



UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI PADOVA

**Dipartimento di Psicologia dello Sviluppo e della
Socializzazione (DPSS)**

**Corso di laurea Magistrale in Psicologia dello Sviluppo e
dell'Educazione**

Tesi di Laurea Magistrale

**Instagram e immagine corporea: studio su un campione di giovani
donne italiane mediante social network analysis.**

**Studying social networks of Italian young women on Instagram: an exploratory
approach based on social network analysis.**

Relatore

Prof. Antonio Calcagni

Correlatore

Prof. Natale Canale

Laureanda: Annamaria Garello

Matricola: 1233518

Anno Accademico 2020-2021

Sommario

Introduzione.....	5
1 Psicologia e social media.....	7
1.1 Caratteristiche dei social media.....	7
1.2 La ricerca in psicologia sui social media	8
1.3 Instagram.....	10
2 Ricerca e campione	15
2.1 I dati raccolti.....	15
2.1.1 Instagram Addiction Scale	15
2.1.2 Instagram Activity Scale	16
2.1.3 SATAQ	16
2.1.4 SOBBS	17
2.1.5 Informazioni demografiche	18
2.1.6 I dati di Instagram.....	18
2.2 Il campione	19
2.3 Gli obiettivi della ricerca.....	21
3 Analisi descrittiva dei dati	23
3.1 Analisi preliminari	23
3.2 Network analysis.....	29
3.2.1 Origini e caratteristiche della network analysis.....	29
3.2.2 I grafi.....	31
3.2.2.1 La terminologia associata ai grafi	32
3.2.2.2 Caratteristiche dei vertici.....	33
3.2.2.3 Caratteristiche degli archi	34
3.2.2.4 Coesione della rete	34
3.2.3 Network analysis dei dati.....	36
4 Modelli statistici per grafi.....	41
4.1 Ergm.....	41

4.2 Ergm applicati ai dati	42
Conclusioni.....	45
Bibliografia.....	47
Appendice.....	51
Appendice A	51
Appendice B	60

Introduzione

I *social media* sono sempre più presenti nella vita quotidiana di ognuno di noi e sono diventati oggetto di ricerca in psicologia. I ricercatori ne hanno studiato l'impatto sul benessere psicologico delle persone ed è emerso che potrebbero avere un impatto negativo sulla salute, portando talvolta a sviluppare depressione e ansia.

Questo lavoro si focalizza su Instagram, in particolare, un *social network* in cui gli utenti condividono foto e video ed il cui uso potrebbe avere ricadute negative sulla percezione della propria immagine corporea, arrivando talvolta a determinare lo sviluppo di disturbi alimentari. È stata indagata, inoltre, la dipendenza che si può sviluppare per l'uso di questo *social network*.

L'obiettivo di questo lavoro è quello di studiare le reti sociali formate da un gruppo di 293 giovani donne italiane che avevano fornito, in una ricerca precedente a questo lavoro, i loro dati Instagram, scaricandoli dal proprio profilo. Le ragazze avevano risposto anche ad alcuni questionari riguardanti auto-oggettivazione, immagine corporea e interiorizzazione delle norme di bellezza, dipendenza da Instagram, tipo di attività svolta su Instagram e alcune informazioni demografiche come età, livello di istruzione.

Utilizzando un approccio esplorativo, i dati Instagram sono stati analizzati mediante la *social network analysis*, un metodo di analisi statistica basato sulle reti, che ben si presta allo studio dei dati ricavati dai *social media*, in cui gli utenti sono connessi l'un l'altro attraverso relazioni di amicizia, di lavoro, di scambio di informazioni.

Per analizzare i dati Instagram è stato utilizzato il *software R*, attraverso cui sono state studiate le caratteristiche del campione e quelle delle reti sociali formate dalle partecipanti. Le reti sono, state, inoltre, studiate attraverso dei modelli statistici, gli *Exponential Random Graph Models (ERGM)*, che hanno permesso di indagare l'impatto delle variabili psicologiche ricavate dai questionari e di altre variabili, ricavate dall'analisi dei dati, sulla formazione delle reti.

Il codice utilizzato per l'analisi dei dati su R è riportato nell'Appendice A.

1 Psicologia e social media

1.1 Caratteristiche dei social media

I *social media* sono delle comunità virtuali in cui gli utenti possono creare e diffondere contenuti e possono interagire a diversi livelli: personale, professionale, commerciale, politico, sociale (Kapoor et al., 2018). I *social media* o *social network*, tra cui i più famosi sono Facebook, Twitter, Instagram, WhatsApp, LinkedIn, hanno un ruolo sempre più importante nelle nostre vite, come documenta il rapporto *Digital 2021: global overview report*, che riporta i dati aggiornati a gennaio 2021¹.

Gli utenti attivi sui *social media* sono, infatti, 4.20 miliardi nel mondo (il 53.6% della popolazione) e 41 milioni in Italia² (il 67.9% della popolazione), in aumento rispetto al 2020, come si può vedere dalla tabella 1.

	Mondo	Incremento annuale	Italia	Incremento annuale
Popolazione	7.83 miliardi	+1.0%	60.41 milioni	-0.2%
Utenti Internet	4.66 miliardi (66.6% della popolazione)	+7.3%	50.54 milioni (83.7% della popolazione)	+2.2%
Utenti attivi sui <i>social media</i>	4.20 miliardi (53.6% della popolazione)	+13.2%	41 milioni (67.9% della popolazione)	+5.7%

Tabella 1: Utenti Internet e dei social media in relazione alla popolazione italiana e mondiale.

Gli utenti nel mondo, inoltre, usano in media i *social network* per 2 ore e 25 minuti al giorno, mentre, in Italia, gli utenti trascorrono in media sui *social network* 1 ora e 52 minuti al giorno, come si può vedere nella tabella 2. Gli utenti italiani, inoltre, hanno circa 8 *account* ciascuno e circa il 30% degli utenti Internet usa i *social network* per lavoro.

1

¹ (2021, 6 settembre) <https://wearesocial.com/it/blog/2021/01/digital-2021-i-dati-globali>

² (2021, 6 settembre) <https://datareportal.com/reports/digital-2021-italy>

	Mondo	Italia
Utenti Internet (16-64 anni) che hanno usato o visitato un <i>social network</i> nell'ultimo mese	98.1%	98.5%
Utenti attivi sui <i>social network</i> nell'ultimo mese	90.2%	85.2%
Tempo trascorso in media al giorno sui <i>social network</i>	2 ore e 25 minuti	1 ora e 52 minuti
Numero medio di <i>social network account</i> per utente	8.4	7.8
Utenti Internet che usano i <i>social network</i> per lavoro	40.4%	31.4%

Tabella 2: *Uso dei social network in Italia e nel mondo.*

Le ragioni principali per cui gli utenti nel mondo usano i *social media* sono: essere aggiornati sulle notizie e su ciò che accade, trovare contenuti divertenti, riempire il tempo libero, essere informati su ciò che stanno facendo gli amici, cercare prodotti da comprare, condividere la propria opinione, incontrare nuove persone, lavorare, essere sicuri di non perdere nessuna informazione (Fear Of Missing Out, FOMO)¹.

Le piattaforme *social* più usate nel mondo sono Facebook, Youtube, WhatsApp, Instagram e Facebook Messenger¹ mentre, in Italia, la classifica di *social media* più usati vede Youtube al primo posto, seguito da WhatsApp, Facebook, Instagram e Facebook Messenger².

1.2 La ricerca in psicologia sui social media

Come già descritto precedentemente, i *social network* occupano un posto sempre più importante nella vita quotidiana di ognuno. Un fenomeno di massa di tale portata è diventato, perciò, oggetto di ricerca e, in particolare, della ricerca psicologica.

I *social network*, infatti, rappresentano uno strumento utile per comunicare con un gran numero di persone ed essere aggiornati in tempo reale su quello che accade nel mondo, ma possono anche avere un impatto negativo sul benessere psicologico delle persone.

¹ (2021, 6 settembre) <https://wearesocial.com/it/blog/2021/01/digital-2021-i-dati-globali>

² (2021, 6 settembre) <https://datareportal.com/reports/digital-2021-italy>

Per quanto riguarda gli adolescenti, Sarmiento e colleghi (2020) hanno studiato la relazione tra l'uso dei *social media* e la presenza di sintomi internalizzanti, come depressione, ansia e senso di solitudine, in ragazzi tra i 12 e i 18 anni. In questa fascia di età particolarmente vulnerabile, i ragazzi, infatti, presentano spesso sintomi internalizzanti e fanno un uso estensivo dei *social network*.

L'interazione *online* presenta aspetti peculiari rispetto all'interazione faccia a faccia, come la possibilità di poter rimanere anonimi, di inviare messaggi in modo asincrono, di comunicare con persone separate fisicamente o con persone che non hanno mai incontrato.

Questi aspetti possono essere vantaggiosi per i ragazzi che soffrono di ansia sociale, permettendo loro di sperimentare un maggiore senso di serenità in un'interazione anonima e asincrona, in cui non è necessario saper padroneggiare il linguaggio non verbale. Allo stesso tempo, l'interazione *online* può presentare dei rischi, come la dipendenza da Internet, il cyberbullismo, la pressione ad essere costantemente connessi e attivi sui *social*.

Questi rischi potrebbero essere maggiormente presenti negli adolescenti con sintomi internalizzanti, oppure tali rischi potrebbero peggiorare i sintomi dei ragazzi.

Sarmiento e colleghi (2020) hanno analizzato 68 studi, riscontrando, nella maggior parte dei casi, una relazione diretta tra l'uso dei *social media* e la presenza di sintomi internalizzanti. Questa relazione, è stata spesso approfondita indagando l'eventuale presenza di moderatori o valutando aspetti specifici dell'uso dei *social media*. Per esempio, è stato riscontrato che l'uso dei *social network* per fare confronti sociali e per cercare *feedback* portava gli adolescenti con minori livelli di popolarità tra i pari ad essere maggiormente suscettibili ai sintomi depressivi. Alcuni dei moderatori trovati erano, inoltre, rappresentati dal genere e dal supporto sociale. Data la grande varietà di variabili esaminate negli studi, però, non è stato possibile determinare le condizioni o le caratteristiche personali che influenzano la relazione tra l'uso dei *social media* e la presenza di sintomi internalizzanti. Per determinare, inoltre, una possibile relazione causale tra questi due aspetti della vita degli adolescenti, sarebbero necessari studi longitudinali rigorosi dal punto di vista metodologico e guidati da un modello teorico (Sarmiento et al., 2020).

Anche nella rassegna della letteratura di Keles, McCrae e Grealish (2020) è stata riscontrata una correlazione significativa tra l'uso dei *social network* e problemi di salute mentale come depressione, ansia e disagio psicologico. Nei 13 studi analizzati la depressione era il disturbo maggiormente indagato e i fattori di rischio principali per l'emergere di depressione, ansia e disagio psichico erano rappresentati dal tempo trascorso sui *social media*, dalle attività svolte, come il controllo ripetitivo dei messaggi, dall'investimento personale e dall'uso problematico o compulsivo

dei *social*. Come nello studio di Sarmiento e colleghi (2020), però, l'impatto dell'uso dei *social media* sulla presenza di sintomi psicologici è da considerarsi multifattoriale. È importante, infatti, individuare le variabili moderatrici che influenzano tale relazione. I principali moderatori individuati da Keles et al. (2020) sono stati l'insonnia e altri fattori legati al sonno, il supporto sociale percepito e la ruminazione.

Per quanto riguarda il ruolo dell'età e del sesso, è stato riscontrato che le ragazze e i giovani adolescenti sarebbero più a rischio di sviluppare ansia e depressione (Keles et al., 2020).

1.3 Instagram

Instagram è un *social network* creato per condividere momenti della propria vita attraverso foto e video. Permette, inoltre, di commentare o mettere "mi piace" ai contenuti condivisi dagli altri utenti e di creare e condividere messaggi visivi temporanei, le "storie", in tempo reale (Foroughi, Griffiths, Iranmanesh e Salamzadeh, 2021). I contenuti caricati da un utente, inoltre, non sono visibili a tutti, ma soltanto ai suoi *followers*, cioè agli utenti che possono "seguire" gli aggiornamenti del suo profilo Instagram. I profili seguiti da un utente vengono, invece, definiti "*following*" (Longobardi, Settanni, Fabri e Marengo, 2020).

Questo lavoro si focalizza sull'analisi dei dati Instagram di un campione di giovani donne italiane, che vengono messi in relazione ai costrutti di *Instagram addiction* e immagine corporea.

L'*Instagram addiction* fa riferimento alla dipendenza che si può sviluppare verso l'uso di questo *social network*. L'utilizzo dei *social media* permette, infatti, di gratificare dei bisogni e questo rappresenta un incentivo per continuare ad usarli in modo frequente, portando una minoranza degli utenti a sviluppare forme di dipendenza. Foroughi e colleghi (2021) hanno ipotizzato che alla base dell'*Instagram addiction* ci siano bisogni sociali, bisogni di riconoscimento, bisogni di informazione e bisogni di intrattenimento. Tale relazione sarebbe, inoltre, moderata dalla quantità di attività fisica svolta, che rappresenterebbe un modo alternativo per soddisfare i bisogni sociali e psicologici, oppure un modo per sostituire attività di ricerca di informazioni o di comunicazione.

I risultati dello studio, svolto su studenti universitari, hanno confermato in parte le ipotesi, dal momento che i bisogni di informazione non sono risultati significativi nel predire l'*Instagram addiction* (Foroughi et al., 2021). Attraverso l'uso di Instagram, invece, i ragazzi soddisferebbero il loro bisogno di promozione di sé, di formazione della propria identità personale, attraverso la ricerca dell'approvazione dei pari (bisogni di riconoscimento), il loro bisogno di comunicare con gli amici e di conoscere nuove persone (bisogni sociali) e il loro desiderio di svago nel tempo libero

(bisogni di intrattenimento). Per quanto riguarda la ricerca di informazioni, invece, sarebbero privilegiati altri *social media* che utilizzano metodi di comunicazione testuali, come Facebook e Twitter. L'attività fisica, inoltre, è risultata un moderatore significativo, riducendo l'effetto dei bisogni sociali e di intrattenimento sulla dipendenza da Instagram (Foroughi et al., 2021).

Foroughi e colleghi (2021) hanno indagato anche le conseguenze dell'*Instagram addiction*, individuando un impatto negativo sul rendimento accademico e una maggiore suscettibilità allo sviluppo di ansia sociale e depressione.

In un altro studio è stato indagato il ruolo della popolarità degli utenti nella dipendenza da Instagram (Longobardi et al., 2020). È stato riscontrato che, in un campione di ragazzi italiani della scuola secondaria di primo grado, un maggiore livello di popolarità su Instagram (cioè un maggior numero di *followers*) aumentava il rischio di sviluppare l'*Instagram addiction* e di essere esposti a cyberbullismo. Questo, a sua volta, aveva un impatto negativo sulla felicità soggettiva dei ragazzi.

Un maggior numero di *following*, al contrario, rappresentava un fattore protettivo per lo sviluppo della dipendenza da Instagram e per l'esposizione a cyberbullismo, e portava a un aumento dei livelli di felicità soggettiva dei ragazzi. Gli autori hanno, quindi, supposto che i ragazzi con un numero maggiore di *following* usino Instagram in modo più passivo, senza cercare frequentemente profili e senza consultare continuamente i contenuti caricati dagli altri utenti, e che non ricerchino uno stato di popolarità (Longobardi et al., 2020).

Per quanto riguarda l'immagine corporea, diversi studi hanno dimostrato che le immagini femminili proposte dai *media* che rappresentano un'ideale di magrezza portano le donne ad internalizzare tale ideale e a confrontare il proprio aspetto fisico con quello delle altre donne. Questo fenomeno ha spesso un impatto negativo sulla percezione della propria immagine corporea e può condurre allo sviluppo di disturbi alimentari (Cohen, Newton-John e Slater, 2017). L'uso dei *social media*, essendo caratterizzato da una facile accessibilità, da una continua interazione tra pari e dalla condivisione di immagini, favorisce, in misura maggiore ai *media* tradizionali, l'internalizzazione di ideali di magrezza e il confronto dell'aspetto fisico con i pari. È stato dimostrato, infatti, che l'uso dei *social media* è associato a una percezione distorta della propria immagine corporea e alla presenza di disturbi alimentari. In particolare, vedere e caricare foto e utilizzare i *social network* in modo disfunzionale (ad esempio, ricercando *feedback* negativi) sono stati associati ad un peggioramento della salute psicologica (Holland & Tiggemann, 2016). Inoltre, nello studio di Cohen e colleghi (2017), seguire *account* focalizzati sull'aspetto fisico (cioè *account* relativi alla salute, al *fitness* o *account* di modelle) era associato all'internalizzazione dell'ideale di magrezza, al

monitoraggio corporeo e al desiderio di magrezza, mentre questa associazione non si verificava per gli *account* non focalizzati sull'aspetto fisico (cioè *account* relativi ai viaggi).

Questo risultato è stato confermato anche valutando le immagini di profili Instagram pubblici (Brown & Tiggemann, 2016). Un campione di studentesse universitarie è stato, infatti, suddiviso casualmente in tre gruppi: un gruppo era sottoposto alla visione di immagini di persone famose, un gruppo alla visione di immagini di altre ragazze sconosciute, ugualmente attraenti alle celebrità, e un gruppo di controllo era sottoposto alla visione di immagini di viaggi. È stato riscontrato che l'esposizione a immagini di persone famose e a quelle di altre ragazze aveva un effetto negativo sull'umore e sulla soddisfazione rispetto al proprio corpo. Questo effetto era mediato dalla tendenza al confronto dell'aspetto fisico da parte delle ragazze. Il livello di ammirazione per le celebrità aumentava, inoltre, l'effetto negativo delle immagini di persone famose sulla soddisfazione verso il proprio corpo (Brown & Tiggemann, 2016).

Il confronto sociale su Instagram, inoltre, è spesso un confronto con immagini di donne perfette e irrealistiche. Le utenti di Instagram, infatti, tendono a condividere soltanto le loro foto migliori, spesso utilizzando filtri o metodi di modifica digitale che eliminano ogni possibile difetto fisico. Questo può portare le donne ad avere aspettative irrealistiche e idealizzate verso il proprio aspetto fisico (Tiggemann, Anderberg e Brown, 2020).

In risposta a questo fenomeno, è nato il movimento "*body positive*", che promuove modelli di bellezza alternativi, l'accettazione di se stessi e di ogni tipo di corporatura, e scoraggia il confronto sociale dell'aspetto fisico. I contenuti caricati in linea con questo movimento sono, ad esempio, foto di persone di corporatura robusta o immagini di donne che si mostrano "al naturale", con i loro (presunti) difetti fisici. Spesso le immagini sono accompagnate da didascalie testuali, che rinforzano il messaggio di accettazione espresso dalle foto (Tiggemann et al., 2020).

In un campione di donne tra i 18 e i 30 anni, è stato indagato l'effetto di tali didascalie sulla percezione dell'immagine corporea. Le ragazze erano assegnate casualmente a due gruppi: un gruppo era sottoposto alla visione di immagini Instagram di donne magre, mentre l'altro gruppo era sottoposto alla visione di immagini Instagram di donne di media corporatura. Queste immagini potevano essere accompagnate da didascalie positive oppure non essere accompagnate da didascalie. È stato riscontrato che le ragazze che vedevano immagini di donne di media corporatura sperimentavano meno insoddisfazione corporea e maggiore apprezzamento per il proprio fisico, rispetto alle ragazze che vedevano le immagini di donne magre. Le didascalie positive, invece, hanno influenzato l'immagine corporea soltanto nelle ragazze con alti livelli di internalizzazione

dell'ideale di magrezza. In questo gruppo di ragazze, infatti, le didascalie positive, abbinata a immagini di donne di media corporatura, portavano a un maggiore apprezzamento del proprio corpo, mentre le didascalie positive, abbinata a immagini di donne magre portavano ad un minor apprezzamento del proprio corpo. Secondo questi risultati, quindi, la percezione corporea sarebbe influenzata maggiormente dalle immagini Instagram, piuttosto che dai messaggi testuali. Sarebbe, inoltre, importante mostrare immagini di donne con diverse corporature per promuovere una maggiore accettazione del proprio fisico (Tiggemann et al., 2020).

2 Ricerca e campione

2.1 I dati raccolti

Questo lavoro fa parte di una ricerca più ampia condotta su un campione di ragazze italiane che indaga la relazione tra immagine corporea e auto-oggettivazione, e l'utilizzo di Instagram. Le ragazze hanno compilato un questionario su una piattaforma *online* in cui, dopo aver dato il loro consenso informato, veniva chiesto se avessero un *account* Instagram e, se sì, quanto tempo al giorno avevano passato su Instagram negli ultimi 6 mesi. Successivamente, venivano presentati gli *item* relativi all'*Instagram Addiction Scale* (Kircaburun & Griffiths, 2018), all'*Instagram Activity Scale* (Yang, 2016), al SATAQ-3 (*Sociocultural Attitudes Towards Appearance Questionnaire-3*; Thompson, Van den Berg, Roehrig, Guarda & Heinberg, 2004) e al SOBBS (*Self-Objectification Beliefs and Behaviors Scale*; Lindner & Tantleff-Dunn, 2017). Veniva proposta, poi, una scala di controllo sull'ambientalismo, alcune domande per acquisire informazioni demografiche e infine, erano riportate le istruzioni per scaricare i dati relativi al proprio *account* Instagram e per inviarli ai ricercatori.

Nell'Appendice B è riportato parte del questionario somministrato alle ragazze.

Nei paragrafi successivi vengono presentati più nel dettaglio i dati raccolti attraverso il questionario e le scale somministrate.

2.1.1 Instagram Addiction Scale

L'*Instagram Addiction Scale* (Kircaburun & Griffiths, 2018) è un questionario sviluppato per rilevare la presenza e la severità della dipendenza da Instagram negli adulti. L'*Instagram Addiction Scale* riprende l'*Internet Addiction Scale* di Young (1998), modificando semplicemente il titolo del *test*, ed è stata tradotta in italiano dai ricercatori che hanno raccolto i dati. Il questionario è composto da 15 *item*, divisi in due sottoscale:

- La sottoscala “*Social effect*” (“Effetto sociale”) comprende 8 *item* che fanno riferimento agli effetti di isolamento sociale e relazionale dovuti alla dipendenza da Instagram;
- La sottoscala “*Compulsion*” (“Compulsione”) comprende 7 *item* che si riferiscono al bisogno sempre più pressante di usare Instagram, alla perdita della concezione del tempo e al disinteresse verso le questioni della vita quotidiana mentre si usa Instagram.

Le risposte al questionario fanno riferimento all'esperienza delle partecipanti negli ultimi sei mesi e variano da 1 a 6 su una scala Likert, in cui 1 significa "mai" e 6 significa "sempre". Il punteggio del *test* è compreso tra 15 e 90; punteggi inferiori a 37 indicano l'assenza dell'Instagram *addiction*, punteggi tra 38 e 58 indicano una dipendenza leggera, punteggi tra 59 e 73 una dipendenza moderata e punteggi tra 74 e 90 una dipendenza severa.

2.1.2 Instagram Activity Scale

L'*Instagram Activity Scale* (Yang, 2016) ha lo scopo di valutare in che modo viene usato Instagram, indagando quali sono le attività svolte prevalentemente dall'utente mentre usa il *social network*. È stata tradotta in italiano dai ricercatori che hanno raccolto i dati ed è composta da 6 *item*, divisi in tre sottoscale:

- La sottoscala IG *interaction* comprende gli *item* che si riferiscono alla attività volte a comunicare con gli altri utenti (ad esempio, commentare o rispondere ai *post* delle altre persone, "taggare" altre persone);
- La sottoscala IG *broadcasting* comprende gli *item* che fanno riferimento alle attività che non hanno lo scopo di interagire con gli altri utenti (ad esempio, pubblicare un contenuto senza "taggare" altre persone);
- La sottoscala IG *browsing* comprende gli *item* che si riferiscono alle attività che richiedono una partecipazione meno attiva, senza la pubblicazione di contenuti (ad esempio, navigare sulla *home page* controllando gli aggiornamenti o guardare i profili degli altri senza commentare).

Le risposte vengono date attribuendo a ogni *item* un punteggio da 1 a 5 su una scala Likert, dove 1 significa "mai" e 5 "molto", indicando la frequenza delle attività negli ultimi sei mesi.

2.1.3 SATAQ

Il SATAQ è un questionario volto a indagare i fattori socio-culturali che influenzano la percezione della propria immagine corporea. La terza versione del test (SATAQ-3; Thompson et al., 2004) è composta da 4 sottoscale:

- La sottoscala *Information* ("Informazione") contiene gli *item* che si riferiscono alla convinzione che i *media* siano una buona fonte di informazione sulle norme di bellezza e sulle tendenze di moda;

- La sottoscala *Pressures* (“Pressioni”) contiene gli *item* che si riferiscono alla percezione della pressione da parte dei *media* a modificare il proprio aspetto fisico;
- La sottoscala *Internalization-general* (“Internalizzazione-generale”) contiene gli *item* che si riferiscono all’interiorizzazione delle norme di bellezza proposte dai *media*;
- La sottoscala *Internalization-athlete* (“Internalizzazione-atleta”) contiene gli *item* che si riferiscono all’interiorizzazione delle influenze mediatiche ad avere un fisico scolpito e atletico.

Nella ricerca è stata utilizzata la versione italiana del SATAQ-3 (Stefanile, Matera, Nerini & Pisani, 2011), escludendo la sottoscala *Internalization-athlete* e focalizzando le domande sull’utilizzo dei *social media*. Per esempio, l’*item* “ho sentito la pressione della tv e delle riviste ad avere un corpo perfetto” è stato sostituito con l’*item* “ho sentito la pressione della tv e dei *social media* ad avere un corpo perfetto”. Il *test* è composto da 27 *item* e risposte vengono date attribuendo a ogni *item* un punteggio da 1 a 5 su una scala Likert, in cui 1 significa “molto in disaccordo” e 5 significa “molto d’accordo”.

2.1.4 SOBBS

Il SOBBS è un questionario sviluppato da Lindner e Tantleff-Dunn (2017) per misurare l’auto-oggettivazione nelle donne. Per auto-oggettivazione si intende la tendenza a considerare il proprio corpo come un oggetto e, secondo Fredrickson e Roberts (1997), questo fenomeno deriverebbe dall’esposizione a contenuti mediatici o a esperienze interpersonali in cui la donna viene vista solo come un insieme di parti del corpo. Questi tipi di esperienze porterebbero le donne stesse a vedersi come appaiono agli altri, auto-oggettivandosi, e a considerare il proprio corpo-oggetto come l’elemento che le rappresenta nella loro interezza. L’auto-oggettivazione rappresenta un insieme di pensieri disfunzionali che possono portare a conseguenze negative: vergogna per il proprio corpo (*body shame*), insoddisfazione del proprio aspetto fisico, disordini alimentari, depressione e disfunzione sessuale (Lindner & Tantleff-Dunn, 2017).

Il SOBBS è composto da 14 *item*, divisi in due fattori: il primo fattore rappresenta la tendenza a interiorizzare il punto di vista degli altri sul proprio corpo, il secondo fattore fa riferimento alla convinzione che il proprio corpo rappresenti la totalità di ciò che una persona è e che l’aspetto fisico sia più importante di tutte le altre qualità che una persona può avere (Lindner & Tantleff-Dunn, 2017).

I ricercatori che hanno raccolto i dati si sono occupati della traduzione del SOBBS in italiano e le partecipanti alla ricerca hanno espresso le loro risposte attribuendo agli *item* un punteggio da 1 a 5 su una scala Likert, in cui 1 significa “molto in disaccordo” e 5 significa “molto d’accordo”.

2.1.5 Informazioni demografiche

Le informazioni demografiche richieste alle ragazze che hanno partecipato alla ricerca riguardano età, genere, orientamento sessuale, situazione sentimentale, occupazione, livello di istruzione; se occupate, veniva chiesta la professione svolta; se studentesse, veniva chiesto a quale corso di studi e a quale anno di corso erano iscritte. Le domande successive riguardavano etnia e regione di provenienza. Il questionario richiedeva poi di definire la propria corporatura, di indicare frequenza e durata dell’attività fisica svolta e di definire lo sforzo richiesto da tale attività. Infine erano richiesti peso e altezza in modo da poter calcolare il *Body Mass Index* (BMI, indice di massa corporea), un indice che, secondo i ricercatori, può essere collegato al costruito di immagine corporea.

2.1.6 I dati di Instagram

Nell’ultima parte del questionario veniva chiesto, infine, di inviare i propri dati di Instagram agli sperimentatori, seguendo le istruzioni indicate.

Questi dati sono composti da cartelle e *file* in formato JSON (*JavaScript Object Notation*) e possono essere contenuti in sottocartelle, chiamate “*part1*”, “*part2*”, e così via.

I file multimediali comprendono le foto e i video pubblicati sul proprio profilo Instagram o nelle proprie *Instagram Stories*, l’immagine del profilo, le foto e i video inviati nelle *chat* private ad altri utenti (cartella “*direct*”).

I file JSON comprendono, invece, informazioni circa l’*account*, come il nome del profilo o l’indirizzo *e-mail* associato, oppure i *like* messi ad altri *account*, i commenti o i messaggi inviati tramite il servizio *direct*, la lista di *followers* e *following* dell’utente (file “*connections.json*”).

All’interno delle istruzioni per scaricare questi dati, le partecipanti venivano invitate, inoltre, a eliminare i dati più sensibili, cioè i messaggi privati inviati ad altri utenti (file “*messages.json*” e cartella “*direct*”). Prima di inviare i propri dati agli sperimentatori, veniva chiesto, inoltre, di rinominare la cartella principale contenente i dati di Instagram con le ultime quattro cifre del proprio numero di cellulare, in modo da creare un codice identificativo casuale e garantire l’anonimato delle partecipanti.

2.2 Il campione

Il campione analizzato in questo lavoro è composto da 293 persone di sesso femminile, reclutate su base volontaria. Le partecipanti hanno un'età compresa tra i 18 e i 33 anni, con un'età media di 23,5 anni ($sd=2,44$). Nel grafico 1 è illustrata la distribuzione dell'età del campione.

Come si può vedere dalla tabella 3, le partecipanti sono prevalentemente eterosessuali e impegnate in una relazione; la maggioranza delle ragazze studia e ha conseguito il diploma superiore o la laurea triennale. Per quanto riguarda le partecipanti iscritte all'università, circa il 40% frequenta un corso di Psicologia.

Il campione studiato in questo lavoro non è, quindi, un campione casuale.

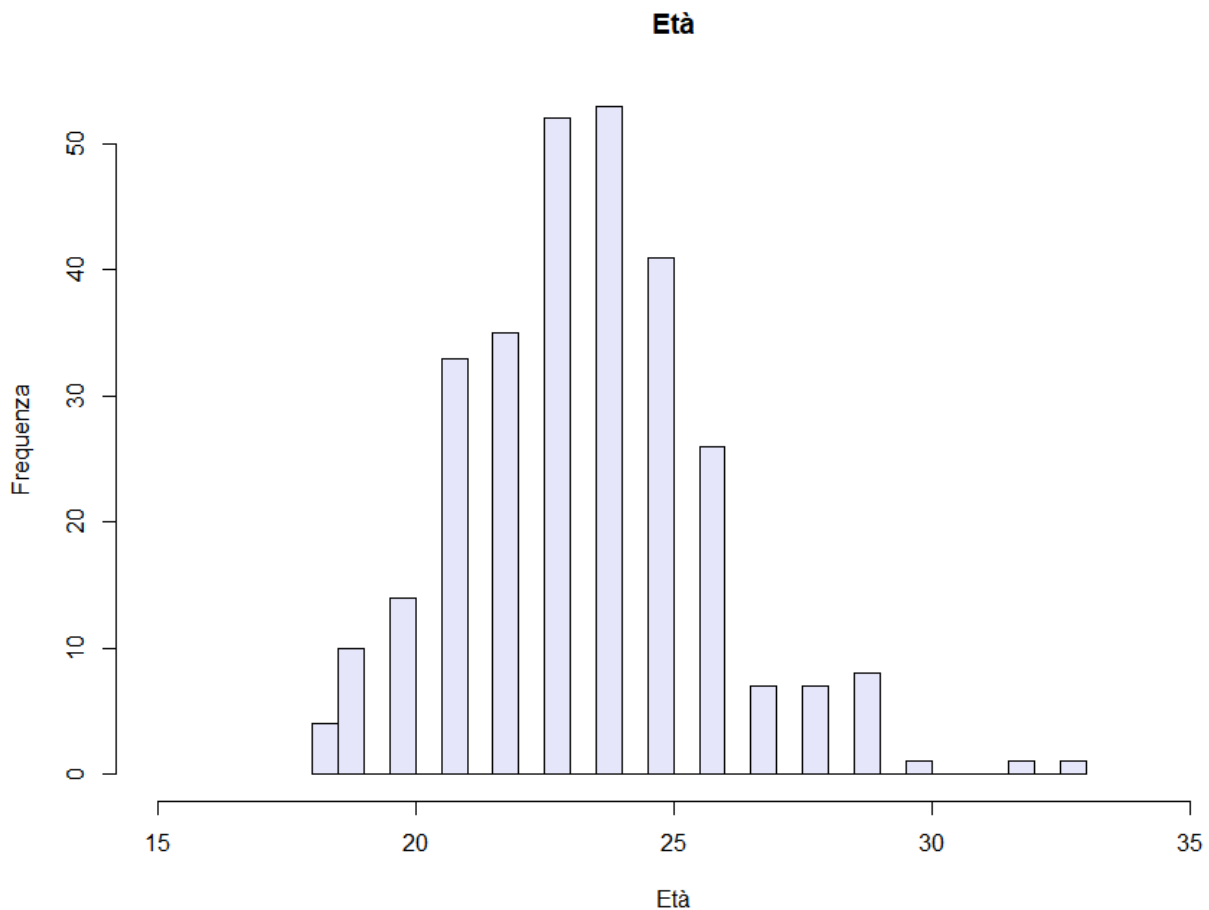


Grafico 1: Distribuzione dell'età delle partecipanti.

Genere	Maschile	0/293	0%
	Femminile	291/293	99.32%
	Non si identifica con nessun genere	2/293	0.68%
Orientamento sessuale	Eterosessuale	266/287	92.68%
	Omosessuale	8/287	2.79%
	Bisessuale	11/287	3.83%
	Altro	2/287	0.70%
Situazione sentimentale	Single	93/293	31.74%
	Appuntamenti casuali	7/293	2.39%
	Impegnato in una relazione	178/293	60.75%
	Preferisco non rispondere	15/293	5.12%
Livello di istruzione	Licenza media	4/293	1.37%
	Diploma superiore	121/293	41.30%
	Laurea triennale	123/293	41.98%
	Laurea magistrale	43/293	14.67%
	Altro	2/293	0.68%
Occupazione	Studente	170/293	58.02%
	Lavoratore	62/293	21.16%
	Studente/lavoratore	51/293	17.41%
	Disoccupato	10/293	3.41%
Corso di studi	Psicologia	112/277	40.43%
	Altri	165/277	59.57%
Anno di corso	Primo anno	25/234	10.69%
	Secondo anno	30/234	12.82%
	Terzo anno	53/234	22.65%
	Quarto anno	29/234	12.39%
	Quinto anno	52/234	22.22%
	Sesto anno	8/234	3.42%
	Preferisco non rispondere	37/234	15.81%

Tabella 3: Informazioni demografiche sulle partecipanti.

2.3 Gli obiettivi della ricerca

L'obiettivo di questo lavoro è di individuare e studiare le reti sociali formate dalle partecipanti. Per individuare le reti sono stati analizzati i dati del file “*connections.json*”, che contiene:

- La lista dei “*followers*” delle partecipanti, cioè degli utenti Instagram che seguono i profili delle partecipanti;
- La lista dei *following* dei partecipanti, cioè dei profili Instagram che sono seguiti dalle partecipanti;
- Gli *hashtag* seguiti dalle partecipanti;
- La lista dei profili bloccati, cioè i profili a cui non è permesso vedere i contenuti pubblicati dalle partecipanti;
- La lista dei profili soggetti a restrizioni, cioè quelli i cui commenti possono essere resi non visibili agli altri utenti dalle partecipanti;
- Le richieste di “*follow*” inviate.

Questi dati sono stati utilizzati per studiare le caratteristiche dei *following* e per individuare le reti sociali formate dalle partecipanti. Le reti sono state successivamente studiate attraverso una particolare forma di analisi statistica, la *social network analysis*, e sono state sottoposte ad un'analisi descrittiva, volta a visualizzare la rete e a ricavarne le caratteristiche numeriche, e ad un'analisi inferenziale, volta a studiare il processo di costruzione della rete, valutando il potere esplicativo delle variabili indagate sulla formazione degli archi nella rete (Kolaczyk & Csárdi, 2014).

Le variabili che sono state messe in relazione alle reti sociali sono state ricavate dall'analisi dei dati Instagram e dalle informazioni raccolte attraverso il questionario.

Tutte queste analisi sono state effettuate utilizzando il *software* R e, in particolare, utilizzando le librerie *igraph* e *ergm*.

Il codice utilizzato su R è riportato nell'Appendice A.

3 Analisi descrittiva dei dati

3.1 Analisi preliminari

In primo luogo, sono stati estratti dalla cartella *connections.json* i dati riguardanti il numero di *followers*, il numero di *following* e il rapporto tra *followers* e *following* per ogni partecipante.

Le misure riguardanti il numero di *followers* e il rapporto tra *followers* e *following* possono essere considerate un'indicazione della popolarità degli utenti su Instagram (Longobardi et al., 2020).

Nella tabella 4 vengono presentati i dati riguardanti *followers* e *following* di una parte del campione.

Partecipante	Followers	Following	Followers/following
0016	511	730	0.70000000
0030	673	875	0.76914286
0036	274	460	0.59565217
0046	552	765	0.72156863
0109	1374	1115	1.23228700
0155	1260	777	1.62162162
0182	947	227	4.17180617
0244	210	1022	0.20547945
0253	511	250	2.04400000
0320	149	211	0.70616114
0347	163	133	1.22556391
0374	339	497	0.68209256
0379	822	799	1.02878598
0387	345	404	0.85396040
0438	439	420	1.04523810
0447	1792	1883	0.95167286
0488	716	727	0.98486933
0502	1659	813	2.04059041
0503	539	514	1.04863813
0633	526	272	1.93382353

Tabella 4: Statistiche descrittive riguardanti followers e following.

Nella tabella 5 sono, invece, illustrati dati riguardanti la media, il minimo e il massimo delle variabili trovate.

	Followers	Following	Followers/following
Mediana	421	449	0.922
Minimo	3	34	0.025
Massimo	8015	3570	9.884

Tabella 5: Media, minimo e massimo delle variabili numero di followers, numero di following e rapporto tra followers e following.

In secondo luogo, è stata analizzata la lista dei profili seguiti (*following*), distinguendoli in:

- *non-influencer*, se il profilo era seguito da meno di 1000 *followers*;
- *micro-influencer*, se il profilo era seguito da un numero di *followers* compreso tra 1000 e 10.000;
- *influencer*, se il profilo era seguito da più di 10.000 *followers*.

Per *influencer* si intende un creatore di contenuti che ha un vasto numero di *followers* (più di 10.000) e che, attraverso foto, *vlog*, video brevi (ad esempio, le storie di Instagram), condivide le sue esperienze, le sue opinioni, la sua vita quotidiana, con coloro che lo seguono (De Veirman, Cauberghe e Hudders, 2017). In questo modo, i *followers* percepiscono gli *influencer* come persone accessibili, con cui si può avere un rapporto di fiducia e di vicinanza. Questo meccanismo ha indotto molti marchi a coinvolgere gli *influencer* nel pubblicizzare i propri prodotti, dal momento che il rapporto di vicinanza che gli utenti ritengono di avere con gli *influencer* che seguono può portare a un'interazione para-sociale, cioè all'illusione di sperimentare una relazione faccia a faccia con gli *influencer*, rendendo i consumatori maggiormente suscettibili alle loro opinioni. Inoltre, le sponsorizzazioni effettuate dagli *influencer* sono molto personali e inserite nella narrazione quotidiana delle loro vite. Possono essere, quindi, percepite come delle opinioni personali non influenzate dai marchi pubblicitari e avere un grande potere persuasivo (De Veirman, Cauberghe e Hudders, 2017).

Per *micro-influencer* si intende, invece, un creatore di contenuti sui *social media* con numero abbastanza contenuto di *followers* (meno di 10.000), con cui ha, però, un rapporto più stretto

rispetto agli *influencer*, grazie alla minore distanza geografica e/o sociale, e, quindi, anche un maggiore potere persuasivo (Lin, Bruning e Swarna, 2018).

Per distinguere i *following* delle partecipanti in queste categorie, sono state cercate su Internet le pagine Instagram dei *following*, a partire dalle liste dei nomi dei loro *account*, contenute nel file *connections.json*. Una volta trovate tali pagine, sotto forma di pagine html in formato testuale, è stato individuato il numero di *followers* attraverso l'analisi testuale delle pagine. Purtroppo, però, non è stato possibile trovare tutte le pagine html dei *following* perché, probabilmente, nel tempo intercorso tra la raccolta dei dati e questo lavoro, sono state cancellate delle pagine Instagram, oppure è stato modificato il nome degli *account*.

Nella tabella 6 sono indicati i risultati trovati:

- la percentuale dei *following* non *influencer* (%not_infl);
- la percentuale dei *following* *micro-influencer* (%micro_infl);
- la percentuale dei *following* *influencer* (%infl);
- il numero di pagine trovate (*html*),
- il numero totale di *following* (*Following*);
- la percentuale di pagine non trovate (%lost_html).

Partecipante	%non_infl	%micro_infl	%infl	html	Following	%lost_html
0016	60.175695	10.541728	29.282577	683	730	6.438356
0030	22.000000	14.588235	63.411765	850	875	2.857143
0036	57.603687	14.516129	27.880184	434	460	5.652174
0046	69.219858	17.304965	13.475177	705	765	7.843137
0109	45.868946	16.904084	37.226971	1053	1115	5.560538
0155	24.171271	15.745856	60.082873	724	777	6.821107
0182	41.545894	24.154589	34.299517	207	227	8.810573
0244	26.867336	31.103679	42.028986	897	1022	12.230920
0253	27.232143	25.000000	47.767857	224	250	10.400000
0320	43.434343	10.101010	46.464646	198	211	6.161137
0347	78.225806	8.064516	13.709677	124	133	6.766917
0374	68.271335	11.597374	20.131291	457	497	8.048290
0379	26.928281	18.403248	54.668471	739	799	7.509387

0387	54.947917	15.364583	29.687500	384	404	4.950495
0438	42.278481	15.696203	42.025316	395	420	5.952381
0447	49.940898	30.378251	19.680851	1692	1883	10.143388
0488	41.835148	16.640747	41.524106	643	727	11.554333
0502	61.354582	19.654714	18.990704	753	813	7.380074
0503	47.193347	11.018711	41.787942	481	514	6.420233
0633	45.600000	17.600000	36.800000	250	272	8.088235

Tabella 6: *Suddivisione dei following in non influencer, micro-influencer e influencer.*

In terzo luogo, sono state costruite due matrici quadrate con un numero di righe e di colonne pari al numero delle partecipanti (293).

Una matrice è definita come un aggregato rettangolare di numeri ordinati per riga e per colonna e si indica con una lettera maiuscola in grassetto, ad esempio **X**. I numeri all'interno della matrice vengono chiamati elementi della matrice e si indicano con la lettera minuscola corrispondente a quella della matrice, ad esempio *x*. Ogni elemento della matrice è identificato dai rispettivi indici di riga (*i*) e di colonna (*j*), ad esempio $x_{i,j}$.

La prima matrice costruita (matrice 1) è stata definita in modo che gli indici di riga e di colonna siano rappresentati dai codici identificativi delle partecipanti alla ricerca e gli elementi della matrice siano definiti come il numero di *following* in comune tra le partecipanti. Ad esempio, $x_{0016,0030}$ contiene il numero di *following* in comune tra la partecipante 0016 e la partecipante 0030 e $x_{0016,0016}$ contiene il numero di *following* della partecipante 0016. Perciò la diagonale della matrice è composta dal numero di *following* delle partecipanti.

Nella tabella 7 si può vedere una parte della matrice 1.

	0016	0030	0036	0046	0109	0155	0182	0244	0253	0320	0347	0374	0379
0016	730	46	8	11	29	8	2	12	0	0	6	19	21
0030	46	875	11	2	22	12	2	8	0	4	1	10	20
0036	8	11	460	4	4	4	1	5	3	3	3	52	9
0046	11	2	4	765	9	12	0	7	0	0	3	5	8
0109	29	22	4	9	1115	7	8	6	0	1	0	8	29
0155	8	12	4	12	7	777	3	13	1	3	5	5	12

0182	2	2	1	0	8	3	227	1	3	1	2	1	7
0244	12	8	5	7	6	13	1	1022	0	2	3	7	11
0253	0	0	3	0	0	1	3	0	250	0	1	2	1
0320	0	4	3	0	1	3	1	2	0	211	0	0	2
0347	6	1	3	3	0	5	2	3	1	0	133	2	2
0374	19	10	52	5	8	5	1	7	2	0	2	497	9
0379	21	20	9	8	29	12	7	11	1	2	2	9	799

Tabella 7: Matrice 1.

È stata costruita anche una seconda matrice (matrice 2) senza includere gli *influencer* nella lista dei *following* (tabella 8).

	0016	0030	0036	0046	0109	0155	0182	0244	0253	0320	0347	0374	0379
0016	483	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0030	0	310	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0036	0	0	313	1	0	0	0	1	0	0	0	42	0
0046	2	0	1	609	0	1	0	1	0	0	0	0	1
0109	0	0	0	0	661	0	5	0	0	0	0	0	0
0155	0	0	0	1	0	289	0	0	0	0	0	0	0
0182	0	0	0	0	5	0	136	0	0	1	0	0	0
0244	0	0	1	1	0	0	0	515	0	1	0	2	2
0253	0	0	0	0	0	0	0	0	116	0	0	0	0
0320	0	0	0	0	0	0	1	1	0	106	0	0	0
0347	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	107	0	0
0374	0	0	42	0	0	0	0	2	0	0	0	365	0
0379	0	0	0	1	0	0	0	2	0	0	0	0	335

Tabella 8: Matrice 2.

Infine, è stato calcolato l'indice di massa corporea (BMI), facendo il rapporto tra il peso e il quadrato dell'altezza delle partecipanti. La media del BMI è di 21.793, con un minimo di 15.625 e un massimo di 37.557. Nella grafico 2 si può vedere la distribuzione di questa variabile.

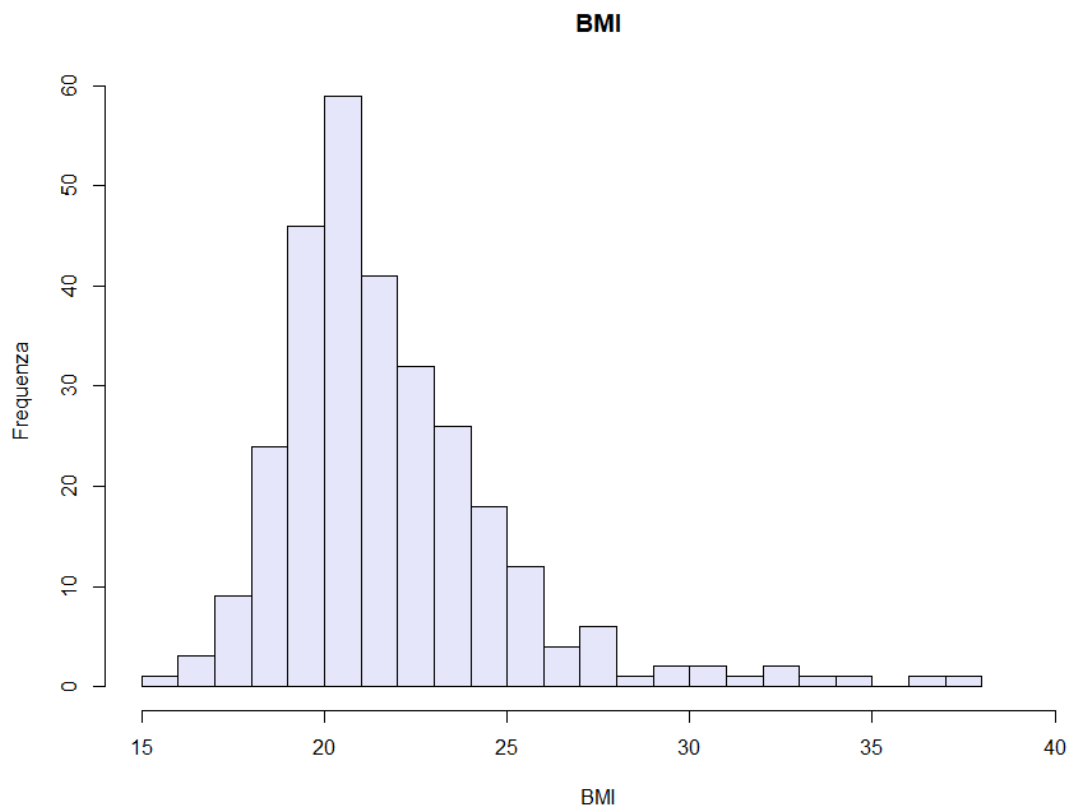


Grafico 2: Distribuzione del BMI delle partecipanti.

3.2 Network analysis

3.2.1 Origini e caratteristiche della network analysis

L'analisi dei dati di rete (*network analysis*) ha acquisito importanza negli ultimi decenni. Viviamo, infatti, in un mondo sempre più interconnesso a livello di comunicazioni (per esempio, grazie a *Internet* e ai *social network*), di istituzioni, di infrastrutture (per esempio, le linee aeree), di processi economici e culturali. Le reti, inoltre, non sono una prerogativa degli esseri umani ma, anche nel mondo naturale, sono presenti sistemi complessi e interconnessi, come gli ecosistemi, le catene alimentari e, a livello microscopico, gli insiemi di geni o neuroni che interagiscono tra loro (Kolaczyk & Csárdi, 2014).

Le prime forme di *network analysis*, in particolare le basi matematiche di questo tipo di analisi, sono state riscontrate nella risoluzione del problema dei ponti di Königsberg da parte di Eulero nel 1735, in cui veniva dimostrato che era impossibile attraversare i sette ponti della città in modo che ognuno di essi venisse attraversato una sola volta.

In seguito, a partire dalla seconda metà dell'Ottocento, la *network analysis* si è sviluppata non solo in matematica, ma anche in fisica (circuiti elettrici di Kirchhoff), in chimica (studio delle strutture molecolari da parte di Caley) e, dalla seconda metà del Novecento, ha interessato anche la sociologia (studio delle interazioni all'interno dei gruppi sociali) e i problemi riguardanti il trasporto e la distribuzione dei prodotti.

Negli anni Novanta del Novecento, è avvenuta, inoltre, un'esplosione di interesse verso le reti e l'analisi dei sistemi complessi, soprattutto nel campo della fisica statistica e dell'informatica. Per quanto riguarda la fisica statistica, i ricercatori hanno coniato l'espressione "sistema complesso" e hanno promosso una prospettiva basata sulle reti per l'analisi di tali sistemi, studiando come l'interazione tra le parti costituenti di un sistema portasse all'emergere di proprietà e caratteristiche a livello del sistema. Per quanto riguarda l'informatica, i ricercatori in questa disciplina si sono occupati di sviluppare teorie e metodologie per analizzare, immagazzinare e manipolare le reti e i dati ad esse relativi, spesso presenti in enorme quantità. Hanno, inoltre, sviluppato delle reti di informazioni, come il *World Wide Web*, e delle applicazioni che permettono agli utenti di comunicare tra loro, come Twitter, che rappresentano alcuni dei sistemi complessi più studiati (Kolaczyk & Csárdi, 2014).

La *network analysis* è stata, successivamente, estesa a molte altre discipline: la biologia computazionale, per quanto riguarda lo studio dei sistemi formati da geni, delle proteine, dei composti chimici e degli organismi; l'ingegneria, che si occupa, ad esempio, di progettare e posizionare un insieme di dispositivi di rilevamento; la finanza, che indaga, per esempio, che relazioni intercorrono tra le banche presenti nel mondo e facenti parte dell'economia globale; le neuroscienze, che possono studiare, ad esempio, nel cervello, i *pattern* dei livelli di voltaggio associati a una crisi epilettica; le scienze politiche, che indagano come evolvono le preferenze di voto in un gruppo a causa di fattori esterni o interni; la salute pubblica, che può occuparsi di studiare la diffusione di una malattia infettiva nella popolazione e di fermare tale diffusione (Kolaczyk & Csárdi, 2014).

Le reti possono essere, quindi, di tipo diverso: tecnologiche, biologiche, di informazione, sociali (Kolaczyk, 2009).

Le reti tecnologiche comprendono le reti di comunicazione, come le linee telefoniche e Internet, le reti di trasporti, come le reti di strade o di rotaie e le linee aeree, le reti dell'energia, come quelle che distribuiscono l'energia elettrica e il gas o i circuiti elettrici.

Le reti biologiche includono le reti riferite a processi interni all'organismo, come il comportamento regolatorio tra i geni, l'affinità fisica tra proteine, la partecipazione di determinati metaboliti a un processo biochimico, e le reti che comprendono organismi completi, come le catene alimentari o le reti epidemiologiche, che studiano la diffusione di una malattia nella popolazione.

Le reti di informazione includono le reti che descrivono le relazioni tra elementi di informazione, ad esempio le reti di citazioni tra riviste accademiche o tra articoli scientifici, le reti che indicano le relazioni semantiche tra parole (ad esempio, sinonimi e contrari), le reti di pagine *web* tra loro collegate (Kolaczyk, 2009).

Le reti sociali descrivono le interazioni tra persone o gruppi di persone. Le relazioni descritte possono essere di molti tipi: di amicizia, di appartenenza a un'associazione, di cooperazione per il raggiungimento di un obiettivo o per attuare un progetto, di scambio (di *email*, di informazioni), di natura sessuale, lavorativa, commerciale o criminale. Tradizionalmente, lo studio delle reti sociali è stato oggetto delle scienze sociali, come la psicologia, l'antropologia, la sociologia, ma, oggi, riguarda anche altri ambiti, come il commercio e la salute pubblica.

Lo studio delle reti sociali consiste nell'analizzare e misurare le interazioni tra persone o gruppi di persone, chiedendosi, ad esempio, quali persone interagiscono maggiormente, quali fattori influenzano la tendenza a interagire, se le interazioni sono reciproche o meno, se gli amici degli amici sono anch'essi amici (transitività), se esistono gruppi sociali nella rete.

L'analisi delle reti sociali pone, inoltre, delle criticità rispetto agli altri tipi di rete. I soggetti di interesse per un lavoro di ricerca possono essere, infatti, difficili da identificare e da reclutare, e, successivamente, riluttanti nel fornire tutte le informazioni richieste dai ricercatori. Basti pensare a un possibile studio sull'impatto della struttura sociale sulla diffusione dell'AIDS, che dovrebbe includere persone tossico-dipendenti e lavoratori del sesso.

Negli ultimi anni, lo studio delle reti sociali ha interessato anche Internet, che permette di comunicare a un enorme numero di utenti in tutte le parti del mondo e può portare, quindi, alla formazione di reti sociali molto ampie (Kolaczyk, 2009).

3.2.2 I grafi

Le reti, dal punto di vista matematico, vengono rappresentate attraverso i grafi. Un grafo $G = (V, E)$ è composto da un insieme V di vertici (*vertices*) o nodi e da un insieme E di archi (*edges*), dove gli elementi di E sono coppie non ordinate $\{u, v\}$ di vertici distinti $u, v \in V$. Il numero di vertici $N_v = |V|$ viene chiamato ordine (*order*) del grafo G e il numero di archi $N_e = |E|$ viene chiamato dimensione (*size*) di G . I grafi possono essere indiretti, se i vertici che definiscono un arco non sono ordinati, o diretti, detti anche digrafi, se i vertici che definiscono un arco sono ordinati, quindi (u, v) è diverso da (v, u) con $u, v \in V$. Nei digrafi ci possono essere due archi tra gli stessi due vertici; in questo caso i due archi vengono detti reciproci (Kolaczyk & Csárdi, 2014).

Per creare un grafo su R, si possono inserire a mano i dati riguardanti i vertici e gli archi per i grafi di piccole dimensioni ma, più comunemente, le informazioni necessarie alla costruzione di un grafo sono contenute in un *file*, che si può presentare nei seguenti formati:

- Lista di adiacenza: una lista di lunghezza N_v , i cui elementi sono ordinati seguendo l'ordine dei vertici in V , dove l' i -esimo elemento della lista contiene l'insieme dei vertici j per cui esiste un arco tra i e j ;
- Lista di archi: una lista a due colonne che contiene le coppie di vertici unite da un arco;
- Matrice di adiacenza: la matrice di adiacenza $N_v \times N_v$ del grafo $G = (V, E)$, chiamata \mathbf{A} , è definita in modo che A_{ij} sia 1 se i vertici i e j sono uniti da un arco, altrimenti sia 0.

Nel rappresentare un sistema complesso possono essere importanti, oltre ai grafi, anche delle variabili associate ai vertici, agli archi o all'intero grafo, dette attributi. Quando si associano tali attributi al grafo, o ai suoi elementi, si parla di “decorare” il grafo (Kolaczyk & Csárdi, 2014).

Gli attributi dei vertici sono variabili associate ai vertici, che possono essere discrete (ad esempio, il genere delle persone che formano una rete sociale) o continue (ad esempio, i potenziali d'azione misurati da elettrodi posti nel cervello in una griglia di un elettrocorticogramma). Gli attributi possono essere associati ai vertici nel corso dell'analisi dei dati, come *input* o come *output* dell'analisi effettuata. Per esempio si può associare ai vertici un colore, che sarà visibile nella rappresentazione del grafo, oppure si possono associare i valori di una caratteristica dei vertici, che sono stati calcolati nel corso dell'analisi.

Gli attributi degli archi sono anch'essi variabili discrete (ad esempio, la relazione politica tra due Stati può essere positiva o negativa) o continue (ad esempio, in una rete di scambi di *e-mail*, in cui i vertici sono gli indirizzi di posta elettronica, si può associare a ogni arco la quantità di *e-mail* scambiate in un dato periodo di tempo). Spesso, gli attributi degli archi vengono considerati dei "pesi" e un grafo che presenta tali attributi, viene detto "grafo pesato". In generale, un grafo pesato $G=(V,E)$ è composto da un insieme di vertici V e da un insieme E di numeri non negativi, per cui ogni numero è associato a una coppia di vertici. Analogamente, nella matrice A di un grafo pesato, A_{ij} corrisponde al peso della coppia di vertici i e j (Kolaczyk & Csárdi, 2014).

3.2.2.1 La terminologia associata ai grafi

Un grafo viene definito "semplice" se non ha archi con gli estremi coincidenti sullo stesso nodo, detti "cappi", né coppie di vertici collegate da più di un arco, dette "multi-archi". Un grafo che, invece, presenta cappi e multi-archi viene detto "multi-grafo". Un multi-grafo può essere trasformato in un grafo pesato, facendo corrispondere il peso di un arco che collega due vertici alla quantità di archi che collegavano i due vertici nel multi-grafo.

Per quanto riguarda la terminologia usata per definire la connettività di un grafo, si definiscono "adiacenti", e vengono chiamati "vicini" ("*neighbors*"), due vertici $u, v \in V$ che sono collegati da un arco in E . Analogamente, due archi $e_1, e_2 \in E$ sono adiacenti se hanno un estremo comune in V .

Un arco $e \in E$ si dice incidente su un vertice $v \in V$ se v è un estremo di e . Il numero di archi incidenti in v è detto grado (*degree*), d_v , del vertice v (Kolaczyk & Csárdi, 2014).

All'interno di un grafo G , si definisce, inoltre, "cammino" da v_0 a v_l la sequenza $\{v_0, e_1, v_1, e_2, \dots, v_{l-1}, e_l, v_l\}$, in cui gli estremi di e_i sono $\{v_{i-1}, v_i\}$. La lunghezza del cammino è l .

Ci sono molti tipi di cammini all'interno di un grafo:

- *Paths*, cammini senza vertici ripetuti;
- *Trails*, cammini senza archi ripetuti;

- *Circuiti*, cammini senza archi ripetuti che iniziano e finiscono nello stesso vertice;
- *Cycle*, cammini di lunghezza almeno 3, che iniziano e finiscono nello stesso vertice, ma per cui tutti gli altri vertici sono diversi l'uno dall'altro.

Un vertice v in un grafo G si definisce “raggiungibile” da un altro vertice u se esiste un cammino da u a v . Il grafo G è “connesso” se ogni vertice è raggiungibile da tutti gli altri. Una “componente” di un grafo è un sottografo completamente connesso, per cui l'aggiunta di un altro vertice comprometterebbe la connettività del sottografo.

Si può, inoltre, misurare la distanza tra due vertici e, in particolare, il cammino più breve tra due vertici (*shortest path* o *geodesic distance*). Il più lungo *shortest path* all'interno di un grafo è detto “diametro” (Kolaczyk & Csárdi, 2014).

Di seguito, vengono illustrate più nel dettaglio le caratteristiche degli elementi fondamentali dei grafi, ossia vertici e archi, che si possono studiare attraverso la *network analysis*.

3.2.2.2 Caratteristiche dei vertici

Per quanto riguarda le caratteristiche dei vertici, una delle questioni fondamentali è quella di capire quale sia il vertice più importante all'interno di una rete. Questo significa, ad esempio, chiedersi quale sia la persona più influente in una rete sociale, quale sia il *router* essenziale per il flusso di informazioni in una rete *Internet*, quale sia il gene, in una rete biologica, la cui delezione sarebbe letale per l'organismo. Per rispondere a queste domande, ci sono varie misure di centralità dei vertici, tra cui la più comune è il grado.

Il grado d_v di un vertice v è già stato definito precedentemente come il numero di archi incidenti in v . In un grafo G , inoltre, definita f_d la frazione di vertici $v \in V$ di grado $d_v=d$, la collezione $\{f_d\}_{d \geq 0}$ è chiamata la distribuzione del grado di G , che indica le frequenze con cui si presentano i valori dei gradi in G . In un grafo pesato si parla, inoltre, di “forza” di un vertice, cioè la somma dei pesi degli archi incidenti in quel vertice. Analogamente, la distribuzione della forza di un grafo, detta anche distribuzione pesata del grado, riguarda le frequenze con cui si presentano i valori della forza dei vertici.

Le altre misure di centralità più usate sono:

- *Closeness centrality*, che si basa sul fatto che più un vertice è importante, più sarà vicino a molti altri vertici. La centralità è misurata solitamente attraverso la formula

$c_{Cl}(v) = \frac{1}{\sum_{u \in V} dist(v,u)}$, secondo cui la centralità di un vertice è inversamente proporzionale alla somma delle distanze con tutti gli altri vertici;

- *Betweenness centrality*, che misura l'importanza di un vertice valutando quanto tale vertice si trovi in mezzo (*between*) ad altre coppie di vertici: quanti più cammini passeranno per quel vertice, tanto più sarà ritenuto importante. La formula più usata per calcolare la *betweenness centrality* è $c_B = \sum_{s \neq t \neq v \in V} \frac{\sigma(s,t|v)}{\sigma(s,t)}$, dove $\sigma(s,t|v)$ è il numero totale di *shortest paths* tra s e t che passano per v e $\sigma(s,t)$ è il numero totale di *shortest paths* tra s e t ;
- *Eigenvector centrality*, che si basa sul fatto che più i vicini di un vertice sono importanti, più lo sarà anche il vertice stesso (Kolaczyk & Csárdi, 2014).

3.2.2.3 Caratteristiche degli archi

Per quanto riguarda gli archi, si può studiare la centralità anche di questi elementi dei grafi, chiedendosi, ad esempio, quali siano i legami più importanti per lo scambio di informazioni in una rete sociale. La misura di centralità che si può estendere più facilmente agli archi è quella di *betweenness centrality*, assegnando a ogni arco un valore corrispondente al numero di *shortest paths* che passano per quell'arco (Kolaczyk & Csárdi, 2014).

3.2.2.4 Coesione della rete

Studiare la coesione di una rete significa individuare gli insiemi di vertici che sono maggiormente coesi tra loro.

Per fare ciò, si possono individuare dei sottografi, come le *cliques* (sottografi completi, in cui tutti i vertici sono connessi tra loro attraverso gli archi) o i *k-core*, sottografi che contengono tutti i vertici di grado maggiore o uguale a k .

È utile, inoltre, misurare la densità di un grafo, cioè la frequenza relativa del numero totale di archi osservati, sul totale degli archi possibili, che varia da 0 a 1.

Un'altra misura di coesione di un grafo è quella di *clustering* o *transitivity* (transitività), cioè la frequenza relativa con cui tre vertici connessi tra loro da due archi tendono a formare dei triangoli.

Come già definito precedentemente, inoltre, un grafo si dice connesso se ogni vertice è raggiungibile da tutti gli altri vertici del grafo. È possibile studiare più dettagliatamente la

connettività di un grafo, chiedendosi se esiste un insieme arbitrario k di vertici o archi la cui rimozione comprometterebbe la connettività del grafo. Un grafo G si dice, infatti, *k-vertex-connected* se il numero di vertici $N_v > k$ e se la rimozione di un sottoinsieme di vertici $X \in V$ di cardinalità $|X| < k$ lascia un sottografo connesso. La *vertex connectivity* di G è definita, inoltre, come il numero intero maggiore per cui G è *k-vertex-connected*.

Analogamente si parla di grafo *k-edge-connected* o di *edge connectivity*. I valori di *vertex connectivity* e *edge connectivity* sono tra loro dipendenti e, a loro volta, dipendono dal grado minimo dei vertici in G .

I sottoinsiemi di vertici o archi la cui rimozione rende il grafo disconnesso, sono detti *vertex-cut* o *edge-cut*. Se è un solo vertice a disconnettere un grafo, tale vertice viene detto *cut vertex* o *articulation point* (punto di articolazione). L'identificazione di questi vertici può indicare dove la rete è vulnerabile, ad esempio, in quale punto di una rete elettrica una disconnessione potrebbe portare a un'interruzione dell'energia elettrica.

Secondo un importante assunto della teoria dei grafi, il teorema di Menger, un grafo G è *k-vertex-connected* o *k-edge-connected* se e solo se tutte le coppie di vertici distinti $u, v \in V$ sono uniti da k cammini distinti. La connettività di un grafo è, quindi, legata alla ricchezza di cammini distinti al suo interno. Un grafo con una bassa *vertex* o *edge connectivity* diventerà disconnesso attraverso la rimozione di un piccolo numero di determinati vertici o archi.

Un altro modo di analizzare la coesione di una rete è attraverso la partizione di un grafo, detta anche rilevazione di comunità. Le comunità fanno riferimento a sottoinsiemi di vertici tra loro coesi rispetto alla caratteristica che ne determina i legami.

Un metodo di rilevazione di comunità è quello di *clustering* gerarchico, che può essere agglomerativo, se la definizione delle partizioni procede attraverso un meccanismo di progressiva unione di sottoinsiemi di vertici, o divisivo, se utilizza un meccanismo di progressiva divisione dei sottoinsiemi. Le partizioni vengono definite in modo da massimizzare la modularità dei gruppi, una misura che indica quanto i gruppi sono coesi, facendo la differenza tra la quantità di archi presenti tra i nodi del gruppo e la quantità di archi presenti in un gruppo analogo, all'interno di una rete con connessioni casuali.

Il raggruppamento selettivo tra i nodi di una rete, infine, detto *assortative mixing*, può essere misurato dai coefficienti di assortatività, che sono delle variazioni dei coefficienti di correlazione. I coefficienti di assortatività variano da -1 a 1: un valore di -1 indica che gli archi connettono nodi di gruppi diversi, un valore di 0 indica una distribuzione casuale degli archi, un valore di 1 indica che gli archi connettono solo i nodi di uno stesso gruppo (Kolaczyk & Csárdi, 2014).

3.2.3 Network analysis dei dati

Sono stati costruiti due grafi a partire dalle matrici descritte precedentemente, che rappresentano della matrici di adiacenza pesate. Il primo grafo (grafo 1), costruito a partire dalla matrice 1, contiene anche i *following* definiti *influencer*, al contrario del grafo 2, costruito a partire dalla matrice 2. In questi grafi, i nodi sono rappresentati dalle partecipanti e gli archi indicano la presenza di *following* in comune: se un arco collega due nodi, cioè due ragazze, significa che quelle due ragazze hanno almeno un *following* in comune.

La tabella 9 riassume le caratteristiche descrittive dei grafi.

Rete	Grafo 1	Grafo 2
Contiene influencer	Sì	No
Nodi	293	293
Archi	34.307	6585
Diametro	3	4
Densità	0.802	0.154
Transitività	0.882	0.512
È connesso	Sì	No
Vertex connectivity	7	/
Edge connectivity	7	/
Comunità	5	10
Modularità	0.017	0.262
Assortatività	0.288	0.413

Tabella 9: Caratteristiche descrittive dei grafi.

Entrambi i grafi hanno lo stesso numero di vertici (293), corrispondente al numero delle partecipanti, ma il numero degli archi del grafo 1 è più di cinque volte maggiore rispetto al numero di archi del grafo 2. Questo era prevedibile, dato che i *following* definiti *influencer* avevano

migliaia, se non milioni di *followers*, e, quindi, era molto probabile che fossero seguiti da più ragazze del campione.

La transitività è, inoltre, maggiore nel grafo 1, così come la densità, data la più elevata quantità di archi.

Soltanto il grafo 1 è connesso e le misure di *vertex connectivity* e *edge connectivity* indicano che sarebbe necessario rimuovere 7 nodi o 7 archi per rendere il grafo disconnesso.

Per quanto riguarda le comunità presenti nei grafi, sono state rilevate 5 comunità nel grafo 1 e 10 comunità nel grafo 2, come si può vedere dai grafici.

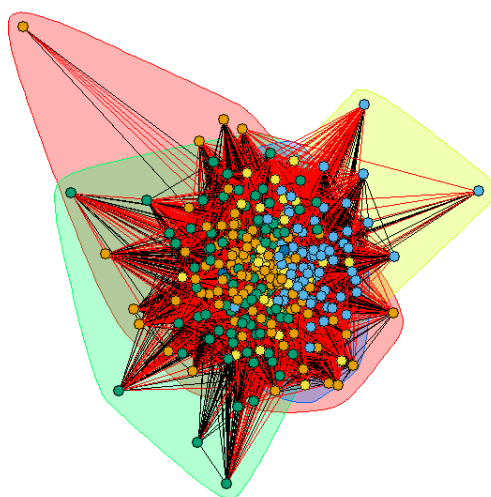


Grafico 3: comunità del grafo 1.

Le comunità del grafo 1 sono composte dal seguente numero di partecipanti: 107, 69, 83, 32, 2.

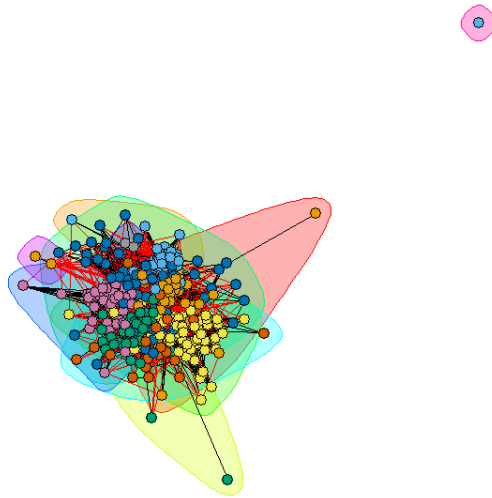


Grafico 4: comunità del grafo 2.

Le comunità sono composte dal seguente numero di partecipanti: 33, 39, 36, 57, 55, 25, 42, 3, 2, 1.

I valori positivi di modularità e assortatività indicano che i gruppi trovati non sono casuali, soprattutto per quanto riguarda il grafo 2.

Nei grafi sono stati, inoltre, analizzati il grado e la forza dei vertici, come si può vedere dai grafici seguenti.

Distribuzione del grado del grafo 1

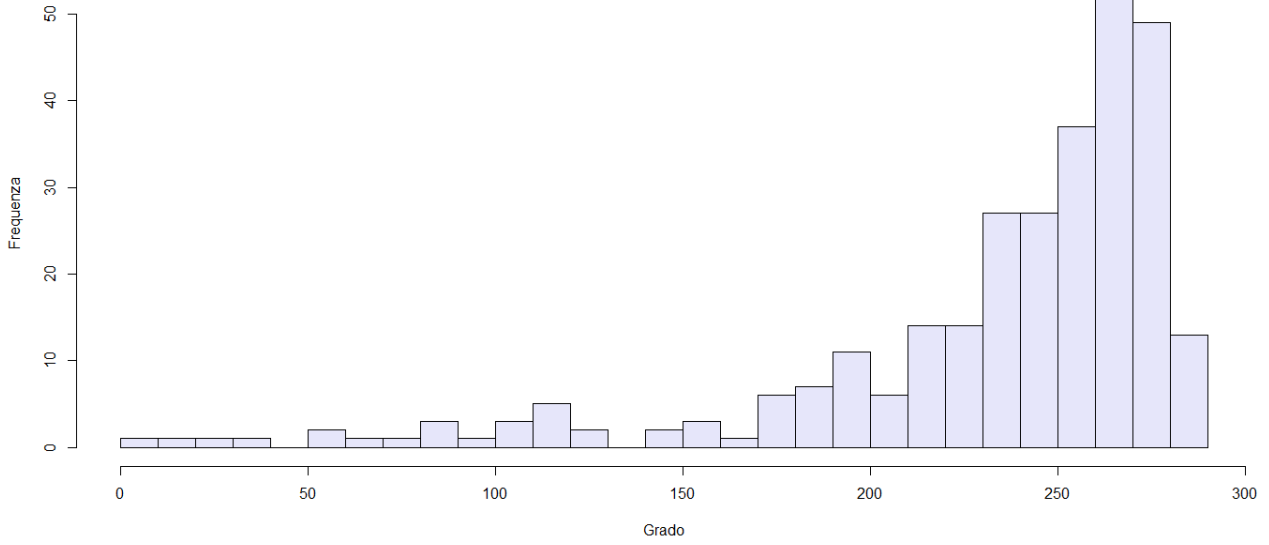


Grafico 5: distribuzione del grado del grafo 1.

Distribuzione del grado del grafo 2

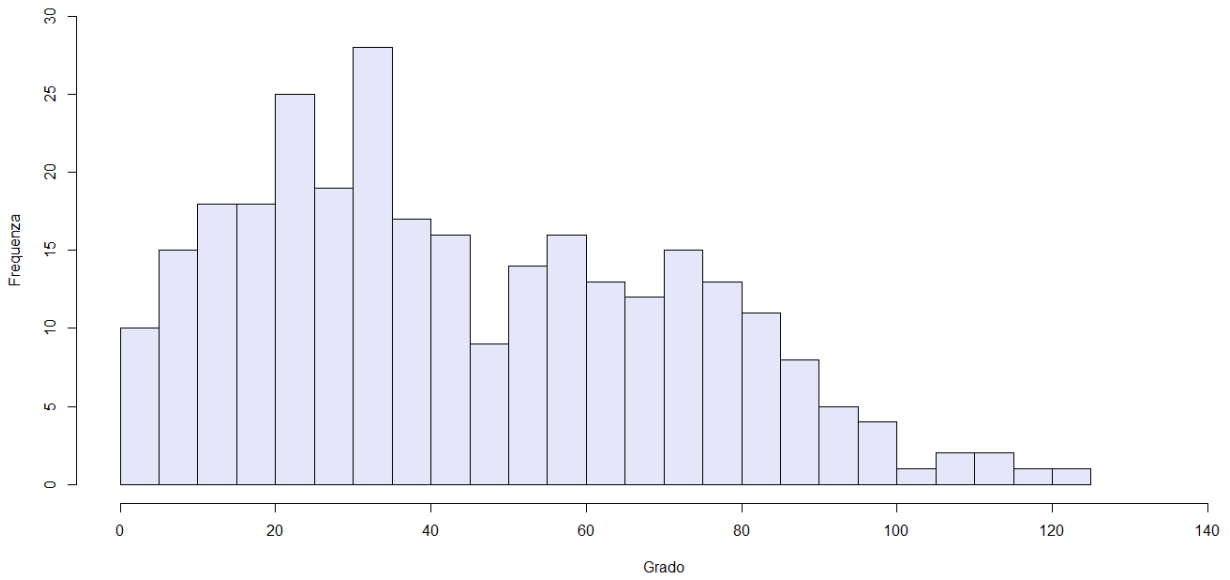
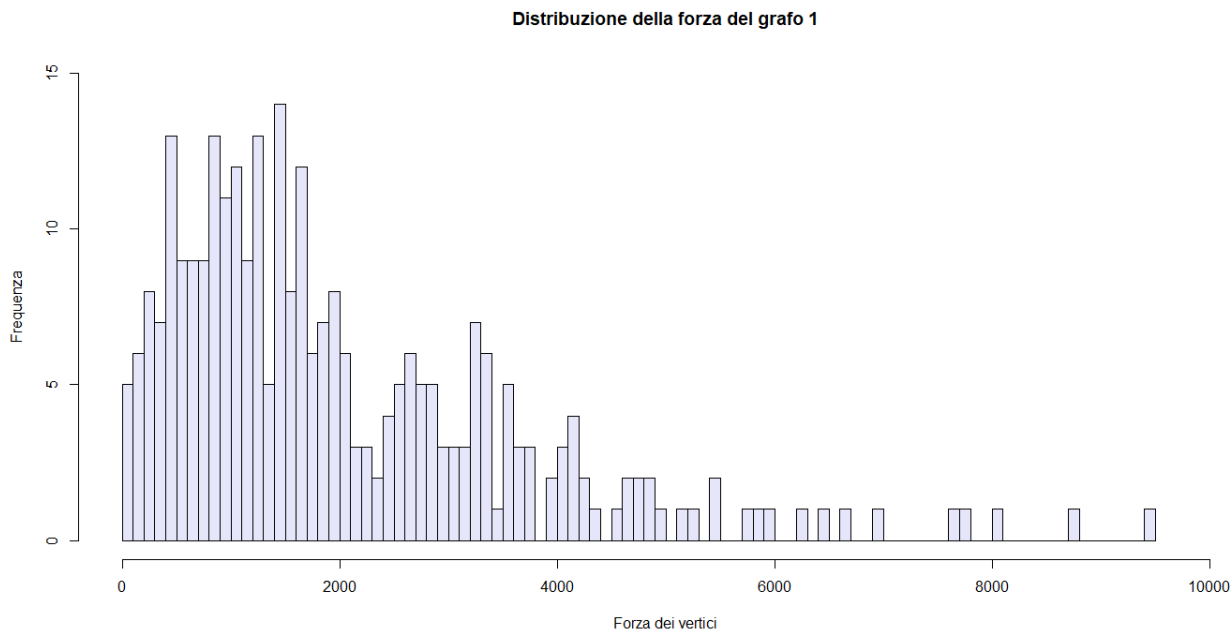
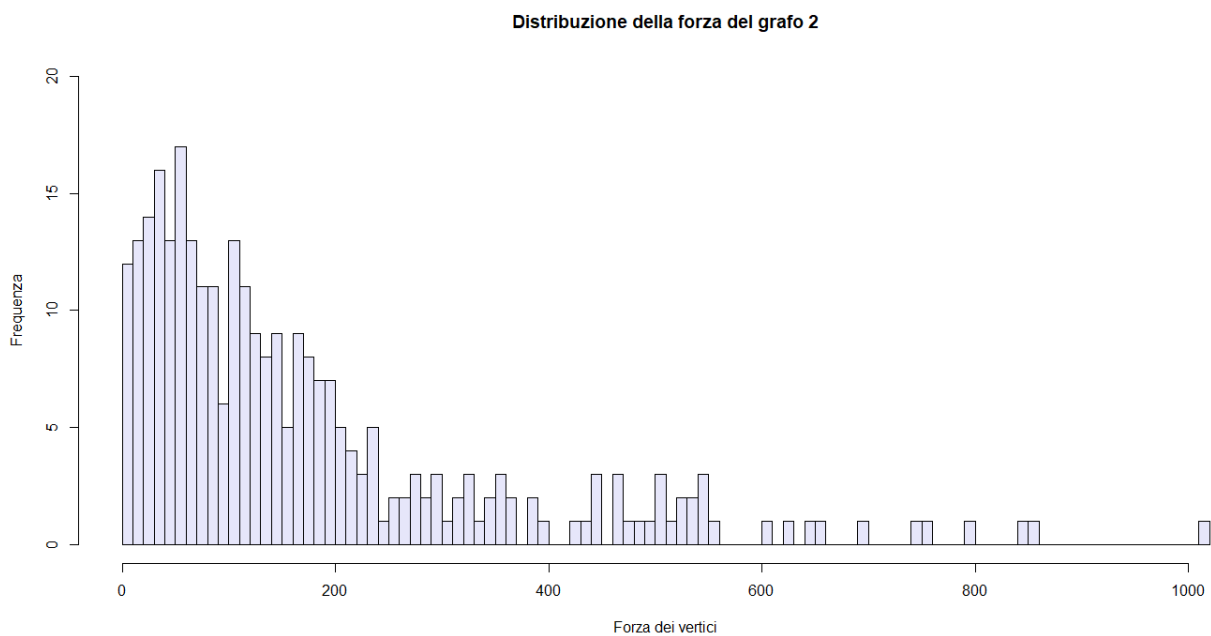


Grafico 6: distribuzione del grado del grafo 2.



***Grafico 7:** distribuzione della forza dei vertici del grafo 1.*



***Grafico 8:** distribuzione della forza dei vertici del grafo 2.*

4 Modelli statistici per grafi

4.1 Ergm

Gli *Exponential Random Graph Models* (ERGM) sono dei modelli statistici usati per lo studio delle reti, molto simili ai modelli di regressione lineare e, in particolare, ai *Generalized Linear Models* (GLM, Kolaczyk & Csárdi, 2014).

Considerando il grafo casuale $G=(V,E)$ e definendo $Y_{ij}=Y_{ji}$ come una variabile casuale che indica la presenza o l'assenza di un arco $e \in E$ tra due vertici i e j in V , definendo la matrice $\mathbf{Y}=[Y_{ij}]$ come la matrice di adiacenza casuale per G e $\mathbf{y}=[y_{ij}]$ come una particolare realizzazione di \mathbf{Y} , la formulazione generale di un ERGM è un modello nella forma:

$$\Pr(\mathbf{Y} = \mathbf{y}) = \left(\frac{1}{k}\right) \exp\left\{\sum_H \theta_H g_H(\mathbf{y})\right\},$$

dove

- i. ogni H è una configurazione, cioè un insieme di possibili archi tra un sottoinsieme di vertici in G ;
- ii. $g_H(\mathbf{y}) = \prod_{y_{ij} \in H} y_{ij}$, ha valore 1 se H fa parte di \mathbf{y} , o 0 altrimenti;
- iii. un valore diverso da zero di θ_H indica che Y_{ij} dipendono dal resto del grafo, per tutte le coppie $\{i,j\}$ in H ;
- iv. $k=k(\theta)$ è una costante di normalizzazione, $k(\theta) = \sum_{\mathbf{y}} \exp\{\sum_H \theta_H g_H(\mathbf{y})\}$.

Il modello più semplice di ERGM è il *Bernoulli random graph model*, in cui si suppone che, data una coppia di vertici, la presenza o l'assenza di un arco tra di essi sia indipendente dallo stato dei possibili archi tra le altre coppie di vertici. Perciò $\theta_H = 0$ per tutte le configurazioni H che includono tre o più vertici. L'ERGM si riduce, quindi, alla seguente formulazione:

$$\Pr(\mathbf{Y} = \mathbf{y}) = \left(\frac{1}{k}\right) \exp\left\{\sum_{i,j} \theta_{ij} g_{ij}(\mathbf{y})\right\}.$$

Inoltre, assumendo che i coefficienti θ_{ij} siano uguali a un valore comune θ , facendo riferimento all'assunzione di omogeneità all'interno della rete, l'ERGM si riduce ulteriormente a:

$$\Pr(\mathbf{Y} = \mathbf{y}) = \left(\frac{1}{k}\right) \exp\{\theta L(\mathbf{y})\},$$

dove $L(y) = \sum_{i,j} y_{ij} = N_e$, cioè il numero totale di archi nel grafo e $p = \frac{\exp(\theta)}{[1+\exp(\theta)]}$ (Kolaczyk & Csárdi, 2014).

4.2 Ergm applicati ai dati

In questo lavoro, l'analisi di tipo inferenziale è stata svolta utilizzando il *software* R e, in particolare, la libreria “ergm”.

Ad entrambi i grafi è stato applicato il *Bernoulli random graph model*, che contiene un unico termine: gli archi.

I coefficienti stimati sono riportati nella tabella 10. Le corrispondenti probabilità, secondo la formula $p = \frac{\exp(\theta)}{[1+\exp(\theta)]}$, sono 0.802 e 0.154, che sono uguali alla densità dei grafi (Butts et al., 2014).

Grafo	Termine del modello	Coefficiente	Errore Standard	MCMC %	Z value	p-value
Grafo 1	Archi	1.399	0.012	0	115,3	<1e-04
Grafo 2	Archi	-1.704	0.013	0	-127.2	<1e-04

Tabella 10: Bernoulli random graph model applicato ai grafi.

Successivamente, è stato applicato ai grafi un secondo modello, in cui, oltre agli archi, è presente un altro termine che è considerato una misura di *clustering* o transività: il numero di triangoli.

I coefficienti stimati per il numero di triangoli sono riportati nella tabella 11. Per quanto riguarda il grafo 1, la variabile “numero di triangoli”, dato il coefficiente molto basso, non ha un effetto sulla probabilità degli archi mentre, nel grafo 2, produce un incremento leggero nella probabilità che sia presente un arco.

Grafo	Termine del modello	Coefficiente	Errore Standard	MCMC %	Z value	p-value
Grafo 1	Archi	-3.724	0.052	0	-71.27	<1e-04
	Triangoli	0.029	0.0003	0	97.620	<1e-04
Grafo 2	Archi	-3.915	0.035	0	-112.89	<1e-04
	Triangoli	0.188	0.002	0	77.430	<1e-04

Tabella 11: *Ergm con il numero di triangoli applicato ai grafi.*

Negli ERGM, inoltre, si possono includere informazioni riguardanti gli attributi dei vertici.

In questo lavoro, gli attributi dei vertici di entrambi i grafi sono costituiti da:

- numero di *followers*;
- numero di *following*;
- rapporto *followers/following*;
- percentuale di *influencer* sul totale dei *following* (solo per la rete con *influencer*);
- punteggi al test SATAQ;
- punteggi al test SOBBS;
- *Instagram addiction*;
- situazione sentimentale;
- BMI.

Sono stati, quindi, applicati ai grafi degli ERGM contenenti tali variabili.

Il primo modello conteneva le informazioni riguardanti numero di *followers*, numero di *following* e rapporto *followers/following*. I coefficienti stimati per il grafo 1 e il grafo 2 sono riportati nella tabella 12. I coefficienti stimati in entrambi i modelli, dato il loro valore molto basso, non hanno alcun effetto sulla probabilità degli archi.

Grafo	Termine del modello	Coefficiente	Errore Standard	MCMC %	Z value	p-value
Grafo 1	Archi	3.778e-01	4.443e-02	0	8.502	<1e-04
	<i>Followers</i>	-5.570e-05	2.222e-05	0	-2.506	0.012
	<i>Following</i>	1.524e-03	4.369e-05	0	34.875	<1e-04
	<i>Followers/following</i>	-1.683e-01	1.023e-02	0	-16.458	<1e-04

Grafo 2	Archi	-2.155e+00	4.174e-02	0	-51.635	<1e-04
	<i>Followers</i>	-7.742e-06	1.926e-05	0	-0.402	0.688
	<i>Following</i>	4.083e-04	2.838e-05	0	14.388	<1e-04
	<i>Followers/following</i>	-9.065e-03	1.253e-02	0	-0.723	0.469

Tabella 12: Ergm con le variabili “numero di followers”, “numero di following” e “rapporto followers/following”.

Il secondo modello applicato conteneva tutti gli altri attributi.

I coefficienti stimati per il grafo 1 e per il grafo 2 sono riportati nella tabella 13. Dato il loro basso valore, le variabili incluse nel modello non hanno alcun effetto sulla probabilità degli archi.

Grafo	Termine del modello	Coefficiente	Errore standard	MCMC %	Z value	p-value
Grafo 1	Archi	-0.757	0.168	0	-4.496	$p < 1e-04$
	SATAQ	-0.026	0.006	0	-4.755	$p < 1e-04$
	SOBBS	-0.001	0.006	0	-0.226	$p = 0.821$
	BMI	0.021	0.003	0	7.173	$p < 1e-04$
	<i>Inst. addiction</i>	-0.056	0.006	0	-9.904	$p < 1e-04$
	Situaz. sentimentale	-0.029	0.009	0	-3.121	$p = 0.0018$
	<i>% following influencer</i>	0.034	0.0006	0	59.678	$p < 1e-04$
Grafo 2	Archi	0.302	0.174	0	1.733	$p = 0.083$
	SATAQ	-0.045	0.006	0	-7.914	$p < 1e-04$
	SOBBS	-0.080	0.006	0	-13.516	$p < 1e-04$
	BMI	-0.005	0.003	0	-1.657	$p = 0.097$
	<i>Inst. addiction</i>	-0.084	0.006	0	-14.086	$p < 1e-04$
	Situaz. sentimentale	-0.069	0.009	0	-7.119	$p < 1e-04$

Tabella 13: Ergm con le variabili ricavate dai questionari della ricerca e la variabile “percentuale following influencer” ricavata da questo lavoro.

Conclusioni

Lo scopo di questo lavoro è stato quello di studiare le reti sociali formate da un gruppo di giovani donne, che avevano fornito i loro dati Instagram in una ricerca precedente a questo lavoro. Le ragazze avevano anche risposto a questionari riguardanti auto-oggettivazione, immagine corporea e interiorizzazione delle norme di bellezza, dipendenza da Instagram, tipo di attività svolta su Instagram e alcune informazioni demografiche come età, livello di istruzione.

I dati Instagram sono stati utilizzati per studiare le caratteristiche dei *following* e per individuare due reti sociali formate dalle partecipanti, una contenente i *following* definiti *influencer* (grafo 1) e l'altra senza questo tipo di *following* (grafo 2). Le reti sono state studiate utilizzando la *social network analysis*, sia dal punto di vista descrittivo sia dal punto di vista inferenziale, attraverso il *software R*.

Per quanto riguarda l'analisi descrittiva, è emerso che il grafo 1 conteneva un numero molto più alto di archi rispetto al grafo 2 e aveva, quindi, una densità maggiore. Il grafo 1 è risultato, inoltre, connesso e diviso in 5 comunità. Il grafo 2, invece, non era connesso ed era diviso in 10 comunità.

Per quanto riguarda i modelli statistici applicati ai grafi, è emerso che le variabili ricavate dalla ricerca e dall'analisi dei dati in questo lavoro non hanno nessun impatto lineare sulla formazione degli archi nelle reti.

In questo lavoro si possono riscontrare, inoltre, dei limiti, dovuti principalmente alla natura dei dati analizzati. I dati ricavati dai questionari erano, infatti, dati *self-report*, determinati da una valutazione soggettiva, e potevano essere influenzati da *bias*, come quello della desiderabilità sociale, e, quindi, potevano non corrispondere necessariamente alla realtà. I dati Instagram sono, invece, stati scaricati dalle partecipanti dal proprio profilo Instagram e non sono stati sottoposti a distorsioni soggettive. Attraverso l'analisi effettuata, non è stato, però, possibile distinguere i *following*, in particolare gli *influencer*, in diverse categorie, come *influencer* di moda, di benessere o di viaggi, ad esempio. Sarebbe stato, infatti, interessante includere nei modelli statistici questo tipo di variabili per comprendere se avessero un impatto sulla rete sociale.

Inoltre, dato il tempo intercorso tra la ricerca e questo lavoro, alcune pagine Instagram dei *following* sono state cancellate o ne è stato modificato il nome utente, rendendo impossibile l'analisi di tali pagine.

Bibliografia

Brown, Z., & Tiggemann, M. (2016). Attractive celebrity and peer images on Instagram: Effect on women's mood and body image. *Body image, 19*, 37-43.

Butts, C. T., Morris, M., Krivitsky, P. N., Almquist, Z., Handcock, M. S., Hunter, D. R., Goodreau, S. M. & de-Moll, S. B. (2014). Introduction to Exponential-family Random Graph (ERG or p*) modeling with ergm. *European University Institute, Florence*. URL: <http://cran.r-project.org/web/packages/ergm/vignettes/ergm.pdf>.

Cohen, R., Newton-John, T., & Slater, A. (2017). The relationship between Facebook and Instagram appearance-focused activities and body image concerns in young women. *Body image, 23*, 183-187.

De Veirman, M., Cauberghe, V., & Hudders, L. (2017). Marketing through Instagram influencers: The impact of number of followers and product divergence on brand attitude. *International Journal of Advertising, 36*(5), 798–828.

Foroughi, B., Griffiths, M. D., Iranmanesh, M., & Salamzadeh, Y. (2021). Associations between Instagram addiction, academic performance, social anxiety, depression, and life satisfaction among university students. *International Journal of Mental Health and Addiction*, 1-22.

Fredrickson, B. L. & Roberts, T. (1997). Objectification theory: Toward understanding women's lived experiences and mental health risks. *Psychology of Women Quarterly, 21*, 173-206.

Holland, G., & Tiggemann, M. (2016). A systematic review of the impact of the use of social networking sites on body image and disordered eating outcomes. *Body image, 17*, 100-110.

Kapoor K.K., Tamilmani K., Rana N.P., Patil. P., Dwivedi, Y.K. & Nerur, S. (2018). Advances in social media research: past, present and future. *Information Systems Frontiers (20)*, 531–558.

Keles, B., McCrae, N., & Grealish, A. (2020). A systematic review: the influence of social media on depression, anxiety and psychological distress in adolescents. *International Journal of Adolescence and Youth, 25*(1), 79-93.

- Kircaburun, K., & Griffiths, M. D. (2018). Instagram addiction and the big five of personality: the mediating role of self-liking. *Journal of Behavioral Addiction, 7*(1), 158–170.
- Kolaczyk, E. D. & Csárdi, G. (2014). *Statistical Analysis of Network Data with R*. New York: Springer.
- Kolaczyk, E. D. (2009). *Statistical Analysis of Network Data: Methods and Models*. New York: Springer.
- Lin, H., Bruning, P. F., & Swarna, H. (2018). Using online opinion leaders to promote the hedonic and utilitarian value of products and services. *Business Horizons, 61*(3), 431–442.
- Lindner, D., & Tantleff-Dunn, S. (2017). The development and psychometric evaluation of the Self-Objectification Beliefs and Behaviors Scale. *Psychology of Women Quarterly, 41*(2), 254-272.
- Longobardi, C., Settanni, M., Fabris, M. A., & Marengo, D. (2020). Follow or be followed: Exploring the links between Instagram popularity, social media addiction, cyber victimization, and subjective happiness in Italian adolescents. *Children and youth services review, 113*, 104955.
- Sarmiento, I. G., Olson, C., Yeo, G., Chen, Y. A., Toma, C. L., Brown, B. B., Bellmore, A. & Mares, M. L. (2020). How does social media use relate to adolescents' internalizing symptoms? Conclusions from a systematic narrative review. *Adolescent Research Review, 5*(4), 381-404.
- Stefanile, C., Matera, C., Nerini, A. & Pisani, E. (2011). Validation of an Italian version of the Sociocultural Attitudes Towards Appearance Questionnaire-3 (SATAQ-3) on adolescent girls. *Body Image, 8*(4), 432-436.
- Thompson, K.J., Van den Berg, P., Roehrig, M., Guarda, A.S., & Heinberg, L.S. (2004). The Sociocultural Attitudes Towards Appearance Scale-3 (SATAQ-3): Development and validation. *International Journal of Eating Disorders, 35*, 293-304.
- Tiggemann, M., Anderberg, I., & Brown, Z. (2020). # Loveyourbody: The effect of body positive Instagram captions on women's body image. *Body image, 33*, 129-136.

Yang, C. C. (2016). Instagram use, loneliness, and social comparison orientation: Interact and browse on social media, but don't compare. *Cyberpsychology, Behavior and Social Networking*, *19*(12), 703–708.

Young, K. S. (1998). Internet addiction: The emergence of a new clinical disorder. *CyberPsychology & Behavior*, *1*(3), 237–244.

Appendice

Appendice A

Viene riportato di seguito il codice utilizzato per l'analisi dei dati su R.

```
library(rjson)
library(rlist)
library(hash)
library(stringi)
library(igraph)
library(ergm)

# lst= lista dei partecipanti
lst<-list.files("C:/Users/Utente/Documents/Annamaria/Magistrale/Tesi/dati_instagram")
basePath<-"C:/Users/Utente/Documents/Annamaria/Magistrale/Tesi/dati_instagram/"
basePath2<-"C:/Users/Utente/Documents/Annamaria/Magistrale/Tesi/"

data<-hash()
for (i in 1:length(lst)) {
  fullPath <- paste(basePath, lst[i], "/",lst[i], ".json", sep = "")
  print(paste("Importing", fullPath))
  data[[lst[i]]] <- fromJSON(file = fullPath)
}

follow<-matrix(NA,length(lst),3)
row.names(follow)<-lst
colnames(follow)<-c("followers","following","followers/following")
for (i in 1:length(lst)) {
  follow[i,1]<-length(data[[lst[i]]][["followers"]])
  follow[i,2]<-length(data[[lst[i]]][["following"]])
  follow[i,3]<-follow[i,1]/follow[i,2]
}

#istogramma età
hist(Prima_parte_Studio_Instagram$età,xlim = c(15,35), xlab = "Età",ylab = "Frequenza",
main = "Età",col = "lavender",breaks = 25)
table(Prima_parte_Studio_Instagram$genere)
```

```

names_following<-hash()
for (i in 1:length(lst)) {
  names_following[[lst[i]]]<-names(data[[lst[i]]][["following"]])
}

res = function (x) {
  result = as.numeric(x)
  if(is.na(result)){
    text = gsub(",", "", x)
    text = gsub("k", "*1e3", text, ignore.case = T)
    text = gsub("m", "*1e6", text, ignore.case = T)
    result = eval(parse(text = text))
  }
  return(result)
}

# matrice con % influencer, microinfluencer, non influencer sul totale dei following
# html= pagine trovate
# num_following= totale following
# %lost_html= % pagine non trovate
results=matrix(NA,length(lst),6)
colnames(results)<-
c("%not_infl/html", "%micro_infl/html", "%infl/html", "html", "num_following", "%lost_html")
row.names(results)<-lst

for (k in length(lst)) {
  num<-list()
  list<-list()
  for (i in 1:length(names_following[[lst[k]]])) {
    dest<-
paste(basePath2, "Partecipanti_da_79/", k+15, "/", names_following[[lst[k]][i], ".html",
sep = "")
    content<-readLines(dest)
    id<-min(grep("Followers,", content))
    print(dest)
    list<-list.append(list, stri_extract_all_words(content[id])[[1]][3])

    num<-list.append(num, res(list[i]))
    num<-unlist(num)
    num<-num[complete.cases(num)]
  }
}

```

```

}
results[k,1]=sum(num<=1000)/length(num)*100
results[k,2]=sum(num>1000&num<=10000)/length(num)*100
results[k,3]=sum(num>10000)/length(num)*100
results[k,4]=length(num)
results[k,5]=follow[lst[k],2]
results[k,6]=(results[k,5]-results[k,4])/results[k,5]*100
}

#liste di following senza influencer
partecipants_not_infl<-list()
for (k in length(lst)) {
  influencer<-hash()
  not_infl<-list()
  for (i in 1:length(names_following[[lst[k]]])) {
    dest<-paste(basePath2,"Partecipanti_da_79/",
k+15,"/",names_following[[lst[k]]][i],".html", sep = "")
    content<-readLines(dest)
    id<-min(grep("Followers,",content))
    print(dest)
    num<-stri_extract_all_words(content[id]][[1]][3]
    num<-res(num)
    influencer[names_following[[lst[k]]][i]]<-num
    if (typeof(num)=="double") {
      if (num<10000) {
        not_infl<-list.append(not_infl,names(influencer[names_following[[lst[k]]][i]]))
      }
    }
  }
  partecipants_not_infl<-list.append(partecipants_not_infl,not_infl)
}

#matrice partecipanti x partecipanti con numero di following in comune
common_following<-matrix(NA,length(lst),length(lst))
row.names(common_following)<-lst
colnames(common_following)<-lst
for (i in 1:length(lst)) {
  for (j in 1:length(lst)) {
    com_i<-names_following[[lst[i]]]

```

```

    com_j<-names_following[[lst[j]]]
    common_following[i,j]<-length(intersect(com_i,com_j))
  }
}

#matrice partecipanti x partecipanti con numero di following in comune senza influencer
common_not_infl<-matrix(NA,length(lst),length(lst))
row.names(common_not_infl)<-lst
colnames(common_not_infl)<-lst
for (i in 1:length(lst)) {
  for (j in 1:length(lst)) {
    com_i<-partecipants_not_infl[[i]]
    com_i<-unlist(com_i)
    com_j<-partecipants_not_infl[[j]]
    com_j<-unlist(com_j)
    common_not_infl[i,j]<-length(intersect(com_i,com_j))
  }
}

# rete con influencer
network<-graph.adjacency(common_following,weighted = TRUE,mode = "undirected",diag =
FALSE)
plot(network,layout=layout.dr1,vertex.size=3,vertex.label=NA)
summary(network)
# A graph is said to be connected if every vertex is reachable from every other.
# A component of a graph is a maximally connected subgraph.
# Network is connected and therefore consists of only a single component.
is.connected(network)
clusters(network)
# Longest geodesic distance (shortest path)
diameter(network)

weight_not_infl<-E(network)$weight
hist(graph.strength(network),ylim = c(0,15),xlim = c(0,10000),breaks = 100,main =
"Distribuzione della forza del grafo 1",ylab = "Frequenza",xlab = "Forza dei
vertici",col = "lavender")

# Vertex attributes
V(network)$followers<-follow[,1]
V(network)$following<-follow[,2]

```

```

V(network)$rapporto_followers_following<-follow[,3]

# Centrality measures: vertices
degree<-degree(network)
hist(degree(network),breaks = 30,main="Distribuzione del grado del grafo 1",xlab =
"Grado",ylab = "Frequenza", col = "lavender")
V(network)[order(degree(network),decreasing = TRUE)[1:3]]
closeness<-closeness(network)
V(network)[order(closeness,decreasing = TRUE)[1:3]]
betweenness<-betweenness(network)
V(network)[order(betweenness,decreasing = TRUE)[1:3]]
eigenvector<-evcent(network)$vector
V(network)[order(eigenvector,decreasing = TRUE)[1:3]]

# Centrality measures:edges
eb<-edge.betweenness(network)
max(eb)
E(network)[order(eb,decreasing=TRUE)[1:3]]

# Network cohesion
coreness<-graph.coreness(network)
graph.density(network)
transitivity(network)
e_connectivity<-edge.connectivity(network)
v_connectivity<-vertex.connectivity(network)
articulation.points(network)
communities<-fastgreedy.community(network)
sizes(communities)
memb<-membership(communities)
modularity(network,memb)
assortativity(network,memb)
plot(communities,network,vertex.label=NA,vertex.size=5)
dendPlot(communities)

# rete senza influencer
network_not_infl<-graph.adjacency(common_not_infl,weighted = TRUE,mode =
"undirected",diag = FALSE)
plot(network_not_infl,layout=layout.dr1,vertex.size=3,vertex.label=NA)
#network_not_infl<-delete_vertices(network_not_infl,"2828")
plot(network_not_infl,layout=layout.dr1,vertex.size=3,vertex.label=NA)

```



```

summary(network_not_infl)
is.connected(network_not_infl)
clusters(network_not_infl)
# Longest geodesic distance (shortest path)
diameter(network_not_infl)

weight<-E(network_not_infl)$weight
hist(graph.strength(network_not_infl),ylim = c(0,20),breaks = 100,main = "Distribuzione
della forza del grafo 2",ylab = "Frequenza",xlab = "Forza dei vertici",col =
"lavender")

# Centrality measures: vertices
degree_not_infl<-degree(network_not_infl)
hist(degree(network_not_infl),breaks = 30,main="Distribuzione del grado del grafo
2",xlab = "Grado",ylab = "Frequenza", col = "lavender",xlim = c(0,140), ylim = c(0,30))
V(network_not_infl)[order(degree_not_infl,decreasing = TRUE)[1:3]]
closeness_not_infl<-closeness(network_not_infl)
V(network_not_infl)[order(closeness_not_infl,decreasing = TRUE)[1:3]]
betweenness_not_infl<-betweenness(network_not_infl)
V(network_not_infl)[order(betweenness_not_infl,decreasing = TRUE)[1:3]]
eigenvector_not_infl<-evcent(network_not_infl)$vector
V(network_not_infl)[order(eigenvector_not_infl,decreasing = TRUE)[1:3]]

# Centrality measures:edges
eb_not_infl<-edge.betweenness(network_not_infl)
max(eb_not_infl)
E(network_not_infl)[order(eb_not_infl,decreasing=TRUE)[1:3]]

# Network cohesion
coreness_not_infl<-graph.coreness(network_not_infl)
graph.density(network_not_infl)
transitivity(network_not_infl)
e_connectivity_not_infl<-edge.connectivity(network_not_infl)
v_connectivity_not_infl<-vertex.connectivity(network_not_infl)
articulation.points(network_not_infl)
communities_not_infl<-fastgreedy.community(network_not_infl)
sizes(communities_not_infl)
memb_not_infl<-membership(communities_not_infl)
modularity(network_not_infl,memb_not_infl)
assortativity(network_not_infl,memb_not_infl)

```

```

plot(communities_not_infl,network_not_infl,vertex.label=NA,vertex.size=5)
dendPlot(communities_not_infl)

# calcolo BMI (Body Mass Index)

bmi<-list()
for (i in 1:length(lst)) {
  bmi<-
list.append(bmi,Prima_parte_Studio_Instagram$peso[i]/((Prima_parte_Studio_Instagram$altezza[i])^2))
}
bmi<-unlist(bmi)

Prima_parte_Studio_Instagram$FL_13_DO_Instagramaddictionscale<-
as.numeric(Prima_parte_Studio_Instagram$FL_13_DO_Instagramaddictionscale)
Prima_parte_Studio_Instagram$FL_13_DO_SOBBBS<-
as.numeric(Prima_parte_Studio_Instagram$FL_13_DO_SOBBBS)
Prima_parte_Studio_Instagram$FL_13_DO_SATAQ<-
as.numeric(Prima_parte_Studio_Instagram$FL_13_DO_SATAQ)

# ERGM

# modelli riferiti alla rete con influencer
network2<-as.network(common_following,directed = FALSE,weighted=TRUE)
set.vertex.attribute(network2,"Followers",V(network)$followers)
set.vertex.attribute(network2,"Following",V(network)$following)
set.vertex.attribute(network2,"Followers/following",V(network)$rapporto_followers_following)
set.edge.attribute(network2,"weight",weight)
set.vertex.attribute(network2,"SATAQ",Prima_parte_Studio_Instagram$FL_13_DO_SATAQ)
set.vertex.attribute(network2,"SOBBBS",Prima_parte_Studio_Instagram$FL_13_DO_SOBBBS)
set.vertex.attribute(network2,"inst_addiction",Prima_parte_Studio_Instagram$FL_13_DO_Instagramaddictionscale)
set.vertex.attribute(network2,"BMI",bmi)
set.vertex.attribute(network2,"situaz_sentimentale",Prima_parte_Studio_Instagram$situaz_sentimentale)
set.vertex.attribute(network2,"%following_influencer",results[,3])
summary(network2)

m0<-ergm(network2~edges,estimate = 'MPLE')

```

```

summary(m0)
all.equal(network.density(network2), plogis(coef(m0)[[1]]))

m1<-ergm(network2~edges+triangles,estimate = 'MPLE')
summary(m1)

m2<-ergm(network2~edges + triangles + kstar(2:3), estimate = 'MPLE')
summary(m2)

m3<-
ergm(network2~edges+nodecov("Followers")+nodecov("Following")+nodecov("Followers/follow
ing"))
summary(m3)

m4<-
ergm(network2~edges+nodecov("SATAQ")+nodecov("SOBBS")+nodecov("BMI")+nodecov("inst_addi
ction")+nodecov("situaz_sentimentale")+nodecov("%following_influencer"))
summary(m4)

# modelli riferiti alla rete senza influencer
network_not_infl2<-as.network(common_not_infl,directed = FALSE)
set.vertex.attribute(network_not_infl2,"Followers",follow[,1])
set.vertex.attribute(network_not_infl2,"Following",follow[,2])
set.vertex.attribute(network_not_infl2,"Followers/following",follow[,3])
set.edge.attribute(network_not_infl2,"weight",weight)
set.vertex.attribute(network_not_infl2,"SATAQ",Prima_parte_Studio_Instagram$FL_13_DO_SA
TAQ)
set.vertex.attribute(network_not_infl2,"SOBBS",Prima_parte_Studio_Instagram$FL_13_DO_SO
BBS)
set.vertex.attribute(network_not_infl2,"inst_addiction",Prima_parte_Studio_Instagram$FL
_13_DO_Instagramaddictionscale)
set.vertex.attribute(network_not_infl2,"BMI",bmi)
set.vertex.attribute(network_not_infl2,"situaz_sentimentale",Prima_parte_Studio_Instagr
am$sit.sentimentale)
set.vertex.attribute(network_not_infl2,"%following_influencer",results[,3])
summary(network_not_infl2)

m0_not_infl<-ergm(network_not_infl2~edges,estimate = 'MPLE')
summary(m0_not_infl)

```

```
m1_not_infl<-ergm(network_not_infl2~edges+triangles,estimate = 'MPLE')
summary(m1_not_infl)
```

```
m2_not_infl<-ergm(network_not_infl2~edges + triangles + kstar(2:3), estimate = 'MPLE')
summary(m2_not_infl)
```

```
m3_not_infl<-
ergm(network_not_infl2~edges+nodecov("Followers")+nodecov("Following")+nodecov("Followers/following"))
summary(m3_not_infl)
```

```
m4_not_infl<-
ergm(network_not_infl2~edges+nodecov("SATAQ")+nodecov("SOBBS")+nodecov("BMI")+nodecov("inst_addiction")+nodecov("situaz_sentimentale"))
summary(m4_not_infl)
```

Appendice B

Viene riportato di seguito parte del questionario somministrato alle partecipanti nella ricerca.

Instagram addiction scale

Di seguito sono riportate una serie di affermazioni riguardanti il tuo uso di Instagram negli ultimi 6 mesi. Pensando alla tua personale esperienza, ti preghiamo di indicare quanto sei d'accordo con ciascuna affermazione su una scala di valutazione da 1 a 6. La scala di valutazione è la presente: 1= Mai 2 = Raramente 3 = Occasionalmente 4 = Frequentemente 5 = Spesso 6 = Sempre

1. Quanto spesso preferisci utilizzare Instagram piuttosto che passare del tempo con i tuoi amici perché ti dà più piacere?
2. Quanto spesso crei nuove relazioni con altri utenti di Instagram?
3. Quanto spesso ti capita di essere riservata o sulla difensiva quando ti viene chiesto cosa fai su Instagram?
4. Quanto spesso i tuoi voti o la tua prestazione accademica risentono negativamente del tempo che trascorri su Instagram?
5. Quanto spesso scatti, urli o ti infastidisci se qualcuno ti disturba mentre sei su Instagram?
6. Quanto spesso cerchi di nascondere quanto tempo trascorri su Instagram?
7. Quanto spesso scegli di dedicare più tempo a stare su Instagram invece di uscire con altre persone?
8. Quanto spesso ti senti depressa, nervosa o con sbalzi di umore se non puoi accedere a Instagram, situazione che migliora quando hai la possibilità di accedervi?
9. Quanto spesso provi a ridurre il tempo che trascorri su Instagram senza successo?
10. Quanto spesso controlli il tuo account Instagram prima di qualcos'altro che devi fare?
11. Quanto spesso pensi che Instagram sia di aiuto per smettere di pensare a cose spiacevoli?
12. Quanto spesso pensi al quando potrai accedere di nuovo a Instagram?
13. Quanto spesso temi che la tua vita sarebbe noiosa, vuota e priva di gioie se non avessi Instagram?
14. Quanto spesso perdi sonno perché utilizzi Instagram fino a tarda notte?
15. Quanto spesso dici a te stessa "ancora qualche minuto" quando usi Instagram?

Instagram Activity Scale

Di seguito sono riportate una serie di affermazioni riguardanti il tuo uso di Instagram negli ultimi 6 mesi. Pensando alla tua personale esperienza, ti preghiamo di indicare quanto sei d'accordo con ciascuna affermazione su una scala da 1 (Mai) a 5 (Molto).

1. Commenti o rispondi ai post di altre persone
2. Tagghi altre persone nei tuoi post o commenti
3. Pubblichiamo / Carichi qualcosa sul tuo profilo senza taggare nessuno
4. Pubblichiamo qualcosa che non è diretto a persone specifiche
5. Navighi sulla home page / news feed (dove vedi i nuovi aggiornamenti) senza lasciare commenti
6. Guardi i profili degli altri senza commentare

SATAQ

Indica il tuo grado di accordo o di disaccordo per ciascuna delle seguenti affermazioni (punteggio da 1 a 5, in cui 1 significa “molto in disaccordo” e 5 significa “molto d'accordo”).

Ricorda non ci sono risposte giuste o sbagliate, il tuo contributo sincero e per noi molto prezioso.

1. I programmi televisivi sono una fonte importante d'informazione su ciò che è di moda e su come essere attraente
2. Ho sentito la pressione della tv o dei social media a perdere peso.
3. Vorrei che il mio corpo assomigliasse a quello dei personaggi televisivi.
4. Confronto il mio corpo con quello delle dive della tv e del cinema.
5. Le pubblicità sono una fonte importante d'informazione su ciò che è di moda e su come essere attraente.
6. Ho sentito la pressione della tv o dei social media ad apparire carina.
7. Vorrei che il mio corpo assomigliasse a quello delle modelle che appaiono sulle riviste e i social media.
8. Confronto il mio aspetto con quello delle dive della tv e del cinema.
9. I video musicali sono una fonte importante d'informazione su ciò che è di moda e su come essere

attraente.

10. Ho sentito la pressione della tv e dei social media ad essere magra.

11. Vorrei che il mio corpo assomigliasse a quello delle protagoniste dei film.

12. Confronto il mio corpo con quello delle ragazze che appaiono nelle riviste e nei social media.

13. Le riviste e i social media sono una fonte importante di informazione su ciò che è di moda e su come essere attraente.

14. Ho sentito la pressione della TV o dei social media ad avere un corpo perfetto.

15. Desidero assomigliare alle modelle presenti nei video musicali.

16. Confronto il mio aspetto con quello delle persone nei social media.

17. Le pubblicità sono una fonte importante d'informazione su ciò che è di moda e su come essere attraente.

18. Ho sentito la pressione della TV o dei social media a seguire una dieta.

19. Confronto il mio corpo con quello delle persone "in forma".

20. Le immagini sui social media sono una fonte importante d'informazione su ciò che è di moda e su come essere attraente.

21. I film sono una fonte importante di informazione su ciò che è di moda e su come essere attraente.

22. Ho sentito la pressione della tv o delle social media a fare esercizio fisico.

23. Ho sentito la pressione della tv o dei social media a cambiare il mio aspetto.

24. Cerco di assomigliare ai personaggi televisivi.

25. Le dive del cinema sono una fonte importante d'informazione su ciò che è di moda e su come essere attraente.

26. Le persone famose sono una fonte importante d'informazione su ciò che è di moda e su come essere attraente.

27. Desidero assomigliare alle modelle presenti nei video musicali.

SOBBS

Indica il tuo grado di accordo o di disaccordo per ciascuna delle seguenti affermazioni (punteggio da 1 a 5, in cui 1 significa "molto in disaccordo" e 5 significa "molto d'accordo").

1. Apparire attraente agli altri è per me più importante che essere contenta di come sono dentro.

2. Cerco di immaginare come gli altri vedono il mio corpo (come se mi stessi guardando dall'esterno).

3. Come appaio fisicamente è per me più importante di quello che penso o che provo.
4. Scelgo i miei abiti o accessori sulla base di come fanno apparire il mio corpo agli altri.
5. Il mio aspetto fisico è più importante della mia personalità.
6. Quando mi guardo allo specchio, noto delle aree del mio aspetto fisico che penso le altre persone vedranno in modo critico.
7. Penso a come il mio corpo apparirà alle altre persone con i vestiti che indosso.
8. Penso spesso a come il mio corpo appare agli altri.
9. Il mio aspetto fisico mi rappresenta di più rispetto al mio intelletto.
10. Quanto le persone mi trovano sessualmente attraente dice qualcosa di come sono come persona.
11. Il mio aspetto fisico è più importante delle mie abilità fisiche.
12. Cerco di immaginare la reazioni delle altre persone al mio aspetto fisico.
13. Il mio corpo è ciò che mi dà valore agli occhi delle altre persone.
14. Penso a come il mio corpo appare agli altri anche quando sono da sola.


Istruzioni per il download dei dati Instagram

Adesso ti chiediamo di darci un piccolo aiuto. Occorrerebbe che tu scaricassi direttamente dall'app di Instagram i tuoi dati. Ti diamo una mano:

1. Entra sull'app di Instagram;
2. Apri le impostazioni;
3. Vai alla voce "Privacy e sicurezza".
4. Vai alla voce "Scarica i dati": inserendo la tua mail, riceverai presso il tuo indirizzo di posta elettronica i dati inerenti il tuo profilo Instagram.

Una volta ricevuto la mail da Instagram (vedi immagine), non ti resta che aprire il link e scaricare sul tuo computer i dati richiesti.



Ecco il file che hai richiesto con le foto, i commenti, le informazioni del profilo e gli altri dati che hai condiviso su Instagram come 

Questo link funzionerà solo per i prossimi 4 giorni. Dato che potrebbe contenere informazioni personali, assicurati di conservarlo in modo sicuro e di scaricare l'archivio solo sul tuo computer.

[Scarica i dati](#)

I tuoi dati di Instagram

Ecco il file che hai richiesto con le foto, i commenti, le informazioni del profilo e gli altri dati che hai condiviso su Instagram come 

Questo link funzionerà solo per i prossimi 4 giorni. Dato che potrebbe contenere informazioni personali, assicurati di conservarlo in modo sicuro e di scaricare l'archivio solo sul tuo computer.

[Scarica i dati - Parte 1](#)

[Scarica i dati - Parte 2](#)

[Scarica i dati - Parte 3](#)

[Scarica i dati - Parte 4](#)