

# Modelli di distribuzione del consenso: un’analisi empirica e comparativa

Antonio Falcone\*

Laurea Magistrale in Informatica, Università di Bologna

Social Network Analysis

(Dated: 2016)

**Abstract:** Basandoci sulla teoria diffusa secondo la quale in un sistema elettorale moderno e reale la distribuzione del consenso non sia regolata dal caso, o meglio dalla semplice campagna elettorale svolta da ogni candidato, in questo studio prendiamo in considerazione l’ipotesi di alleanze tra candidati e di comportamenti e strutture identici tra liste. Per dimostrare queste ipotesi abbiamo analizzato il caso delle elezioni comunali del Comune di Manfredonia (FG) avvenute nel 2015.

## I. INTRODUZIONE

Negli ultimi anni, politici e sociologi hanno cercato di investigare i comportamenti che si nascondono dietro alla distribuzione del consenso verso i candidati e di conseguenza le diverse strategie adottate per influenzare l’andamento del voto. Il problema si può immaginare come un caso di Social Network Analysis: infatti possiamo vedere la struttura elettorale del risultato del voto concentrando l’attenzione sulle relazioni tra gli attori. Come caso abbiamo analizzato i dati relativi alle elezioni comunali del Comune di Manfredonia: gli attori in questo caso sono i candidati al consiglio comunale messi in relazione ai loro consensi ottenuti in ogni seggio.

Di conseguenza, la rete sociale che abbiamo è una bi-modale *candidati-seggi* che ci indica per ogni candidato il valore del consenso ricevuto in ogni seggio.

Una delle ipotesi da verificare è quella del *voto di scambio* tra candidati: il riferimento va alla strategia di alleanze tra due o più candidati al fine di avere risultati migliori nei seggi. In questo modo si interrompe la scelta “casuale” da parte degli elettori. Questo comportamento sociale dovrebbe emergere da uno studio su una rete che ha le caratteristiche che abbiamo elencato.

Inoltre, abbiamo cercato di evidenziare strutture e comportamenti differenti tra liste: coalizioni diverse ed opposte dovrebbero avere strutture sociali e strategie differenti tra loro.

### A. Modalità di voto e seggi assegnati

Il sistema elettorale utilizzato è quello proporzionale: i seggi del consiglio comunale vengono assegnati suddividendoli tra le varie liste in proporzione ai voti ottenuti. Ogni cittadino può esprimere una doppia preferenza, non obbligatoria: la doppia preferenza deve avere candidati di genere opposto ma appartenenti alla stessa lista. L’alleanza uomo-donna tra candidati della stessa lista è uno dei comportamenti che abbiamo cercato di investigare.

La corsa al consiglio comunale (Tabella 1) era così composta: 5 candidati sindaci che rappresentavano rispettivamente le coalizioni di centrosinistra, centrodestra, il M5S e due liste civiche locali. La coalizione di centrosinistra era composta da 8 liste (partiti e liste civiche) a sostegno del candidato sindaco, il centrodestra concorreva con 5 liste. Ognuna di queste liste ha al suo interno circa 24 candidati.

TABLE I. Liste civiche e partiti

Lista	Sindaco	Voti	Seggi
Partito Democratico	Riccardi	8.611	8
Lista civica -Ilbellovieneora	Riccardi	4.714	4
UDC	Riccardi	2.774	2
Lista civica - Iniziativa Democratica	Riccardi	1.991	2
Lista civica - Movimento e.s.t.	Riccardi	1.931	2
Lista civica - Noi e voi per Manfr	Riccardi	931	-
Sinistra unita per il lavoro	Riccardi	731	-
Cristiani uniti	Riccardi	417	-
Forza Italia	Romani	2.296	2
Lista civica - Manfredonia al centro	Romani	494	-
Oltre con Fitto	Romani	410	-
Noi con Salvini	Romani	283	-
Fratelli d’Italia - Alleanza Nazionale	Romani	131	-
M5S	Fiore	2.572	1
Lista civica - Manfredonia Nuova	Magno	1.510	-
Lista civica - Manfredonia che funziona	Caratù	893	-

## II. DATA HANDLING

Attraverso gli Open Data del Comune di Manfredonia [2], abbiamo a disposizione tutti i dati relativi alle elezioni comunali svolte nel 2015. Più precisamente, il sito mette a disposizione un file PDF di 50 pagine contenente i risultati ottenuti dai candidati in ogni seggio. Il documento raggruppa i candidati in base alle liste di appartenenza. La dimensione del dataset è quindi 362 righe (*candidati*) x 59 colonne (*seggi*).

Per estrarre i dati ed averli in un formato più accessibile (CSV), sono state usate due librerie:

1. *pdfrw*[3], scritta in Python ed utilizzata per separare il documento PDF in tanti file diversi, uno per ogni pagina. Ogni file contiene i risultati di 20 seggi.

\* antonio.falcone2@studio.unibo.it

2. *PDFBox Apache*[1], libreria Java che permette di trasformare documenti PDF in testo semplice.

Una volta estratto il testo dal documento PDF, questo è stato pulito (utilizzando uno script Python) dalle righe non necessarie, ed è stato creato un unico file CSV contenente tutti i candidati e i loro risultati in ogni seggio.

Il dataset generale è stato suddiviso in 16 parti, una per ogni lista ed è stato aggiunto un vettore di attributi contenente informazioni sul genere del candidato.

### III. METODO

In questa sezione verrà illustrato il metodo e le misure di rete utilizzate per analizzare i dataset tramite il software UCINET[4]. Non tutti i dataset sono stati presi in considerazione per l'analisi: in particolare, sono stati scartati quelli delle liste che hanno ottenuto 0 seggi nei risultati finali, perchè il basso numero di voti non ci consente di fare delle analisi sensate.

Per verificare le ipotesi che verranno mostrate in seguito, si è applicato un “algoritmo” unico su tutti i dataset (liste) presi in considerazione, che prevede un lavoro sui dati e l'applicazione di misure a cascata. In questo modo cerchiamo di capire se, utilizzando lo stesso procedimento di analisi su ogni lista, queste hanno strutture e comportamenti diversi.

#### A. Affiliazione

Il dataset originale è una matrice bimodale *candidati-seggi*. La matrice è stata affiliata per avere una monomodale *candidati-candidati* che ci indica solo le relazioni tra attori: il metodo utilizzato per mettere in relazione gli attori è stato quello della somma dei minimi. Il ragionamento è il seguente: se due candidati A e B scambiano tra di loro, ed hanno ricevuto rispettivamente 10 e 2 voti nello stesso seggio, lo scambio può avvenire sul minimo dei due valori, cioè 2.

#### B. Ego Network

Preso una lista contenente i candidati vincitori, prendiamo in considerazione le Ego Network di questi ultimi: la rete personale dei candidati vincitori, dal loro punto di vista. Cerchiamo di capire se, in una lista dove ci sono più vincitori (ad esempio 2), questi hanno delle EgoNet separate (parzialmente o totalmente), il che significherebbe che hanno relazioni sociali (e/o accordi) con gruppi diversi di persone.

Di queste reti abbiamo estratto il main component: i nodi isolati sono stati eliminati perchè inutili ai fini della ricerca.

**Hypothesis 1 (H1):** *Se i candidati vincenti avessero cerchie private di relazioni, le loro Ego Network sarebbero distinte.*

Possiamo dimostrare che questa ipotesi è falsa, perchè la dimensione delle Ego Network (main component) delle liste valutate risulta quasi identica alle reti stesse (Tabella 2). Non c'è quindi una separazione di rapporti tra i nodi focali (*ego*) delle reti: le loro reti sono identiche. Quindi, i candidati vincitori non hanno delle reti personali diverse ma i loro rapporti comprendono tutti i nodi della rete.

TABLE II. EgoNet Size

Lista	EgoNet Size
M5S	100%
Partito Democratico	100%
UDC	87.5%
Iniziativa Democratica	79.2%
Mov. EST	95.8%
ILBelloVieneOra	100%
Forza Italia	100%

#### C. Dicotomizzazione

Un ulteriore passo per ridurre la quantità dei dati, scartando quelli irrilevanti, è stato quello di dicotomizzare le reti. Attraverso questa operazione, rendiamo la matrice di valori una matrice binaria, attraverso la selezione di un punto di cutoff. Le reti sono state dicotomizzate scegliendo di tenere il  $\approx 75\%$  dell'informazione, scartando il resto. Anche dopo questa operazione si è tenuto solo il main component. A questo punto abbiamo trasformato le reti di valori scalari in reti binarie sul punto di cutoff scelto.

### IV. RETI ETEROFILIE

I cittadini chiamati al voto hanno la possibilità (non obbligo) di esprimere una doppia preferenza; i candidati scelti devono avere genere opposto e devono appartenere alla stessa lista. Questo comportamento ci porta a pensare ad una rete eterofila, cioè dove gli uomini si accordano con le donne (o viceversa) in alleanza per scambiare preferenze tra loro.

**Hypothesis 2 (H2):** *Se la rete fosse eterofila allora sarebbe evidenziato dalla densità su gruppi, con la matrice dei valori più popolata sui quadranti 2 e 3.*

Calcoliamo la densità su gruppi utilizzando come attributo il genere del candidato. Prendiamo come esempio le liste *UDC* e *Forza Italia*. Le matrici dei risultati ci mostrano come sono distribuiti i legami in base al genere: se le reti fossero eterofile, avremmo il secondo e il terzo quadrante più popolati rispetto a primo e quarto.

		1									
		6	7	3	4	5	1	2	8	9	0
		M	M	D	D	F	B	C	P	R	T
-----											
6	MARASCO Vittoria	1	1		1	1	1	1	1	1	1
7	MONACO Marika	1	1		1	1	1	1	1	1	1
3	D'ANZERIS Antonietta	1	1		1	1	1	1	1	1	1
-----											
4	DI BARI Marco	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
5	FELTRI Vincenzo	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
1	BASTA Michelangelo	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
2	CONOSCIATORE Antonio	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
8	PALENA Arcangelo	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
9	RICUCCI Michele	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
10	TOMAIUOLO Francesco	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

1.: Density by groups della rete UDC

		1	8	3	4	5	6	7	2	9	0	1	1
		C	S	D	D	G	L	M	D	S	T	T	T
1	CLEMENTE Eliana		1	1		1	1	1	1	1	1	1	1
8	SALVEMINI Michele		1			1	1	1	1	1	1	1	1
3	DI LORENZO Maristella		1	1		1	1		1	1	1	1	1
4	DI RUGGERI Domenico		1	1	1				1	1	1	1	1
5	GRAMAZIO Raffaele		1	1	1				1	1	1	1	1
6	LA TORRE Andrea		1										
7	MARASCO Matteo		1	1					1	1	1	1	1
2	DELL'OLIO Andrea		1	1	1		1	1	1	1	1	1	1
9	SALVEMINI Raffaele		1	1					1	1	1	1	1
10	TARONNA Leonardo		1	1	1		1	1	1	1	1	1	1
11	TOMAIUOLO Roberto		1	1	1				1	1	1	1	1
12	TOTARO Nastassja		1	1	1		1	1	1	1	1	1	1

## 2.: Density by groups della rete Forza Italia

Dai risultati invece vediamo che questo comportamento non c'è. Più precisamente possiamo dire che per via della densità molto elevata (UDC ha densità 100%), i legami non hanno un comportamento che segue il genere: tutti hanno legami con tutti, o quasi.

### A. E-I Index

Misurare il numero di legami esterni/interni rispetto all'attributo di genere ci da un'ulteriore indicazione sulla possibile eterofilia della rete. Applicando E-I Index abbiamo queste informazioni: anche qui dovremmo avere un numero di legami che vanno all'esterno nettamente superiore a quelli interni per poter affermare che la rete sia eterofila.

## Whole Network Results

		1	2	3	4
		Freq	Pct	Possib	Densit
1	Internal	48.000	0.533	48.000	1.000
2	External	42.000	0.467	42.000	1.000
3	E-I	-6.000	-0.067	-6.000	-0.067

```
Max possible external ties: 42.000
Max possible internal ties: 48.000
```

**1.:** E-I Index della rete UDC

## Whole Network Results

		1	2	3	4
		Freq	Pct	Possibl	Density
1	Internal	42.000	0.477	78.000	0.538
2	External	46.000	0.523	54.000	0.852
3	E-I	4.000	0.045	-24.000	-0.182

```
Max possible external ties: 54.000
Max possible internal ties: 78.000
```

## 2.: E-I Index della rete Forza Italia

Anche dai risultati di questa misura possiamo affermare che non c'è alcuna evidenza di eterofilia, perchè il numero di legami interni ed esterni è molto vicino tra loro.

## V. BETWEENNESS CENTRALITY

Per investigare la rete e capire quali tra i candidati abbiano maggiormente la funzione di intermediario tra altri candidati, utilizziamo la misura di *betweenness centrality*. La misura indica la frequenza con cui un nodo si trova nel percorso più breve che collega un'altra coppia di nodi.

In riferimento alla nostra rete, questa misura ci aiuta a capire chi possa aver usato la sua posizione di intermediario per ottenere più preferenze (e.g. una donna si trova in un percorso tra due uomini, alleandosi con questi due riceve un numero maggiore di preferenze).

		1	2
		Betweenness	nBetweenness
2	CLEMENTE Eliana	12.300	22.364
1	TARONNA Leonardo	2.300	4.182
3	DELL'OLIO Andrea	2.300	4.182
12	TOTARO Nastassja	2.300	4.182
9	SALVEMINI Michele	2.300	4.182
4	DI LORENZO Maristella	0.500	0.909
5	DI RUGGERI Domenico	0.000	0.000
7	LA TORRE Andrea	0.000	0.000
8	MARASCO Matteo	0.000	0.000
10	SALVEMINI Raffaele	0.000	0.000
11	TOMAIUOLO Roberto	0.000	0.000
6	GRAMAZIO Raffaele	0.000	0.000

DESCRIPTIVE STATISTICS FOR EACH MEASURE

		1	2
		Betweenness	nBetweenness
1	Mean	1.833	3.333
2	Std Dev	3.321	6.039
3	Sum	22.000	40.000
4	Variance	11.031	36.465
5	SSQ	172.700	570.909
6	MCSSQ	132.367	437.576
7	Euc Norm	13.142	23.894
8	Minimum	0.000	0.000
9	Maximum	12.300	22.364
10	N of Obs	12.000	12.000

Network Centralization Index = 20.76%

### 1.: Betweenness centrality rete Forza Italia

Osserviamo le informazioni su una delle reti (*Forza Italia*): l'indice di centralità pari al 20% ci indica una centralizzazione media della rete. Dalle statistiche descrittive notiamo che solo il 2% circa dei legami mediamente comporta la presenza di intermediari.

Il nodo n. 2 (CLEMENTE) presenta l'indice di betweenness più alto della rete, la sua posizione di potere (centralità) ha sicuramente portato preferenze dalla sua parte in quanto sarà il candidato più votato della rete (e quindi vincente), con un distacco considerevole rispetto agli altri candidati più votati.

Oltre alla rete del partito *Forza Italia*, analizziamo quella della lista civica *Movimento EST*. Dalla struttura della rete visualizzata con il software NetDraw (Fig. 1) notiamo subito una forma a stella, questo indica che il candidato centrale gode di maggior potere. Tutti gli altri nodi si presentano eguali dal punto di vista del potere.

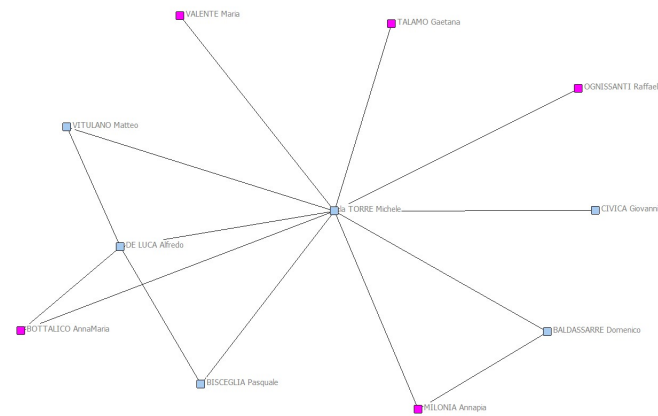


FIG. 1. Network Movimento EST

Il candidato con posizione centrale nella rete (LA TORRE), è stato quello con più preferenze nella lista e quindi eletto nel consiglio comunale, ottenendo più del 30% delle preferenze totali della lista civica. Infatti, dalle informazioni di betweenness, vediamo che il suo indice è molto elevato, questo lo pone in una posizione centrale nel suo network. L'indice di centralità della rete (87%) ci conferma la somiglianza del network in analisi alla rete a stella, dove si presenta la forma di rete di minor eguaglianza.

	1	2
	Betweenness	nBetweenness
1	39.500	87.778
6	1.500	3.333
3	0.000	0.000
2	0.000	0.000
5	0.000	0.000
4	0.000	0.000
7	0.000	0.000
8	0.000	0.000
9	0.000	0.000
10	0.000	0.000
11	0.000	0.000

#### DESCRIPTIVE STATISTICS FOR EACH MEASURE

		1	2
		Betweenness	nBetweenness
1	Mean	3.727	8.283
2	Std Dev	11.320	25.157
3	Sum	41.000	91.111
4	Variance	128.153	632.854
5	SSQ	1562.500	7716.049
6	MCSSQ	1409.682	6961.392
7	Euc Norm	39.528	87.841
8	Minimum	0.000	0.000
9	Maximum	39.500	87.778
10	N of Obs	11.000	11.000

Network Centralization Index = 87.44%

#### 2.: Betweenness centrality della rete Movimento EST

Tra le reti, queste sono le uniche che presentano un indice di centralità sufficientemente alto che permette di evidenziare delle posizioni di potere di uno o più nodi. Le altre reti, per via della loro forma, non hanno valori di betweenness dei nodi che indicano posizioni di vantaggio rispetto ad altri nodi.

		1	2
		Betweenness	nBetweenness
1	BALZAMO Vincenzo	2.694	2.566
6	D'AMBROSIO Damiano	2.694	2.566
3	CAMPO Mariagrazia	2.694	2.566
12	RINALDI Pasquale	2.694	2.566
11	PRENCIPE Antonio	2.694	2.566
16	ZINGARIELLO Salvatore	2.694	2.566
2	BISCEGLIA Rosalia	1.194	1.138
14	TRIGIANI Lucia	1.194	1.138
10	PALUMBO Libero	0.444	0.423
5	CAPUTO Raffaele	0.000	0.000
9	OGNISSANTI Giovanni	0.000	0.000
7	LA TORRE Francesco	0.000	0.000
13	SALINARI Alessandro	0.000	0.000
4	CANDIDO Enrica	0.000	0.000
15	ZAMMARANO Addolorata	0.000	0.000
8	MASTROLUCA Michela	0.000	0.000

#### DESCRIPTIVE STATISTICS FOR EACH MEASURE

		1	2
		Betweenness	nBetweenness
1	Mean	1.188	1.131
2	Std Dev	1.226	1.168
3	Sum	19.000	18.095
4	Variance	1.503	1.363
5	SSQ	46.611	42.278
6	MCSSQ	24.049	21.813
7	Euc Norm	6.827	6.502
8	Minimum	0.000	0.000
9	Maximum	2.694	2.566
10	N of Obs	16.000	16.000

Network Centralization Index = 1.53%

#### 3.: Betweenness centrality della rete Partito Democratico

Prendiamo come esempio la rete del *Partito Democratico*: l'indice di centralizzazione è inferiore al 2% ed indica una minima centralizzazione della rete, di conseguenza valori di betweenness abbastanza omogenei tra loro. Infatti la betweenness dei nodi non ci mostra dei nodi nettamente più centrali rispetto ad altri.

## VI. GRUPPI

A questo punto, cerchiamo di decomporre le reti in sottoinsiemi di candidati; vogliamo identificare dei gruppi di candidati connessi tra loro in modo stretto. L'analisi delle *clique* ci permette di trovare questi sottografi formati da 3 o più nodi. In questo caso, abbiamo utilizzato la versione *N-Clique* perchè meno rigida, impostando  $N = 2$ .

L'obiettivo è trovare le possibili alleanze tra gruppi di candidati. Ad esempio, una clique composta da una donna e due uomini, può indicare un'alleanza tra questi tre candidati. Per via della doppia preferenza uomo/donna, un gruppo coeso di questo tipo permetterebbe ai tre candidati di scambiarsi preferenze e la donna avrebbe il maggior vantaggio.

Per via della struttura delle nostre reti non è possibile identificare dei gruppi coesi e suddividerli in clique. La densità delle reti è così elevata ( $\geq 90\%$ ) da non permettere di riconoscere una divisione in gruppi. Quasi tutti i nodi sono reciprocati tra di loro, di conseguenza la rete stessa viene vista come un'unica clique.

1 2-cliques found.

1: BALZAMO Vincenzo BISCEGLIA Rosalia CAMPO Mariagrazia CANDIDO Enrica CAPUTO Raffaele D'AMBROSIO Damiano LA TORRE Francesco MASTROLUCA Michela OGNISSANTI Giovanni PALUMBO Libero PRENCIPE Antonio RINALDI Pasquale SALINARI Alessandro TRIGIANI Lucia ZAMMARANO Addolorata ZINGARIELLO Salvatore

		1	2	3	4	5	6	7	8	9	0	1	2	3	4	5	6
		B	B	C	C	C	D	L	M	O	P	P	R	S	T	Z	Z
1	BALZAMO Vincenzo	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
2	BISCEGLIA Rosalia	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
3	CAMPO Mariagrazia	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
4	CANDIDO Enrica	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
5	CAPUTO Raffaele	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
6	D'AMBROSIO Damiano	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
7	LA TORRE Francesco	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
8	MASTROLUCA Michela	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
9	OGNISSANTI Giovanni	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
10	PALUMBO Libero	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
11	PRENCIPE Antonio	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
12	RINALDI Pasquale	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
13	SALINARI Alessandro	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
14	TRIGIANI Lucia	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
15	ZAMMARANO Addolorata	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
16	ZINGARIELLO Salvatore	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

HIERARCHICAL CLUSTERING OF OVERLAP MATRIX

```

B B C C C D L M O P P R S T Z Z
A I A A A ' A A G A R I A R A I
L S M N P A S N L E N L I M N
Z C P D U M T T I U N A I G M G
A E O I T B O R S M C L N I A A
M G D O R R O S B I D A A R R
O L M O O R L A O P I R N A I
I a R S E U N E I I N E
V A r E a I C T L P O L
i i n f O F A I i A a A L L
n R a r f r b n s l u A O

```

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	0	1	2	3	4	5	6
Level	1	2	3	4	5	6	7	8	9	0	1	2	3	4	5	6
1,000	XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX															

1.: N-Clique della rete Partito Democratico

Il risultato dell'applicazione di N-Clique sulla rete del *Partito Democratico* ci mostra quanto detto prima. Tutti i componenti della rete vengono racchiusi in un'unica clique. Dalle misure principali sulla rete possiamo vedere infatti che il grado medio è circa 13 su 16 nodi, e la densità quasi 0,9. E' impossibile, di conseguenza, trovare una possibile divisione in gruppi.

		1
	PDAff_G	
	E_272-m	
	ain	
	-----	
1	Avg Degree	12,625
2	Indeg H-Index	12
3	Deg Centralization	0,181
4	Out-Central	0,169
5	In-Central	0,169
6	Density	0,842
7	Components	1
8	Component Ratio	0
9	Connectedness	1
10	Fragmentation	0
11	Closure	0,888
12	Avg Distance	1,158
13	SD Distance	0,365
14	Diameter	2
15	Wiener Index	278
16	Dependency Sum	38
17	Breadth	0,079
18	Compactness	0,921
19	Mutuals	0,842
20	Asymmetrics	0
21	Nulls	0,158
22	Arc Reciprocity	1
23	Dyad Reciprocity	1

2.: Misure di rete Partito Democratico

## VII. RUOLI E POSIZIONI

In questa sezione, utilizziamo un criterio diverso per la suddivisione delle reti in gruppi di attori: l'equivalenza strutturale.

L'equivalenza strutturale è una tecnica utilizzata per l'analisi delle posizioni in una rete, che permette l'identificazione e la differenziazione dei membri di un gruppo sulla base delle loro *posizioni*. L'equivalenza strutturale è quella proprietà matematica che permette di identificare classi o sottoinsiemi di attori. Permette quindi la divisione di una rete in gruppi di attori che sono similamente collegati con altri attori nella rete. Gli individui non devono necessariamente interagire (direttamente o indirettamente) per esibire comportamenti simili, anzi, al contrario, attori strutturalmente equivalenti possono non essere al corrente dell'esistenza reciproca.

Nel nostro caso di studio cerchiamo di suddividere le reti in gruppi di candidati e di identificare i ruoli diversi. I ruoli che si possono creare sono due: i candidati che attraverso la loro posizione di potere hanno ricevuto preferenze dagli accordi con altri candidati che, invece, hanno agito solamente per incrementare le preferenze dei loro "superiori". Misuriamo il grado di equivalenza strutturale tra i candidati calcolando la similarità della posizione nella rete tra questi: consideriamo quelli che sono sufficientemente simili tra loro da poter essere considerati strutturalmente equivalenti.



**Hypothesis 3 (H3):** *Se ci fosse differenza di comportamenti tra vecchi e nuovi partiti, dovrei avere risultati diversi dall'applicazione delle misure di rete.*

Le misure scelte per il confronto sono: coefficiente di clustering, densità, centralization. Il paragone viene fatto tra il valore del M5S e quello di tutti gli altri partiti e liste civiche.

TABLE III. Confronto partiti tradizionali (V) con M5S

	V	M5S	St Dev
Clustering Coeff	90,5	86	3,18
Density	76,2	75	0,84
Centralization	18,43	7	8,08

Tramite queste misure possiamo definire a grandi linee la struttura delle reti e i possibili comportamenti sociali dei nodi. Tutte le reti analizzate hanno densità molto elevata e vicina al 90% (tranne per Iniziativa Democratica). Questa caratteristica rende difficile la suddivisione dei network in gruppi (clique e cluster) e l'identificazione di ruoli diversi tra candidati. La possibilità dei candidati di agire nella rete è rappresentata dal coefficiente di clustering; anche questo valore, molto alto, ci fa capire che tutti i candidati nel network hanno grandi possibilità di interagire con tutti. Infine, l'indice di centralizzazione della rete, utilizzato per mostrare l'eventuale disuguaglianza nella distribuzione del potere tra i candidati. Tutte le reti hanno un indice molto basso, tranne per quelle di Forza Italia e Iniziativa Democratica.

La struttura del network del M5S si presenta coerente con le caratteristiche degli altri partiti e liste. Quindi, a differenza di quanto dichiarato nel proprio manifesto politico, anche il M5S segue i comportamenti sociali dei partiti classici e delle liste civiche locali, non differenziandosi in nessuna caratteristica.

## IX. CORRELAZIONE TRA PUNTEGGIO E MISURE DI RETE

A questo punto, cerchiamo di capire se esiste una correlazione tra il punteggio ottenuto dai candidati ed una o più misure di rete. Per effettuare l'analisi bivariata, sono state scelte come misure il *coefficiente di clustering* e la *betweenness centrality*. I risultati ottenuti dai candidati sono stati normalizzati sul totale della lista di appartenenza.

Osservando il grafico dell'analisi tra betweenness e punteggi (Fig. 2), possiamo intuire visivamente che non ci sia una correlazione evidente tra la misura e il risultato ottenuto dal candidato. Punteggi alti e bassi vengono accoppiati spesso con bassi valori di betweenness, quindi la

correlazione è bassa. Infatti, calcolando l'indice di correlazione (utilizzando il software di statistica *R*), il valore ottenuto è 0.5370851: poichè l'indice di correlazione va da -1 a 1, il risultato indica una correlazione media.

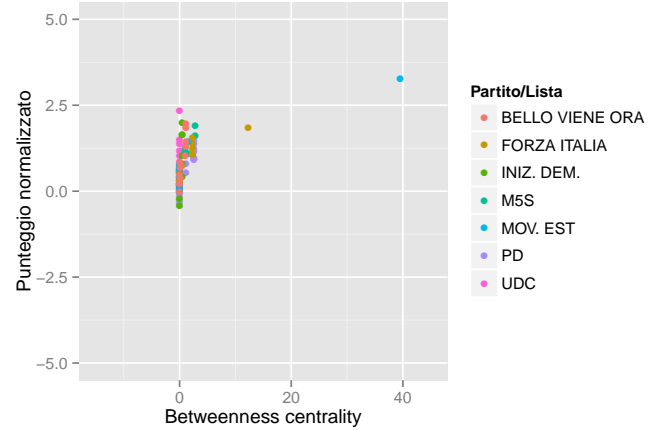


FIG. 2. Analisi bivariata su Betweenness e Punteggio

Questo riflette quanto visto nel nostro modello; nel caso dei candidati più votati, i risultati ottenuti non sempre sono collegati ad alti valori di betweenness.

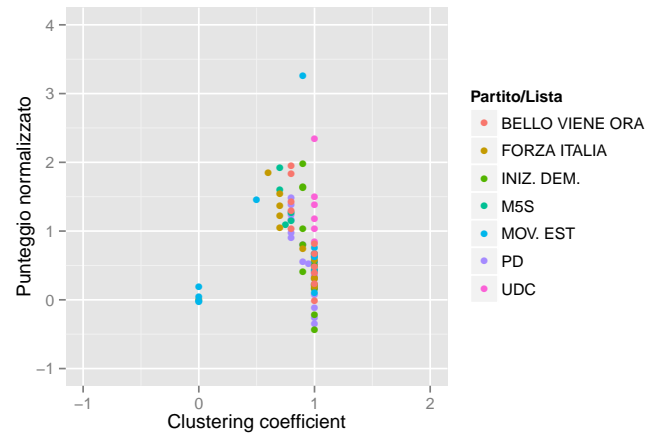


FIG. 3. Analisi bivariata su Clustering coefficient e Punteggio

La correlazione è ancora minore tra coefficiente di clustering e punteggio normalizzato. Vediamo dal grafico (Fig. 3) che i valori di clustering e di punteggio vengono accoppiati in modo praticamente casuale tra loro. Il coefficiente di correlazione infatti vale -0.001072244. Il valore è praticamente 0, il che indica che non c'è alcuna correlazione tra i due parametri.

- [2] Comune di Manfredonia. Preferenze Consiglio comunale—Riepilogo generale per Lista, Maggio 2015. URL <http://www.comune.manfredonia.fg.it/attivitaservizi/elettorale/ele2015/index.htm>.
- [3] PdfRW. PDF file reader/writer library, 2015. URL <https://pypi.python.org/pypi/pdfw/0.2>.
- [4] UCINET. Software package for the analysis of social network data., 2015. URL <https://sites.google.com/site/ucinetsoftware/home>.