilizzo dei nuovi dispositivi portatili, una delle prime applicazioni che riuscì ad avere successo fu un altro social network, focalizzato unicamente sulle immagini: Instagram. La semplicità del funzionamento di Instagram, come spesso accade per molti servizi e tecnologie, fu uno degli elementi che permise una crescita così rapida di utenti. In particolare, Instagram fu la prima popolare applicazione di social network che sfruttò pienamente le funzionalità dello *smartphone*, quale leva complementare di successo. Combinando la camera interna del telefono e una connessione ad Internet, Instagram utilizzava le stesse dinamiche di relazione di Twitter con il rapporto *follower-following*. A differenza di Facebook, inoltre, la caratteristica del "like" rappresentava il perno fondamentale di Instagram, nel fornire una misura di successo delle immagini pubblicate dagli utenti. Un particolare fenomeno diffusivo, innescato e fortemente presente sul social network delle immagini, corrisponde alla moda del "selfie"⁶⁴ (autoscatto) e all'utilizzo del concetto di etichette (*hashtag*), per attribuire ai contenuti pubblicati delle descrizioni. Questi "hashtag", preceduti dal simbolo del cancelletto "#", sono degli aggregatori tematici delle fotografie e delle immagini pubblicate. La loro funzione, quindi, è quella di rendere più facile la ricerca di specifici contenuti per gli utenti.

Il successo di Instagram ha sfruttato il nuovo bisogno sociale creato precedentemente da Facebook e Twitter. L'esigenza di ottenere sempre più *follower* e *like*, quale nuova "dose" di apprezzamenti, coincide con la forma moderna di assuefazione all'auto-affermazione e alla micro-celebrità. Le dinamiche del successo di alcuni profili e di accumulo di attenzione si replicarono esattamente anche su Instagram, portando alcune celebrità ad avere milioni di seguaci (l'usuale modello ad invarianza di scala, capitolo 2.9). Secondo un'agenzia di pubblicità di social media, un profilo con circa 100.000 *follower* riusciva a raggiungere, direttamente, più persone di qualunque altra campagna di pubblicità tradizionale (Ellis-Petersen, 2014). Instagram ha fortemente contribuito a promuovere un modello comportamentale basato sul bisogno sociale del puro narcisismo, incoraggiandolo quasi all'eccesso.

⁶³ Per un approfondimento sulle statistiche relative al mercato degli *smartphone* si veda: <https://www.statista.com/topics/840/smartphones/>.

⁶⁴ La parola "selfie" è diventata un termine altamente utilizzato tanto da entrare nel dizionario e diventare, nel 2013, la parola dell'anno del dizionario di Oxford. Fonte: <https://en.oxforddictionaries.com/word-of-the-year/word-of-the-year-2013>.

Il profilo di un personaggio come Kim Kardashian, con ben 55 milioni di seguaci, rappresenta perfettamente il coronamento dell'importanza di essere celebri nella vita ordinaria delle persone. Instagram, tuttavia, non ha fatto altro che sfruttare un istinto sociale umano, vale a dire un vincolo psicologico e sociale (nella visione a spirale presentata nel primo capitolo, si veda Figura 1.2). Come scrisse il filosofo e antropologo francese René Girard (1965), tutti i desideri umani sono essenzialmente imitativi.

Il successo di Instagram venne colto e sfruttato da Facebook che, nell'aprile del 2012, dopo 18 mesi dal debutto, acquistò il social network delle immagini per un miliardo di dollari.⁶⁵

In una società dominata dai contenuti di Facebook, Twitter e Instagram, i fenomeni diffusivi diventano degli eventi sempre più frequenti e pervasivi. Le cascate di contenuti "virali" divengono, quindi, una manifestazione sociale naturale. È così che le immagini di gattini si propagano in maniera esorbitante,⁶⁶ o che il video su YouTube "Gangnam Style" ottiene più di due miliardi di visualizzazioni (Jiang, Miao, Yang, Lan, & Hauptmann, 2014). L'unico obiettivo di questi contenuti è quello di intrattenere il pubblico abbastanza da innescare la condivisione. Facendo leva sulla curiosità, lo stupore o altre emozioni dall'alta attivazione emotiva (*arousal*), come l'indignazione o l'ansia, il concetto basilare è quello di sfruttare il bisogno e la piacevolezza sociale della condivisione, confermando le idee del già citato Peretti (si veda sul tema Micheletti, Follesdal, & Stolle, 2008). Quello che si sta delineando negli anni 2010, è un'invasione di pubblicità, banner e contenuti di bassa qualità. L'enorme presenza di dati personali sui social network e di tecnologie di tracciamento online, facilita la presenza pervasiva di banner ed inserzioni pubblicitarie, che vengono viste dall'utente come sempre più intrusive rispetto alla propria *privacy* personale. Nei video di YouTube e Facebook, ad esempio, compaiono delle interruzioni pubblicitarie obbligatorie di pochi secondi. L'eccessiva presenza dei contenuti pubblicitari e il relativo abuso d'attenzione dell'utente, diventa un fenomeno irritante tanto da generare (nel settore pubblicitario) fenomeni e concetti come il "native advertising", ossia pubblicità progettata per sembrare contenuto originale del sito visitato dall'utente. D'altra parte, tale confusione digitale ha anche portato alla comparsa di programmi *adblocker*, che riescono a individuare le inserzioni pubblicitarie e a nasconderle.

Come viene ben argomentato da Wu (2016), tuttavia, il complesso sistema delle aziende dell'attenzione è sempre riuscito, nella storia, ad adattarsi e a sfruttare i bisogni umani e sociali dell'individuo di ogni epoca, quale leva per realizzare i propri interessi. Questo è stato possibile sfruttando gli effetti della rete sociale, ossia le tipiche esternalità o cascate informative determinate dall'influenza sociale e, ancor prima, dai vincoli cognitivi umani. Questi fenomeni diffusivi, come si è visto, portano spesso a manifestazioni irrazionali del comportamento collettivo umano di enorme portata.

⁶⁵ Si veda: Rusli, E. M. (2012, April 9) "Facebook Buys Instagram for \$1 Billion." The New York Times, Retrieved from <https://dealbook.nytimes.com/2012/04/09/facebook-buys-instagram-for-1-billion/>.

⁶⁶ Fonte: <https://www.ucl.ac.uk/culture/events/cats-broke-internet>.

Conclusioni

Questo lavoro rappresenta una ricerca e rassegna sul tema delle propagazioni sociali all'interno del sistema complesso della società umana. Partendo dallo studio della scienza dei sistemi complessi si sono analizzate, nel primo capitolo, le principali caratteristiche, proprietà e leggi comuni di tutti i sistemi complessi di cui la società umana fa parte. In particolare, si sono messe in luce qualità come l'intrinseca non linearità di questi sistemi (paragrafo 1.4) e le loro proprietà emergenti, con i relativi vincoli (paragrafo 1.2) che scaturiscono dalle dinamiche evolutive. L'importanza dello studio di qualsiasi organismo o sistema complesso adattativo, infatti, deve necessariamente considerare anche i vincoli elementari che derivano dai livelli antecedenti del sistema (si veda la Figura 1.2). Non è possibile non tenere in considerazione i limiti cognitivi e attentivi dell'essere umano nelle dinamiche diffusive dell'influenza sociale. Successivamente, nel secondo capitolo, si sono descritti gli sviluppi e le scoperte di un'altra fondamentale scienza multidisciplinare, rilevante nello studio delle propagazioni sociali: la scienza delle reti. Quest'ultima, è stata presentata attraverso il punto di vista di Albert-Lazslo Barabási (2002) e Duncan Watts (2003). Ripercorrendo le principali scoperte sui modelli di rete come, ad esempio, il modello di piccolo mondo (Watts & Strogatz, 1998) o ad invarianza di scala (Barabási & Albert, 1999), l'obiettivo è stato quello di mostrare la relativa complessità nel riuscire a decifrare e a rappresentare, attraverso dei modelli matematici, i fenomeni delle reti reali.

Approfondendo i concetti delle propagazioni nelle reti, nel terzo capitolo si sono presentati i principali modelli diffusivi, usati in letteratura, per studiare le propagazioni. A partire dai modelli epidemici e dai modelli fisici percolativi, fino all'approccio più elaborato dell'utilizzo di particolari strutture di rete, la letteratura ha cercato di afferrare e comprendere fenomeni diffusivi come le innovazioni, le mode, le epidemie e le manie delle masse (si pensi, ad esempio, alle bolle finanziarie o all'estremo successo di pochi prodotti culturali). È così che concetti come le esternalità, i processi di vantaggio cumulativo, gli effetti di rete o le cascate informative rappresentano, tutti, le stesse dinamiche (paragrafi 3.6, 3.7, 3.8 e 3.9).

Nel quarto capitolo è stato proposto un modello essenziale inerente alle propagazioni di informazioni, temi e, in generale, contenuti, che avvengono nelle reti sociali online, vale a dire nei *social network*. Utilizzando un modello epidemiologico classico di tipo "SIR" (paragrafo 3.1), si sono simulati a computer i processi diffusivi su un grafo di 1000 nodi, generato attraverso l'algoritmo di *attaccamento preferenziale* di Barabási e Albert (1999). Innescando la diffusione a partire dai nodi maggiormente connessi (gli hub della rete), si sono osservati gli andamenti di crescita del "contagio sociale", sia su una rete base creata in precedenza dall'algoritmo generativo di reti ad invarianza di scala, sia sulla stessa rete che è stata leggermente modificata, eliminando i collegamenti di alcuni nodi di uno specifico intervallo di grado (paragrafo 4.2). Al fine, infatti, di osservare il ruolo del grado medio-alto dei nodi della rete, sono stati eliminati chirurgicamente dei link specifici per poter confrontare gli andamenti di crescita del contagio tra la rete base e quella modificata. Sono state eseguite, inoltre, due diverse tipologie di simulazioni. Nella prima si sono osservati solamente gli andamenti di crescita dei nodi che passano dallo stato suscettibile "S" allo stato infetto "I". Nella seconda simulazione è stata introdotta anche la possibilità di rimozione, ossia lo stato rimosso "R". In questo scenario, quindi, si

sono studiate le propagazioni, osservando i relativi picchi diffusivi ed il tempo di permanenza nella rete. I risultati delle simulazioni mostrano che vi è una leggera differenza tra i contagi sulla rete base e quelli sulla rete modificata, in particolare nella condizione di bassa infettività e di alta probabilità di rimozione (paragrafo 4.6, e Figura 4.20). La relativa semplificazione e stilizzazione del modello, tuttavia, nel tentativo di rappresentare dei processi diffusivi altamente complessi, come quelli che avvengono nelle reti sociali online, necessita di ulteriori specificazioni, come è stato descritto nei relativi possibili sviluppi al paragrafo 4.7.

Successivamente, il quinto capitolo, ha rappresentato il naturale proseguimento e approfondimento dei temi introdotti nel terzo capitolo, ma con collegamenti ad applicazioni più realistiche e a studi più recenti sui fenomeni diffusivi, attraverso alcuni modelli più specifici presenti in letteratura (paragrafi 5.5, 5.6 e 5.7). Partendo dai primi modelli aggregati della teoria dell'innovazione (paragrafo 5.1), si sono illustrate alcune peculiarità dei fenomeni diffusivi delle reti sociali, come il ruolo della struttura (*assortatività* – paragrafo 5.4), dell'influenza e rinforzo sociale (paragrafi 5.5 e 5.6), fino a rappresentazioni più complesse e specifiche dei fenomeni a cascata, che si ritrovano nei principali *social network* come Twitter e Facebook (paragrafo 5.7). Anche in questi modelli, altamente specifici ed elaborati, risulta difficile cogliere e decifrare la non linearità tipica dei fenomeni complessi. Ad oggi, infatti, il limite maggiore di tutti gli studi presenti in letteratura, è il non riuscire a considerare, simultaneamente, la doppia dinamicità delle evoluzioni in atto, sia della rete sociale, sia delle propagazioni stesse.

Infine, nel sesto ed ultimo capitolo si sono ricostruiti, attraverso l'interpretazione di Wu (2016) e del suo concetto delle *industrie dell'attenzione*, i principali fenomeni di massa della storia recente dell'uomo. Analizzando queste propagazioni sociali attraverso i concetti della scienza delle reti e dei sistemi complessi, si è ripercorso l'avvento delle principali innovazioni tecnologiche del mondo dei *mass media* e le conseguenti dinamiche sociali, quali esempi pratici dei concetti di *vantaggio cumulativo* e di *effetto di rete*. Dalla propaganda militare (paragrafo 6.1) fino alla comparsa della radio e della televisione (6.2), del computer con Internet, il web e i relativi *social media* (6.3), per arrivare allo *smartphone* e all'attuale dominio dei *social network* (6.5), queste transazioni sono tutte caratterizzate dalla presenza delle stesse dinamiche diffusive della società umana. In particolare, si evidenzia il ruolo, storico ed attuale, dell'infrastruttura pubblicitaria, quale promotore fondamentale di molte manifestazioni di massa. L'emergenza di determinati valori, norme sociali e bisogni, infatti, può essere vista come una naturale conseguenza delle influenze delle *industrie dell'attenzione*, che hanno spesso sfruttato le dinamiche umane, con i relativi limiti dei livelli fisiologici, psicologici e sociali (si veda Figura 1.2), quale leva fondamentale per generare i propri interessi. Fenomeni come il culto dell'individuo e della celebrità (paragrafo 6.4), ad esempio, rappresentano una chiara manifestazione sociale di vantaggio cumulativo, che è stata perfettamente sfruttata e promossa dal sistema complesso mediatico.

Per concludere, si presenta una visione non lineare della storia proposta da Watts (2003), quale interpretazione della complessità che la scienza e, in generale, l'uomo cerca di decifrare. Solitamente l'uomo è abituato a leggere il successo di eventi, personaggi storici e prodotti popolari attraverso una visione chiara, semplicistica e lineare di causa ed effetto. La visione del mondo che guida gli esseri umani è una visione orientata al risultato, al successo dopo il fatto. Il concetto di successo di un prodotto, di una celebrità o di un leader viene sempre attribuito alle caratteristiche proprie di questi,

e sempre a posteriori. La visione deterministica di causa ed effetto impedisce di contemplare l'idea che, gli stessi prodotti popolari, con le medesime caratteristiche, avrebbero potuto essere dei totali insuccessi. I pattern cognitivi e gli schemi mentali del ragionamento umano si focalizzano su un'analisi fattuale che semplifica la complessità del mondo e che porta a considerare la storia e gli eventi come la naturale conseguenza degli avvenimenti passati. Lo studio dei sistemi complessi, della scienza delle reti e, in particolare, le nozioni della teoria del caos, insegnano che l'output finale di un sistema non è deterministicamente prevedibile, conosciute esattamente le condizioni iniziali del sistema. La deviazione, o *bias*, che l'uomo è portato ad avere nello studio degli eventi storici e dei prodotti o fenomeni culturali, è che i fatti e i risultati mostrati siano stati, in qualche modo, preferiti tra tutte le possibilità, applicando al mondo una visione lineare, deterministica e ordinata. Il modello a cascata del paragrafo 3.9 evidenzia come, dati certi input, non si possano stabilire a priori gli output del sistema. Questo concetto sottolinea come il successo attribuito a celebrità o a prodotti di massa sia un fenomeno, spesso, costruito a posteriori e determinato dall'antecedente raccolta di attenzione. A priori, infatti, risulta impossibile stabilire quale risultato si avrà nonostante siano conosciute le specifiche circostanze iniziali. È così che il consenso o il contagio di un gran numero di persone produce un processo inevitabile di presa di decisione contingente, in cui ognuno, malgrado la presunta indipendenza di pensiero, non fa altro che giudicare allo stesso modo di molte altre persone. La tendenza dell'uomo ad attribuire al successo di prodotti o innovazioni una rilevanza intrinseca, non tiene affatto conto del processo di *vantaggio cumulativo* che si è andato a delineare attraverso un movimento di massa. Anzi, tale popolarità viene ridotta ad un fatto sintetico e semplificato, a cui si attribuisce un'importanza spropositata, dal momento che l'uomo risulta cognitivamente limitato (vincolo fisiologico, si veda Figura 1.2), non riuscendo così a cogliere l'enorme complessità dei sistemi reali. Ad esempio, l'importanza attribuita dalla collettività ad un'icona può essere vista come un vantaggioso strumento cognitivo per interpretare i fenomeni sociali. Allo stesso tempo, tuttavia, può anche essere una trappola o un'insidia, se considerata per studiare l'origine delle dinamiche collettive del comportamento umano. Watts (2003) utilizza un'affascinante similitudine per spiegare il concetto secondo cui il seme, considerato da solo, non è sufficiente a innescare una cascata in una rete (si veda il modello a cascata al paragrafo 3.9). Riferendosi agli alberi che diffondono molti loro semi per moltiplicarsi, Watts sottolinea il meccanismo naturale alla base, secondo cui, solamente il seme che cadrà nel punto giusto del terreno crescerà e darà vita ad un nuovo albero. D'altra parte, Watts ammette che, come molte generalizzazioni, anche questa analogia non tiene conto dell'esistenza di individui particolari nella storia, che hanno dimostrato il loro ruolo in grandiosi ed inevitabili processi d'influenza (si veda paragrafo 1.9). Personaggi che hanno portato a vere e proprie rotture e rivoluzioni scientifiche come Einstein, Cartesio o Newton, rappresentano delle vere "bombe atomiche", che hanno innescato rivoluzioni estremamente rare e che si differenziano dai semplici piccoli "semi" che colpiscono il punto giusto della rete. In tutti i fenomeni di decisioni e comportamenti collettivi, come le bolle finanziarie, le mode culturali, le innovazioni tecnologiche, le rivoluzioni politiche o la conquista del mercato di un fenomeno di massa, il concetto fondamentale sta nel concentrarsi non solo sullo stimolo, ma anche sulla struttura della rete che lo stimolo colpisce. Tenere in considerazione la dinamica evolutiva sia della rete sociale, sia degli stessi fenomeni diffusivi, risulta quindi una condizione imprescindibile per poter comprendere, sempre più, la grande complessità del sistema sociale umano.

Appendice

Per l'esecuzione delle simulazioni del modello diffusivo del quarto capitolo è stato utilizzato PyCX, un *framework* specifico per lo svolgimento di simulazioni dinamiche su sistemi complessi e basato sul linguaggio di programmazione *Python* (scaricabile dal sito <http://pycx.sourceforge.net/>). PyCX mette a disposizione una libreria di modelli classici. Molti di questi modelli fanno uso di librerie esterne, di cui è necessario lo scaricamento ai fini della loro esecuzione. Le principali sono:

- *NumPy* e *SciPy* per il calcolo numerico;
- *Matplotlib* per l'analisi e la realizzazione di diagrammi;
- *NetworkX* per la generazione e la manipolazione di reti;

La classe principale di PyCX (*pycxsimulator*), inoltre, consente l'esecuzione e la visualizzazione della simulazione attraverso un'interfaccia grafica minimale.

Nel modello, presentato nel capitolo quarto, si è particolarmente fatto uso del pacchetto Python *NetworkX*, usato per la creazione, la manipolazione e lo studio della struttura, delle dinamiche e delle funzioni di reti complesse. Per quanto riguarda la generazione della rete di 1000 nodi ad invarianza di scala, è stato usato l'algoritmo generativo dell'attaccamento preferenziale di Barabási e Albert (1999), impostando: il numero totale di nodi (1000); il numero di link aggiunti ad ogni nuovo nodo immesso nella rete (3). In particolare, si noti la funzione che determina l'attaccamento preferenziale ai nodi maggiormente connessi della rete (`def pref_select`). Il codice della generazione della rete base (paragrafo 4.2) è il seguente:

```
import matplotlib
matplotlib.use('TkAgg')
from pylab import *
import networkx as nx

m0 = 5 # number of nodes in initial condition
m = 3 # number of edges per new node
max_nodes = 1000
pycx_instance = None

def initialize():
    global g
    g = nx.complete_graph(m0) # grafo completo - nodi iniziali tutti connessi tra loro.
    g.pos = nx.spring_layout(g)
    g.count = 0

def observe():
    global g
    cla()
    nx.draw(g, pos = g.pos, with_labels= True, node_size = [g.degree(i) * 50 for i in g.nodes()])

def pref_select(nds):
    global g
    r = uniform(0, sum(g.degree(i) for i in nds))
    x = 0
    for i in nds:
        x += g.degree(i)
        if r <= x:
            return i
```

```

def update():
    global g, pycx_instance
    g.count += 1
    if g.count % 1 == 0: # network growth once in every 1 step
        nds = g.nodes()
        newcomer = max(nds) + 1
        for i in range(m):
            j = pref_select(nds)
            g.add_edge(newcomer, j)
            nds.remove(j)
        g.pos[newcomer] = (0, 0)
        if len(g.nodes()) == max_nodes :
            store_network()
            pycx_instance.running = False

    # simulation of node movement
    g.pos = nx.spring_layout(g, pos = g.pos, iterations = 5)

def store_network() :
    global g
    nx.write_gml(g, './rete-base.gml')

import pycxsimulator
pycx_instance = pycxsimulator.GUI()
pycx_instance.start(func=[initialize, observe, update])

```

Per quanto riguarda le simulazioni diffusive, il modello è stato ricavato da un codice, messo a disposizione dalle librerie di PyCX, di un contagio epidemico su una rete. Adattando tale codice alle esigenze del modello (paragrafo 4.3) sono state eseguite, nella prima simulazione, le iterazioni senza la probabilità di rimozione e, nella seconda simulazione, con anche la probabilità di rimozione (sia su rete base che modificata). Di seguito viene mostrato il codice delle simulazioni con anche la probabilità di rimozione, dal momento che l'unica differenza tra la prima (paragrafo 4.4) e la seconda simulazione (4.5) è la presenza o meno di tale probabilità (recoveryProb).

```

import matplotlib
matplotlib.use('TkAgg')
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
import pylab as PL
import random as RD
import scipy as SP
import networkx as NX

RD.seed()
infectionProb = 0.0005
recoveryProb = 0.001
susceptible = 0
infected = 1
recovered = 2
n_infetti = 0
infected_over_time = list()

```

```

def init():
    global time, network, positions, nextNetwork, n_infetti, infected_over_time
    time = 0
    network = NX.read_gml('./rete-base.gml')
    positions = NX.spring_layout(network, k=0.3)
    degree = network.degree()
    # selezione nodi sopra certo grado
    select_hub = [n for n in degree if degree[n] >= 55]
    hub = network.subgraph(select_hub)

    for i in network.nodes_iter():
        network.node[i]['state'] = susceptible

    for i in hub.nodes_iter():
        hub.node[i]['state'] = infected
        n_infetti += 1

    nextNetwork = network.copy()
    infected_over_time.append(n_infetti)

def draw():
    PL.cla()
    NX.draw(network,
            pos = positions,
            node_color = [network.node[i]['state'] for i in network.nodes_iter()],
            with_labels = False,
            edge_color = 'c',
            cmap = PL.cm.YlOrRd,
            vmin = 0,
            vmax = 0.5)
    PL.axis('image')
    PL.title('t = ' + str(time))
    if time == 2900 :
        final_plot()

def step():
    global time, network, nextNetwork, infected_over_time, n_infetti
    time += 1
    for i in network.nodes_iter():
        if network.node[i]['state'] == susceptible:
            nextNetwork.node[i]['state'] = susceptible
            for j in network.neighbors(i):
                if network.node[j]['state'] == infected:
                    if RD.random() < infectionProb:
                        nextNetwork.node[i]['state'] = infected
                        n_infetti += 1
                        break
            else:
                if RD.random() < recoveryProb:
                    nextNetwork.node[i]['state'] = recovered
                    n_infetti -= 1
                else:
                    nextNetwork.node[i]['state'] = infected

    infected_over_time.append(n_infetti)
    network, nextNetwork = nextNetwork, network

```

```

def final_plot():
    global infected_over_time
    # Data for plotting
    t = range(0, len(infected_over_time))
    fig, ax = plt.subplots()
    ax.plot(t, infected_over_time)
    ax.set(xlabel='step tempo', ylabel='popolazione infetti')
    ax.grid()
    # salva figura del plot della crescita
    fig.savefig('./andamento-infetti.png')
    # salva csv ad ogni simulazione
    f = open('./simulazione-1.csv', 'w')
    for index in range(len(infected_over_time)) :
        f.write('%i,%i\n' % (t[index],infected_over_time[index]))
    f.close()

import pycxsimulator
pycxsimulator.GUI().start(func=[init,draw,step])

```

Riferimenti bibliografici

- ABRAHAMSON, E., & ROSENKOPF, L. (1997). Social Network Effects on the Extent of Innovation Diffusion: A Computer Simulation. *Organization Science*, 8(3), 289-309.
- ADAMIC, L. A. (1999). The Small World Web. In: *Proceedings of the Third European Conference on Research and Advanced Technology for Digital Libraries (ECDL, '99)*, vol. 1696 of LNCS, pp. 443-452. Springer.
- ADAMIC, L. A., LUKOSE, R. M., PUNIYANI, A. R., & HUBERMAN, B. A. (2001). Search in power-law networks. *Physical Review E*, 64(4), 46135.
- AHEARN, L. M. (1999). Agency. *Journal of Linguistic Anthropology*, 9(1/2), 12-15.
- ALBERT, R., JEONG, H., & BARABASI, A.-L. (2000). Error and attack tolerance of complex networks. *Nature*, Volume 406, Issue 6794, Pp. 378-382 (2000)., 406, pp. 378-382.
- ALBERT, R., JEONG, H., & BARABÁSI, A.-L. (1999). Diameter of the World-Wide Web. *Nature*, 401(6749), 130-131.
- AMARAL, L. A., SCALA, A., BARTHELEMY, M., & STANLEY, H. E. (2000). Classes of small-world networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 97(21), 11149-11152.
- ANDERSON, C. (2010). *La coda lunga: da un mercato di massa a una massa di mercati*. Codice.
- ASCH, S. E. (1951). Effects of group pressure upon the modification and distortion of judgments. In: *Groups, leadership, and men: Research in human relations*, (pp. 177-190).
- BABER, D. (2008). *Television game show hosts: biographies of 32 stars*. McFarland.
- BAK, P., & CHEN, K. (1991). Self-organized criticality. *Scientific American*, 264(1), 46-53.
- BAK, P., TANG, C., & WIESENFELD, K. (1987). Self-organized criticality: An explanation of the $1/f$ noise. *Physical Review Letters*, 59(4), 381-384.
- BAKSHY, E., HOFMAN, J. M., MASON, W. A., & WATTS, D. J. (2011). Everyone's an influencer: quantifying influence on Twitter. In: *Proceedings of the fourth ACM international conference on Web search and data mining, WSDM '11*, pp. 65-74. ACM: New York.
- BANDINI S. (2015), La sfida della complessità COMPLEXITY UNCHAINED, 2015, Italia.
- BARABÁSI, A.-L. (2002). *Linked: the new science of networks*. Perseus Pub.
- BARABASI, A.-L., & ALBERT, R. (1999). Emergence of scaling in random networks. *Science* (New York, N.Y.), 286(5439), 509-12.
- BARABÁSI, A.-L., ALBERT, R., & JEONG, H. (1999). Mean-field theory for scale-free random networks. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 272(1-2), 173-187.
- BARABÁSI, A.-L., JEONG, H., NÉDA, Z., RAVASZ, E., SCHUBERT, A., & VICSEK, T. (2002). Evolution of the social network of scientific collaborations. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 311(3-4), 590-614.
- BARABÁSI, A. L., & ALBERT, R. (1999). Emergence of scaling in random networks. *Science*, 286(5439), 509-512.
- BARNOUW, E. (1966). *A Tower in Babel: A History of Broadcasting in the United States to 1933*, vol. 1. New York: Oxford University Press.
- BARNOUW, E. (1990). *Tube of plenty: the evolution of American television*. Oxford University Press.
- BASS, F. M. (1969). A New Product Growth for Model Consumer Durables. *Management Science*, 15(5), 215-227.
- BATCHELOR, B. (2009). *American pop: popular culture decade by decade*. Greenwood Press.

- BERTALANFFY L. von (1968). *General System Theory: Foundations, Development, Applications*, George Braziller, New York [edizione italiana: (1971) *Teoria generale dei sistemi*, Istituto librario internazionale, Milano; riedizione: (2004) *Teoria generale dei sistemi*, Mondadori, Milano]
- BIANCONI, G., & BARABÁSI, A.-L. (2001). Bose-Einstein Condensation in Complex Networks. *Physical Review Letters*, 86(24), 5632–5635.
- BIANCONI, G., & BARABÁSI, A.-L. (2001). Competition and multiscaling in evolving networks. *Europhysics Letters (EPL)*, 54(4), 436–442.
- BLANPIED, W. (1980) *Einstein as Guru? The Case of Bose*. in *Einstein: The first hundred years*, a cura di Goldsmith, M., Mackay, A., & Woudhuysen, J., Pergamon Oxford 1980, pp. 93-99.
- BOLLOBÁS, B. (1981). Degree sequences of random graphs. *Discrete Mathematics*, 33(1), 1–19.
- BOUTIN, P. (2008). Twitter, Flickr, Facebook Make Blogs Look So 2004. Retrieved February 6, 2018, from <https://www.wired.com/2008/10/st-essay-19/>
- CARLSON, J. M., DOYLE, J. (1999). Highly optimized tolerance: A mechanism for power laws in designed systems. *Physical Review E*, 60(2), 1412–1427.
- CENTOLA, D. (2010). The spread of behavior in an online social network experiment. *Science*, 329(5996), 1194–1197.
- CHATTERJEE, R. A., & ELIASHBERG, J. (1990). The Innovation Diffusion Process in a Heterogeneous Population: A Micromodeling Approach. *Management Science*, 36(9), 1057–1079.
- CHENG, J., ADAMIC, L., DOW, P. A., KLEINBERG, J. M., & LESKOVEC, J. (2014). Can cascades be predicted? In Proceedings of the 23rd international conference on World wide web - WWW '14 (pp. 925–936). New York: ACM Press.
- CHERUBINI, P. (2012). *Psicologia generale*. R. Cortina.
- CHOI, H., KIM, S.-H., & LEE, J. (2010). Role of network structure and network effects in diffusion of innovations. *Industrial Marketing Management*, 39(1), 170–177.
- CIALDINI, R. B., & GOLDSTEIN, N. J. (2004). Social Influence: Compliance and Conformity. *Annual Review of Psychology*, 55(1), 591–621.
- CLARK, K. (1973). “Mona Lisa”. *Burlington Magazine*, 115(840), 144–51.
- COLEMAN, J., KATZ, E., & MENZEL, H. (1957). The Diffusion of an Innovation Among Physicians. *Sociometry*, 20(4), 253–270.
- CORRAO, S. (2000). *Il focus group*. Francoangeli, Milano.
- CURRID-HALKETT, E. (2010). *Starstruck: the business of celebrity*. Faber and Faber.
- DAVIS, G. F. (1996). The Significance of Board Interlocks for Corporate Governance. *Corporate Governance: An International Review*, 4(3), 154–159.
- DAWKINS, R. (1976). *The selfish gene*. Oxford university press.
- DEFFUANT, G., NEAU, D., AMBLARD, F., & WEISBUCH, G. (2000). Mixing beliefs among interacting agents. *Advances in Complex Systems*, 3(01n04), 87–98.
- DELRE, S. A., JAGER, W., BIJMOLT, T. H. A., & JANSSEN, M. A. (2007). Targeting and timing promotional activities: An agent-based model for the takeoff of new products. *Journal of Business Research*, 60(8), 826–835.
- DELRE, S. A., JAGER, W., BIJMOLT, T. H. A., & JANSSEN, M. A. (2010). Will It Spread or Not? The Effects of Social Influences and Network Topology on Innovation Diffusion. *Journal of Product Innovation Management*, 27(2), 267–282.
- DE TONI A.F., COMELLO L. (2005), *Prede o ragni. Uomini e organizzazioni nella ragnatela della complessità*, Utet, Torino.
- DEZSŐ, Z., & BARABÁSI, A. L. (2002). Halting viruses in scale-free networks. *Physical Review E*, 65(5), 055103.

- DODDS, P. S., & WATTS, D. J. (2004). Universal behavior in a generalized model of contagion. *Physical Review Letters*, 92(21), 218701.
- DODDS, P. S., & WATTS, D. J. (2005). A generalized model of social and biological contagion. *Journal of Theoretical Biology*, 232(4), 587–604.
- DOW, P. A., ADAMIC, L. A., & FRIGGERI, A. (2013). The Anatomy of Large Facebook Cascades. In *Seventh International AAAI Conference on Weblogs and Social Media*.
- ELLIS-PETERSEN, H. (2014). Instagram Users Turn Flash into Cash, as Companies Eye New Advertising Market. Retrieved February 7, 2018, from <https://www.theguardian.com/technology/2014/nov/27/instagram-users-earn-income-advertising-brands>.
- ELLUL, J. (1965). *The Characteristics of Propaganda*, in *Readings in propaganda and persuasion: new and classic essays*, ed. Garth Jowett & Victoria O'Donnell (Thousand Oaks, CA: SAGE Publications, 2006).
- EMIRBAYER, M., & MISCHKE, A. (1998). What is agency?. *American journal of sociology*, 103(4), 962-1023.
- ERDÖS, P., & RÉNYI, A. (1959). On random graphs, I. *Publicationes Mathematicae (Debrecen)*, 6, 290–297.
- FAMA, E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. In *Journal of Finance*, 25, pp. 383-417.
- FLORY, P. J. (1941). Molecular Size Distribution in Three Dimensional Polymers. I. Gelation. *Journal of the American Chemical Society*, 63(11), 3083–3090.
- FORRESTER, J. W. (1971). *World dynamics*. Cambridge MA: Wright-Allen Press.
- FOURT, L. A., & WOODLOCK, J. W. (1960). Early Prediction of Market Success for New Grocery Products. *Journal of Marketing*, 25(2), 31.
- GANDOLFI, A. (1999). *Formicai, imperi, cervelli: introduzione alla scienza della complessità*. Bollati Boringhieri.
- GARTHWAITE, C., & MOORE, T. (2008). The role of celebrity endorsements in politics: Oprah, Obama, and the 2008 democratic primary. *Department of Economics, University of Maryland*. 1-59.
- GIRARD, R. (1965). *Deceit, desire, and the novel; self and other in literary structure*. Johns Hopkins Press.
- GLANCE, N. S., & HUBERMAN, B. A. (1994). The dynamics of social dilemmas. *Scientific American*, 270(3), 76-81.
- GLEICK, J. (1987). *Chaos: Making a new science*. New York: Viking Penguin.
- GOEL, S., ANDERSON, A., HOFMAN, J., & WATTS, D. J. (2015). The Structural Virality of Online Diffusion. *Management Science*.
- GOEL, S., WATTS, D. J., & GOLDSTEIN, D. G. (2012). The structure of online diffusion networks. In *Proceedings of the 13th ACM Conference on Electronic Commerce (EC '12)*. New York: ACM Press. pp. 623-638.
- GOLDENBERG, J., EFRONI, S. (2001). Using cellular automata modeling of the emergence of innovations. *Technological Forecasting and Social Change*, 68(3), 293–308.
- GOLDENBERG, J., LIBAI, B., SOLOMON, S., JAN, N., & STAUFFER, D. (2000). Marketing percolation. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 284(1–4), 335–347.
- GRANOVETTER, M. (1973). "The Strength of Weak Ties". *American Journal of Sociology*, 78(6), 1360–1380.
- GRANOVETTER, M. (1978). "Threshold Models of Collective Behavior". *American Journal of Sociology*, 83(6), 1420–1443.
- GUARE, J. (1992). *Six degrees of separation*. Dramatists Play Service.
- HABERMAS, J. (1989). *The structural transformation of the public sphere: an inquiry into a category of bourgeois society*. Cambridge: MA: MIT Press.

- HAFNER, K., & LYON, M. (1998). *Where wizards stay up late: the origins of the Internet*. Simon & Schuster.
- HARDEN, B. (2002). Coming to Grips With the Enduring Appeal of Body Piercing - The New York Times. Retrieved January 10, 2018, from <http://www.nytimes.com/2002/02/12/us/coming-to-grips-with-the-enduring-appeal-of-body-piercing.html>
- HEGSELMANN, R., & KRAUSE, U. (2002). Opinion dynamics and bounded confidence models, analysis, and simulation. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 5(3).
- HOHNISCH, M., PITTAUER, S., & STAUFFER, D. (2008). A percolation-based model explaining delayed takeoff in new-product diffusion. *Industrial and Corporate Change*, 17(5), 1001–1017.
- HOLLAND, J. H. (1995). *Hidden Order: How Adaptation Builds Complexity*. New York: Addison Wesley Publishing Company.
- HOPKINS, C. C. (2007). *Scientific advertising*. Minneapolis: Filiquarian Publishing.
- HORTON, D., & WOHL, R. (1956). Mass Communication and Parasocial Interaction: Observation of Intimacy at a Distance. *Psychiatry*, 19(3), 215–229.
- ILLOUZ, E. (2003). *Oprah Winfrey and the glamour of misery: an essay on popular culture*. Columbia University Press.
- JANSSEN, M. A., & JAGER, W. (2003). Simulating Market Dynamics: Interactions between Consumer Psychology and Social Networks. *Artificial Life*, 9(4), 343–356.
- JIANG, L., MIAO, Y., YANG, Y., LAN, Z., & HAUPTMANN, A. G. (2014). Viral Video Style: A Closer Look at Viral Videos on YouTube. In *Proceedings of International Conference on Multimedia Retrieval - ICMR '14* (pp. 193–200). New York: ACM Press.
- KADANOFF, L. P. (1993). *From Order to Chaos* (Vol. 1). World Scientific.
- KATZ, E., & LAZARSFELD, P. F. (1955). *Personal influence: the part played by people in the flow of mass communications*. Glencoe: The Free Press.
- KATZ, E., & SCANNELL, P. (2009). *The end of television? Its impact on the world (so far)*. Sage.
- KATZ, E. (1961). The social itinerary of technical change: two studies on the diffusion of innovation. *Human Organization*, 20(2), 70–82.
- KAUFFMAN, S. A. (1996). *At home in the universe: the search for laws of self-organization and complexity*. Oxford University Press.
- KELLEY, K. (2010). *Oprah: a biography*. New York: Crown Archtype.
- KERMACK, W. O., & MCKENDRICK, A. G. (1932). Contributions to the Mathematical Theory of Epidemics. II. The Problem of Endemicity. *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 138(834), 55–83.
- KIESLING, E., GÜNTHER, M., STUMMER, C., & WAKOLBINGER, L. M. (2012). Agent-based simulation of innovation diffusion: a review. *Central European Journal of Operations Research*, 20(2), 183–230.
- KILLWORTH, P. D., & BERNARD, H. R. (1978). The reversal small-world experiment. *Social Networks*, 1(2), 159–192.
- KIRKPATRICK, D. (2011). *The Facebook effect: the inside story of the company that is connecting the world*. Simon & Schuster.
- KLEINBERG, J. (2000). The small-world phenomenon. In *Proceedings of the thirty-second annual ACM symposium on Theory of computing - STOC '00* (pp. 163–170). New York: ACM Press.
- KLEINFELD, J. S. (2002). The small world problem. *Society*, 39(2), 61–66.
- KOGUT, B., & WALKER, G. (2001). The Small World of Germany and the Durability of National Networks. *American Sociological Review*, 66(3), 317.

- KONDRATIEV, N. D. (1925). *The Major Economic Cycles* (in Russian). Moscow. Translated and published as *The Long Wave Cycle* by Richardson & Snyder, New York, 1984.
- KOSSINETTS, G., & WATTS, D. J. (2009). Origins of Homophily in an Evolving Social Network. *American Journal of Sociology*, 115(2), 405–450.
- KUPAVSKII, A., OSTROUMOVA, L., UMOV, A., USACHEV, S., SERDYUKOV, P., GUSEV, G., & KUSTAREV, A. (2012). Prediction of retweet cascade size over time. In *Proceedings of the 21st ACM international conference on Information and knowledge management - CIKM '12*, pp. 2335-2338. New York, New York, USA: ACM Press.
- KWAK, H., LEE, C., PARK, H., & MOON, S. (2010, April). What is Twitter, a social network or a news media?. In *Proceedings of the 19th International Conference on World Wide Web* (pp. 591-600). ACM.
- LANZA, G. (2015). *La misurazione della disuguaglianza economica. Approcci, metodi e strumenti*. Milano, FrancoAngeli. pp. 188-200.
- LÁSZLÓ, E. (1991). *The Age of Bifurcation: Understanding the Changing World*. Philadelphia: Gordon & Breach.
- LAWLESS, J. (2005). Nigel Newton: Is there life after Harry? You can bet your Hogwarts there is. Retrieved January 19, 2018, from <http://www.independent.co.uk/news/people/profiles/nigel-newton-is-there-life-after-harry-you-can-bet-your-hogwarts-there-is-296317.html>
- LILJEROS, F., EDLING, C. R., AMARAL, L. A. N., STANLEY, H. E., & ÅBERG, Y. (2001). The web of human sexual contacts. *Nature*, 411(6840), 907–908.
- LIPPMANN, W. (1922). *Public Opinion*. New York: Harcourt, Brace and Company.
- LOHMANN, S. (1994). The Dynamics of Informational Cascades: The Monday Demonstrations in Leipzig, East Germany, 1989–91. *World Politics*, 47(1), 42–101.
- LORENZ, E. N. (1963). Deterministic Nonperiodic Flow. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 20(2), 130–141.
- MA, S., FENG, L., MONTEROLA, C. P., & LAI, C. H. (2017). Importance of small-degree nodes in assortative networks with degree-weight correlations. *Physical Review E*, 96(4), 42308.
- MA, Z., SUN, A., & CONG, G. (2013). On predicting the popularity of newly emerging hashtags in Twitter. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 64(7), 1399–1410.
- MANSFIELD, E. (1961). Technical Change and the Rate of Imitation. *Econometrica*, 29(4), 741.
- MANVELL, R., & FRAENKEL, H. (2010). *Doctor Goebbels: his life and death*. Skyhorse Pub.
- MCADAM, D., & PAULSEN, R. (1993). Specifying the Relationship Between Social Ties and Activism. *American Journal of Sociology*, 99(3), 640–667.
- MCPHERSON, M., SMITH-LOVIN, L., & COOK, J. M. (2001). Birds of a feather: Homophily in social networks. *Annual review of sociology*, 27(1), 415-444
- MERRY, U., & KASSAVIN, N. (1995). *Coping with uncertainty: Insights from the new sciences of chaos, self-organization, and complexity*. Westport, CT, US: Praeger Publishers/Greenwood Publishing Group.
- MERTON, R. K. (1968). *Social theory and social structure*. New York: Simon and Schuster.
- MERTON, R. K. (1968). The Matthew Effect in Science. *Science*, 159(3818), 606–623.
- MICHELETTI, M., FOLLESDAL, A. & STOLLE, D., (2008) Politics, Products, and Markets: Exploring Political Consumerism Past and Present. *Economic Geography*. 84 (1), 123-125.
- MILGRAM, S. (1967). The small world problem. *Psychology Today*, 2(1), 60–67.
- MORIN, E. (1985). “La via della complessità”, in G. Bocchi, M. Ceruti (a cura di), *La sfida della complessità*, Feltrinelli, Milano, 1985.

- NEWMAN, M. E. J. (2000). Models of the Small World: A Review. *Journal of Statistical Physics*, 101(3–4), 819–841.
- NEWMAN, M. E. J. (2001a). Scientific collaboration networks. I. Network construction and fundamental results. *Physical Review E*, 64(1), 16131.
- NEWMAN, M. E. J. (2001b). The structure of scientific collaboration networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 98(2), 404–409.
- NEWMAN, M. E. J. (2002). Assortative Mixing in Networks. *Physical Review Letters*, 89(20), 208701.
- NEWMAN, M. E. J. (2003). Mixing patterns in networks. *Physical Review E*, 67(2), 26126.
- NEWMAN, M. (2010). *Networks: an introduction*. Oxford university press.
- NEWMAN, M. E. J., STROGATZ, S. H., & WATTS, D. J. (2001). Random graphs with arbitrary degree distributions and their applications. *Physical Review E*, 64(2), 26118.
- NEWMAN, M. E. J., & WATTS, D. J. (1999). Scaling and percolation in the small-world network model. *Physical Review E*, 60(6), 7332–7342.
- NISHIGUCHI T., BEAUDET A. (2000) Fractal Design: Self-organizing Links in Supply Chain Management. In: von Krogh G., Nonaka I., Nishiguchi T. (eds) *Knowledge Creation*. Palgrave Macmillan, London.
- PACKARD, V. (2007). *The hidden persuaders*. New York: Ig Pub. (Original work published 1957).
- PARETO, V. (1909). *Cours d'Économie Politique*: Nouvelle édition par G.- H. Bousquet et G. Busino, Librairie Droz, Geneva, 1964, pp. 299–345.
- PASTOR-SATORRAS, R., VÁZQUEZ, A., & VESPIGNANI, A. (2001). Dynamical and Correlation Properties of the Internet. *Physical Review Letters*, 87(25), 258701.
- PASTOR-SATORRAS, R., & VESPIGNANI, A. (2001). Epidemic spreading in scale-free networks. *Physical Review Letters*, 86(14), 3200–3203.
- PAYNE, J. L., DODDS, P. S., & EPPSTEIN, M. J. (2009). Information cascades on degree-correlated random networks. *Physical Review E - Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics*, 80(2), 26125.
- PERROW, C. (1999). *Normal accidents: living with high-risk technologies*. Princeton University Press.
- PETROVIC, S., OSBORNE, M., & LAVRENKO, V. (2011). RT to Win! Predicting Message Propagation in Twitter. In: *Fifth International AAAI Conference on Weblogs and Social Media (ICWSM)*, pp. 586–589.
- PRIGOGINE, I., STENGERS, I. (1984). *Order out of chaos: man's new dialogue with nature*. Bantam Book, New York.
- RAPOPORT, A. (1957). Contribution to the theory of random and biased nets. *The Bulletin of Mathematical Biophysics*, 19(4), 257–277.
- ROGERS, E. (1962). *Diffusion of innovations*. New York: Free Press of Glencoe.
- ROSEN, E. (2009). *The anatomy of buzz revisited: real-life lessons in word-of-mouth marketing*. New York: Doubleday.
- RUSLI, E. M. (2012, April 9). "Facebook Buys Instagram for \$1 Billion." The New York Times, Retrieved from <https://dealbook.nytimes.com/2012/04/09/facebook-buys-instagram-for-1-billion/>
- RYAN, B., GROSS, N. C. (1943). The Diffusion of Hybrid Seed Corn in Two Iowa Communities. *Rural Sociology*, 8(1), 15.
- SALGANIK, M. J., & WATTS, D. J. (2008). Leading the Herd Astray: An Experimental Study of Self-fulfilling Prophecies in an Artificial Cultural Market. *Social Psychology Quarterly*, 71(4), 338–355.
- SASSOON, D. (2006). *Leonardo and the Mona Lisa story: the history of a painting told in pictures*. Overlook Duckworth/Madison Press.

- SCHULZ, B. (2008). The Importance of Soft Skills: Education beyond academic knowledge. *NAWA Journal of Language and Communication*.
- SIMON, H. A., EGIDI, M., & MARRIS, R. (1995). *Economics, bounded rationality and the cognitive revolution*. Aldershot, UK & Brookfield, VT: E. Elgar.
- SMITH, A., & MCCULLOCH, J. R. (1838). *An Inquiry into the Nature and Causes of the Wealth of Nations*. A. and C. Black and W. Tait.
- SOLOMONOFF, R., & RAPOPORT, A. (1951). Connectivity of random nets. *The Bulletin of Mathematical Biophysics*, 13(2), 107–117.
- SORNETTE, D. (2006). *Critical phenomena in natural sciences: chaos, fractals, selforganization and disorder: concepts and tools*. Springer Science & Business Media.
- STAUFFER, D., & AHARONY, A. (1992). *Introduction to percolation theory*. London: Taylor & Francis.
- STOCKMAYER, W. H. (1943). Theory of Molecular Size Distribution and Gel Formation in Branched-Chain Polymers. *The Journal of Chemical Physics*, 11(2), 45–55.
- SZABO, G., & HUBERMAN, B. A. (2010). Predicting the popularity of online content. *Communications of the ACM*, 53(8), 80–88.
- TUFEKCI, Z. (2008). Grooming, gossip, Facebook and Myspace. *Information, Communication & Society*, 11(4), 544–564.
- TUNGATE, M. (2007). *Adland: a global history of advertising*. Philadelphia: Kogan Page.
- VALENTE, T. (1996). Network models of the diffusion of innovations. *Computational and Mathematical Organization Theory*, 2(2), 163–164.
- VALENTE, T. W., & DAVIS, R. L. (1999). Accelerating the Diffusion of Innovations Using Opinion Leaders. *The Annals of the American Academy of Political and Social Science*, 566(1), 55–67.
- VOLTERRA, V. (1926). Variazioni e fluttuazioni del numero d'individui in specie animali conviventi, *Mem. Acad. Lincei Roma*, 2, 31–113.
- WATTS, D. J. (1999a). Networks, Dynamics, and the Small-World Phenomenon. *American Journal of Sociology*, 105(2), 493–527.
- WATTS, D. J. (1999b). *Small worlds: the dynamics of networks between order and randomness*. Princeton University Press.
- WATTS, D. J. (2002). A simple model of global cascades on random networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 99(9), 5766–5771.
- WATTS, D. J. (2003). *Six degrees: the science of a connected age*. New York: W. W. Norton.
- WATTS, D. J. (2007). Is Justin Timberlake a Product of Cumulative Advantage? Retrieved from <http://www.nytimes.com/2007/04/15/magazine/15wwlnidealab.t.html>
- WATTS, D. J., & DODDS, P. S. (2007). Influentials, Networks, and Public Opinion Formation. *Journal of Consumer Research*, 34(4), 441–458.
- WATTS, D. J., DODDS, P. S., & NEWMAN, M. E. J. (2002). Identity and search in social networks. *Science*, 296(5571), 1302–5.
- WATTS, D., & SALGANIK, M. (2011). Social Influence: The Puzzling Nature of Success in Cultural Markets. In *The Oxford Handbook of Analytical Sociology*. Oxford University Press.
- WATTS, D. J., & STROGATZ, S. H. (1998). Collective dynamics of “small-world” networks. *Nature*, 393(6684), 440–442.
- WEIZSÄCKER, E. U. von & WEIZSÄCKER, C. von (1998). Information, evolution and “error-friendliness”. *Biological Cybernetics*, 79(6), 501–506.
- WELCH, D. (2002). *The Third Reich: politics and propaganda*. London-New York: Routledge.
- WENG, L., FLAMMINI, A., VESPIGNANI, A., & MENCZER, F. (2012). Competition among memes in a world with limited attention. *Scientific Reports*, 2(1), 335.

- WENG, L., MENCZER, F., & AHN, Y.-Y. (2013). Virality Prediction and Community Structure in Social Networks. *Scientific Reports*, 3(2522).
- WERMERS, R. (1999). Mutual Fund Herding and the Impact on Stock Prices. *The Journal of Finance*, 54(2), 581–622.
- WIENER, N. (1961). *Cybernetics or Control and Communication in the Animal and the Machine* (Vol. 25). MIT press.
- WILSON, K. G. (1971). Renormalization Group and Critical Phenomena. I. Renormalization Group and the Kadanoff Scaling Picture. *Physical Review B*, 4(9), 3174–3183.
- WOLFRAM, S. (1983). Statistical mechanics of cellular automata. *Reviews of Modern Physics*, 55(3), 601–644.
- WU, T. (2016). *The attention merchants: the epic scramble to get inside our heads*. New York: Knopf.
- XULVI-BRUNET, R., & SOKOLOV, I. M. (2004). Reshuffling scale-free networks: From random to assortative. *Physical Review E*, 70(6), 66102.
- YOOK, S. H., JEONG, H., & BARABASI, A. L. (2002). Modeling the Internet's large-scale topology. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 99(21), 13382–6.
- ZANOTTI, L. (2017, March 16). Che cosa sono le API in informatica? Una componente software importante per la digital transformation. Retrieved February 2, 2018, from <https://www.zerounoweb.it/software/erp-crm-scm/cosa-sono-le-api-e-quale-impatto-hanno-sul-business/>.