UNIVERSITÀ DI PISA

DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA DELL'ENERGIA DEI SISTEMI DEL TERRITORIO E DELLE COSTRUZIONI

RELAZIONE PER IL CONSEGUIMENTO DELLA LAUREA MAGISTRALE IN INGEGNERIA GESTIONALE

Impatto degli Influencer sulla crescita del Brand nel lancio di un nuovo prodotto: il caso Final Fantasy VII Remake

SINTESI

RELATORI

Prof. Ing. Davide Aloini
Dipartimento di Ingegneria dell'Energia dei Sistemi del Territorio e delle Costruzioni

Ing. Elisabetta Benevento
Dipartimento di Ingegneria dell'Energia dei Sistemi del Territorio e delle Costruzioni

IL CANDIDATO

Davide Bellino
d.bellino@studenti.unipi.it

Sessione di Laurea Magistrale del 16/06/2021

Impatto degli Influencer sulla crescita del Brand nel lancio di un nuovo prodotto: il caso Final Fantasy VII Remake

Davide Bellino

Sommario

Questo lavoro ha come oggetto di analisi l'evoluzione della rete social di un Brand attraverso l'endorsment di un Influencer nella finestra di lancio di un nuovo prodotto. L'obiettivo è quello di analizzare come un Influencer riesca attraverso il suo comportamento ad influenzare i followers, favorendo la crescita della rete del Brand. A tal fine, sono stati individuati e scelti 35 utenti e 2 Brand e monitorati per 3 mesi attraverso il software R per valutare la loro crescita individuale, il loro comportamento sul social media e il loro impatto sui Brand. Dall'analisi dei dati è emerso che sia gli influencer sia Brand hanno avuto una crescita individuale della loro rete social ed inoltre, è stato quantificato il contributo che gli influencer hanno dato ai Brand in termini di followers. Successivamente, le analisi affrontate hanno portato alla costruzione di un modello regressivo che spiega come gli Influencer riescano a favorire la crescita della rete social del Brand generando uno scambio di followers.

Abstract

This work analyses the evolution of a brand's social network through the endorsement of an Influencer in the launch window of a new product. The aim is to analyse how an Influencer is able to influence followers through his behaviour, thus favouring the growth of the Brand's network. To this end, 35 users and 2 brands were identified and selected, and monitored for 3 months using R software to assess their individual growth, their behaviour on social media and their impact on the brands. The data analysis showed that both influencers and Brands had an individual growth of their social network and furthermore, the contribution that influencers gave to Brands in terms of followers was quantified. Subsequently, the analysis led to the construction of a regression model that explains how influencers are able to foster the growth of the Brand's social network by generating an exchange of followers.

1. Fondamenti teorici e Introduzione

Il lavoro presentato in questa tesi ricade all'interno dell'ambito del Social Media Marketing. Il Social Media Marketing consiste nella condivisione di contenuti di qualsiasi genere a scopo pubblicitario sui social media con obiettivi non esclusivamente finanziari; pubblicare contenuti sul social ha anche la funzione di posizionare e creare un'immagine di prodotto nei consumatori, andando a influenzare i potenziali acquirenti. Nel contesto del Social Media Marketing risulta quindi di importanza vitale riuscire ad individuare e utilizzare utenti più influenti di altri, chiamati opinion leader o Influencer, per favorire la crescita del Brand e la diffusione delle informazioni sul Social Media (eWOM). Questi utenti hanno un'influenza molto elevata sulle decisioni pubbliche relative ai prodotti che acquistano e ai servizi che utilizzano e rappresentano il modo con cui i Brand possono legarsi ai gruppi target attraverso un'opinione di cui i potenziali clienti si fidano; Freberg et al. (2011) hanno definito gli influencer come "un nuovo Endorser di terzo tipo indipendente che modella gli atteggiamenti del pubblico attraverso blog, tweet e l'uso di altri Social Media".

I risultati di questo lavoro permetteranno di chiarire meglio il meccanismo che porta alla crescita del Brand sul Social Media individuando le caratteristiche dell'Influencer e il comportamento che dovrebbe tenere sul Social Media. Queste informazioni risultano un fattore importante che i Brand devono tenere presente nell'attuare le loro strategie di Marketing. Nello studiare e comprendere questo problema è stata presa in rassegna la letteratura in merito al Marketing, all'Influencer, al Social Media, al Social Media Marketing, all'Influencer Marketing, al Digital Marketing e alla Netnografia, senza tuttavia individuare una soluzione che fosse comune a più studiosi. I lavori che hanno maggiormente contribuito alla stesura di questa tesi sono stati senza dubbio il paper di Litterio A.M., et al (2017), che utilizza la matrice di Scoponi per realizzare un criterio per identificare influencer all'interno di una rete e il paper di J. Pena (2011), che utilizza il metodo di classificazione IPA (Interaction Process Analysis) di Bales del 1950, applicandolo ai tweet fatti sul social network.

1.1 Obiettivo della tesi

Questa tesi vuole mostrare come avviene il passaggio di utenti da un influencer ad un Brand nel periodo immediatamente precedente e successivo al lancio di un nuovo prodotto. Lo scambio di utenti, risultato dell'endorsment che un Influencer compie sul social media è oggi un concetto noto a chi utilizza quotidianamente internet e i social; tuttavia, comprendere le

dinamiche e le condizioni necessarie a far sì che ciò accada risulta fondamentale per i Brand. A tal fine l'obiettivo di questo lavoro è quello di rispondere alla domanda di ricerca:

- **RQ**: Le attività degli Influencer sul Social Media sono in grado di influenzare la rete dei Brand generando un passaggio di follower dalla loro rete alla rete di quest'ultimi?

Per rispondere a tale domanda sarà costruito un modello regressivo per stimare il passaggio di follower (che nel caso studio abbiamo rinominato "Travaso") dagli Influencer ai Brand definendo condizioni e comportamenti necessari. La costruzione di questo modello presuppone inoltre il raggiungimento di altri due sotto obiettivi: il primo sotto obiettivo è quello di riuscire ad individuare l'incidenza che gli Influencer hanno sulla rete social del Brand in termini di followers e il secondo è quello di comprendere come gli Influencer utilizzino il Social Media per parlare del Brand.

2. Metodologia

E' stato condotto un caso studio relativo al mercato videoludico, che andrà ad indagare l'impatto che gli Influencer hanno sui follower, individuando le dinamiche e le condizioni necessarie per generare influenza sui Social Media.

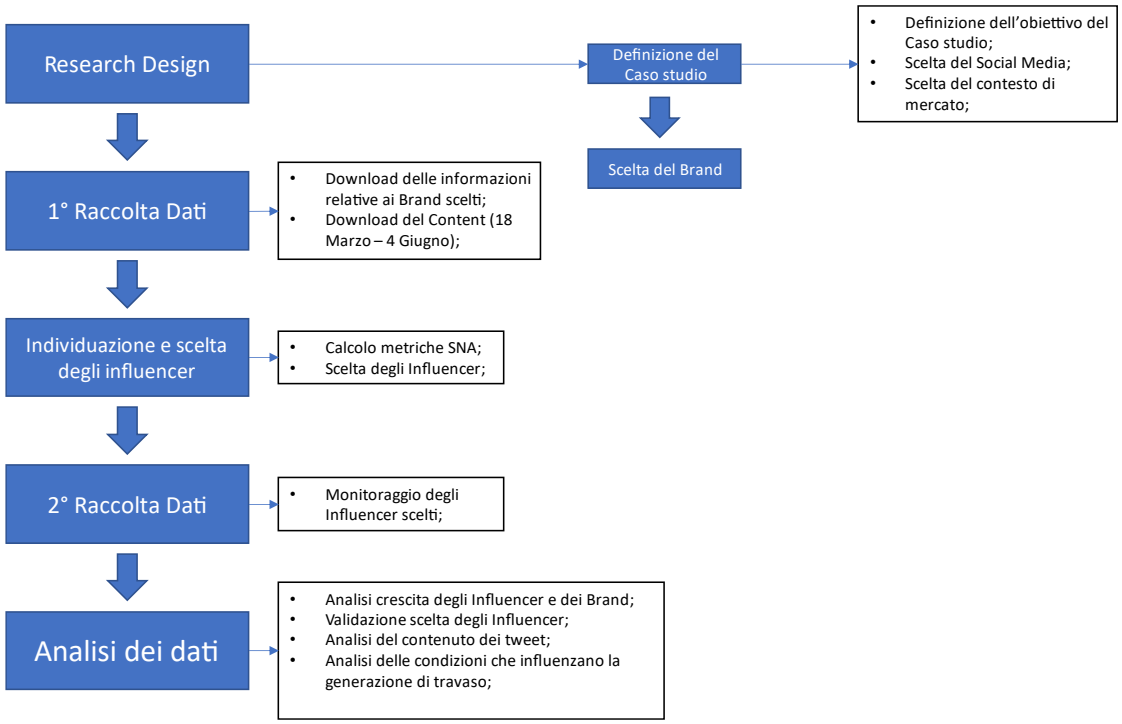

Figura 1 – Metodologia d'analisi

2.1 Research Design

In questa fase è stato definito il caso studio. È stato scelto come Social Media di riferimento Twitter perché su questo social gli utenti esprimono le opinioni in forma di tweet facilmente analizzabili attraverso l'API fornita da Twitter. Come contesto di mercato è stato deciso di

prendere in considerazione il mercato del videoludico, con l'evento di lancio del videogioco Final Fantasy VII Remake uscito il 10 aprile 2020. Twitter è la vetrina migliore per il mercato del gaming con campagne promozionali che utilizzano i tweet per creare attesa e aspettativa nei consumatori. Relativamente allo scopo dell'analisi e alla scelta di Twitter come Social Media di riferimento sono stati scelti come Brand da monitorare il profilo Twitter del videogioco, che conta oggi 230000 follower e il profilo USA del produttore del videogioco (SquareEnixUSA) che conta circa 205000 follower. In Figura 2 viene inoltre presentato il modello di ricerca e le relative ipotesi.

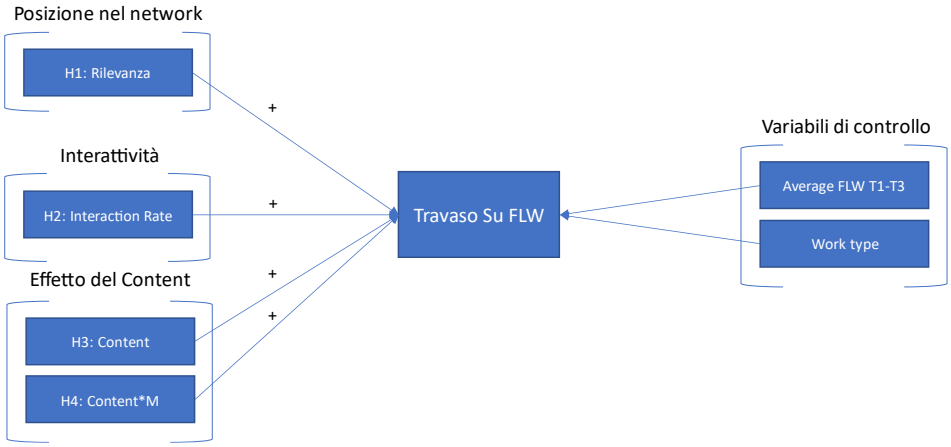

Figura 2 - Modello di ricerca

Posizione nel network

- **H1**: un utente con una elevata rilevanza all'interno della rete favorirà la generazione di travaso

Interattività

- **H2**: un utente che interagisce con continuità con i propri followers sul social potrebbe avere una maggiore influenza su di essi, favorendo la generazione di travaso.

Effetto del Content

- **H3**: è possibile che il tipo di tweet generato dall'utente favorisca la generazione di travaso.
- **H4**: è possibile che l'effetto d'interazione tra il tweet generato dall'utente e una qualsiasi variabile M all'interno del modello favorisca la generazione di travaso.

Il modello di Figura 2 permetterà di rispondere alla domanda di ricerca mentre le diverse ipotesi relative alle singole variabili del modello spiegheranno le condizioni e i comportamenti necessari per generare un passaggio di follower.

2.2 1° Raccolta Dati

Dopo aver scelto i Brand è iniziato un processo di monitoraggio con il software R, che ha permesso di acquisire periodicamente i dati relativi al numero di follower dei Brand Final Fantasy VII Remake e SquareEnixUSA dal 18 marzo al 4 giugno; In parallelo inoltre sono stati scaricati tutti i Tweet fatti nel periodo di monitoraggio che riportavano l'hashtag ufficiale della campagna promozionale di lancio del videogioco #FF7R.

2.3 Individuazione e scelta degli Influencer

Attraverso il Content scaricato in fase di Pre-lancio sono stati individuati dei possibili Influencer utilizzando le metriche di Social Network Analysis che permettono di analizzare i membri di una rete sociale descrivendo la loro posizione all'interno della rete. Molti studi suggeriscono che la situazione strutturale di un soggetto all'interno di una rete è un buon indicatore di opinion leadership (Influencer). Le metriche utilizzate per individuare i possibili Influencer sono:

- **Degree Centrality**;
- **Eigenvector Centrality**;
- **Betweenness Centrality**.

Per scegliere i potenziali Influencer è stata applicata la matrice di Scoponi e al. (2016) scegliendo solo gli utenti che rientravano all'interno del 95esimo percentile contemporaneamente per Degree, Betweenness e numero di Follower (aspetto descrittivo di Twitter). Questo ha permesso l'identificazione di 37 possibili Influencer per i quali è stato eseguito lo stesso monitoraggio fatto per i due Brand.

2.4 2°Raccolta Dati

Per capire come la rete dei possibili Influencer e dei 2 Brand sia cambiata nel periodo monitorato, sono stati scelti cinque istanti T e in ognuno di essi è stato controllato in primo luogo, l'evoluzione del numero di followers dei singoli soggetti esaminati e in secondo luogo, il contributo in termini di numero di follower che gli Influencer hanno dato ai Brand (Travaso di follower). Attraverso la creazione di un database all'interno di R è stato possibile generare una tabella composta da tutti i possibili Influencer. Per ogni coppia di Influencer e Brand, sono stati esaminati i differenti casi che hanno portato ad un aumento o ad una perdita di follower in comune (identificati attraverso il numero ID); il dato per noi interessante è il numero di utenti che già follower dell'Influencer è diventato follower anche del Brand. Con questo dato

è possibile identificare quantitativamente gli ID che hanno iniziato a seguire il Brand "probabilmente" influenzati dai possibili Influencer.

2.5 Analisi dei dati

Attraverso le analisi andremo a valutare se nel periodo monitorato ci sia stata una crescita nel numero di follower sia degli Influencer sia dei Brand, mentre per verificare l'impatto che gli Influencer hanno avuto sui Brand, saranno sommati tutti gli utenti che, già follower degli Influencer, nel periodo monitorato sono diventati anche follower dei Brand. Dopo aver esaminato la crescita e l'impatto degli Influencer sui Brand, saranno svolte nuovamente le analisi fatte per individuare possibili Influencer in fase di Pre-lancio utilizzando però il content generato successivamente al lancio del videogioco avvenuto il 10 Aprile, con l'obiettivo di verificare che gli utenti da noi scelti inizialmente, abbiano mantenuto le loro caratteristiche di Influencer anche diversi giorni dopo l'uscita del videogioco. Per analizzare e classificare il contenuto dei tweet, è stato applicato il metodo di classificazione IPA di Bales (1950) che categorizza la comunicazione secondo il suo presunto obiettivo, che va dalle indagini strumentali su un task (cioè la comunicazione di un task) alle espressioni di informazione sociale ed emozionale (cioè la comunicazione socio emozionale). In ultimo, per rispondere alla domanda di ricerca, saranno affrontate una serie di analisi che porteranno alla costruzione di un modello regressivo in grado di stimare il passaggio di followers dagli Influencer ai Brand a fronte di variabili che ne determinano le condizioni e i comportamenti necessari.

3. Risultati ottenuti

3.1 Analisi crescita degli Influencer e dei Brand

L'analisi relativa alla crescita degli Influencer e dei Brand ha dimostrato che sia gli Influencer esaminati sia i Brand hanno avuto una crescita in termini di numero di followers; più specificamente l'account ufficiale del videogioco ha avuto una crescita del 22,32% nel numero di follower, mentre l'account del produttore del videogioco (SquareEnixUSA) è cresciuto solo del 2,64%. Di tali crescite individuali, il contributo che i nostri Influencer hanno dato ai Brand in termini di followers è stato del 24,32% per il Brand Final Fantasy VII Remake, e del 31,72% per il Brand SquareEnixUSA.

3.2 Validazione degli Influencer scelti

Con l'uscita del videogioco e all'aumentare del Content generato, sono aumentati anche i soggetti che rientravano all'interno del 95esimo percentile in Betweenness, Degree e numero

di follower, tuttavia siamo riusciti a validare la scelta degli Influencer fatta in fase metodologica, dimostrando che oltre il 60% di questi utenti ha mantenuto metriche elevate continuando a seguire un comportamento tipicamente da Influencer.

3.3 Content Analysis

I risultati della Content Analysis hanno dimostrato che gli utenti hanno generato contenuto sul videogioco in maniera costante sia in fase di Pre-lancio (18 Marzo - 9 Aprile) che in fase Post lancio (10 Aprile – 4 Giugno), con un evidente aumento dopo l'uscita del videogioco (113940 tweet in fase di Pre-lancio, 744309 tweet in fase di Post-lancio). A fronte di un aumento nel numero di tweet generati, non è stato però rilevato un cambiamento evidente nel modo di parlare sul Social Media da parte degli utenti; i tweet tipicamente più utilizzati sia in fase di Pre-lancio sia in fase di Post-lancio sono stati quelli definiti dalla classificazione IPA Gives Information tweet che offrono informazioni, chiarimenti e conferme.

3.4 Analisi delle condizioni che influenzano la generazione di travaso

Per rispondere alla domanda di ricerca sono state svolte delle analisi che hanno portato alla costruzione di un modello regressivo con l'obiettivo dimostrare quali siano le condizioni necessarie e i comportamenti che gli Influencer devono avere sul social media per generare travaso di follower e favorire la crescita dei Brand. I risultati delle diverse analisi hanno portato alla definizione delle variabili che sono state utilizzate all'interno del modello regressivo. Per tale modello è stato preso in considerazione solamente il Brand Final Fantasy VII Remake, e il periodo temporale T1-T3.

3.4.1 Variabile dipendente

La variabile dipendente del modello regressivo è stata il Travaso su FLW, rapporto tra la variabile Travaso T1-T3, che ci dice il numero di utenti follower degli Influencer che nel periodo monitorato sono diventati anche follower del Brand e il numero medio di follower degli Influencer nel periodo T1-T3 (Average FLW T1-T3).

3.4.2 Variabili indipendenti

Le variabili indipendenti che sono state utilizzate per costruire il modello regressivo sono state le due componenti principali calcolate utilizzando la media pesata dei valori dei loadings, la variabile Interaction Rate, la variabile Gives Information Link esterni che rappresenta il numero di tweet del tipo Gives Information che presenta link ad altri canali social e in ultimo l'effetto d'interazione risultato del prodotto tra quest'ultima e la componente principale 2.

Interaction rate

L'interaction rate permette di valutare l'interazione che un utente ha con i propri follower sul social media, indipendentemente dalla grandezza della rete dell'utente. La formula usata per calcolarlo è:

$$\frac{Favorite\ count + Retweet\ count}{Original\ post} \times \frac{100\%}{Average\ followers}$$

Componenti Principali

È stata svolta un'analisi delle componenti principali (PCA) per riuscire a ridurre in due componenti le diverse variabili che abbiamo visto nel corso delle analisi (metriche di SNA, aspetti descrittivi di Twitter, etc.). Sono state individuate due componenti principali mostrate in Figura 3 e descritte subito dopo.

```
Loadings:
                          PC1    PC2
Tweet_T3                         0.650
Betweenness_AVG_T1_T3            0.645
Degree_AVG_T1_T3          0.538
EigenCentrality_AVG_T1_T3 0.354  0.399
Retweets_T3               0.538
Favorieties_T3            0.534
```

Figura 3 - Rotazione Varimax per le componenti principali

La prima Componente Principale sembrerebbe rappresentare l'influenza dell'utente all'interno della rete. È comprensibile che all'interno della PC1 ci siano le variabili Retweet e Favorites, in quanto probabilmente sono le variabili più importanti per quanto concerne l'influenza sui followers. La seconda Componente Principale sembra invece confermare l'importanza di avere una buona posizione nella rete; questo dipende dalla variabile Betweenness che offre una misura dell'importanza globale del nodo (utente) all'interno della rete. Sempre all'interno di questa componente troviamo anche il numero di Tweet; se un utente riesce a generare contenuto di qualità, avrà probabilmente un elevato numero di retweet da tweet diversi e questo influenzerà la sua posizione nel network e quindi la Betweenness.

Sono mostrate le formule usate per calcolare il valore delle componenti principali:

$$PC1_i = \frac{0{,}538Degree_i + 0{,}538Retweet_i + 0{,}534Favorites_i}{0{,}538 + 0{,}538 + 0{,}534}$$

$$PC2_i = \frac{0{,}65Tweet_i + 0{,}645Betweenness_i}{0{,}65 + 0{,}645}$$

Successivamente alla PCA è stato deciso di descrivere la rilevanza dell'utente all'interno della rete attraverso le due componenti principali; in questo modo l'ipotesi H1, è stata suddivisa in due ipotesi diverse che tengono conto delle componenti ma che misurano comunque la rilevanza dell'utente nella rete:

- **H1A**: un utente con un'elevata influenza sui propri followers (descritta dalla PC1) potrà favorire la generazione di travaso.
- **H1B**: un utente che ha una elevata Betweenness e che produce alto numero di Tweet favorirà la generazione di travaso.

Tipi di tweets Gives Information Link Esterni

Il tipo di tweet più utilizzato è stato il tipo Gives Information con un valore percentuale che è nettamente superiore a tutti gli altri. È inoltre emerso che alcuni tweet del tipo Gives Information siano stati accompagnati da link ad altri canali social con l'obiettivo da parte dell'Influencer di auto promuoversi. Questo dato ci ha spinto ad indagare se effettivamente il tipo di tweet fatto dall'Influencer possa essere statisticamente rilevante nella generazione d'influenza sui propri follower.

Variabili di controllo

Come variabili di controllo sono state scelte la variabile Average FLW T1-T3 che indica il valore medio dei follower nel periodo di monitoraggio T1-T3 e la variabile Work Type che rappresenta la classificazione in Gamer, Creator, Artist e Cosplayer opportunatamente codificata e fatta analizzando i profili Twitter.

3.4.3 Modello di regressione con effetto d'interazione

In Figura 4 sono mostrati i risultati dell'analisi di regressione fatta con il software R riportando esclusivamente i valori delle variabili significative.

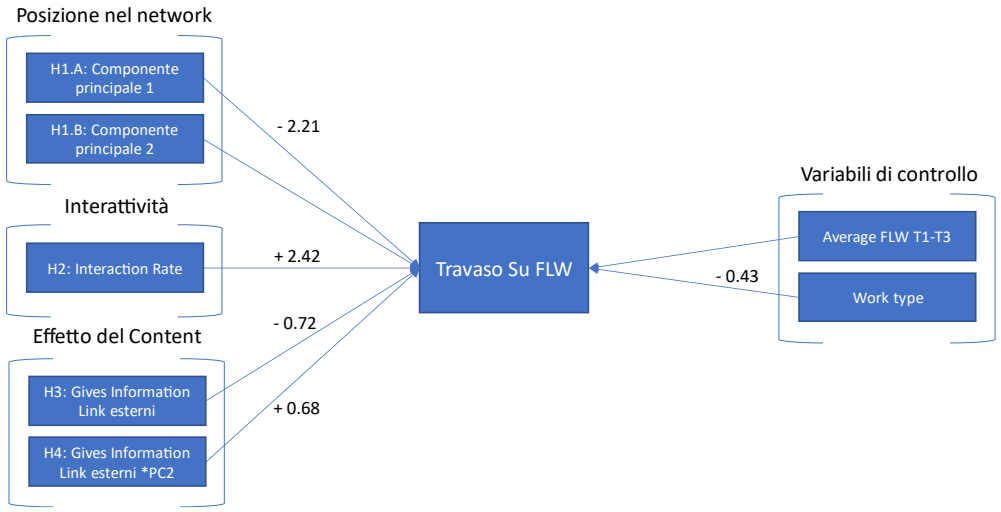

Figura 4 – Variabili significative modello regressivo

L’ipotesi H1A relativa alla PC1 non è supportata; la variabile PC1, che definisce l’influenza dell’utente nella rete, risulta significativa ma negativamente correlata con la variabile Y. È possibile che la correlazione negativa sia dovuta al metodo utilizzato in questo lavoro che definisce Travaso il passaggio di follower dalla rete degli Influencer esaminati alla rete del Brand; tuttavia, può esistere il caso in cui un utente inizi a seguire un Brand perché spinto da post virali e visibili di un Influencer, che quindi avrà un valore della PC1 elevato, ma di cui non è follower. Questa situazione limite permetterà effettivamente alla rete del Brand di crescere grazie all’Influencer che ha PC1 elevata, ma i follower influenzati non saranno conteggiati all’interno della variabile Travaso perché non appartenenti alla rete dell’Influencer. Anche l’ipotesi H1B relativa alla PC2 non è supportata poiché la variabile non risulta significativa nel modello. La variabile Interaction Rate è positiva e significativa; tale variabile, paragonabile ad un indice di efficienza dell’Influencer e risultato del rapporto tra le variabili legate all’attività e all’influenza generata (Tweet, Retweet, Favorites) e il numero di follower, si rivela quindi la variabile più importante per generare un travaso di follower affermando che interagire con continuità sul Social Media porterà ad una crescita della propria rete di follower e presumibilmente ad una maggiore generazione di travaso. L’ipotesi H2 è quindi supportata. La variabile Link Esterni GIVES INFORMATION, che rappresenta i tweet del tipo Gives Information con link che portano ad altri canali social risulta significativa ma negativamente correlata con Y, mentre la variabile Link Esterni GIVES INFORMATION_PC2 effetto d’interazione tra il content e la PC2 risulta significativa e correlata positivamente. Questo risultato fa pensare che la sola generazione di tweet del tipo Gives Information, non supportata da un ottimo valore di PC2 non sia sufficiente a generare travaso, ma se i tweet del tipo Gives Information con link esterni sono supportati da un elevato livello di attività sul social e da una buona posizione allora il content influenza positivamente la generazione di travaso. È possibile che l'attività costante dell’Influencer affermato sul social sia vista da parte dei follower come un flusso periodico di notizie relative al prodotto e che ciò li spinga ad andare a cercare e probabilmente seguire, il prodotto o Brand di cui parla l'utente informato. In riferimento a quanto detto, l’ipotesi H3 relativa al tipo di tweet generato dall’Influencer non è supportata, mentre è possibile affermare che H4 è stata positivamente supportata. In chiusura relativamente alle variabili di controllo, la Work_Type risulta significativa e negativa, mentre il numero di follower dell’Influencer non risulta mai significativo. Il segno negativo della variabile Work_Type è dovuto alla scelta di utilizzare una scala crescente che posiziona l’utente informato (Gamer) nel punto più basso (1), questo significa che i consumatori sono

più propensi ad ascoltare il parere di persone informate, in accordo con la letteratura che ha inserito l'affinità (omofilia), tra i principali fattori di tipo sociale che influenzano l'engagement dei possibili consumatori nell'eWOM sui Social Media.

4. Conclusioni

Le analisi svolte hanno permesso di rispondere alla domanda di ricerca mostrando quali siano le condizioni e i comportamenti necessari per generare un passaggio di follower dalla rete degli Influencer alla rete dei Brand. Da questa ricerca è emerso che nell'ambito del Social Media Marketing, nel mercato videoludico, la figura migliore per riuscire a generare un soddisfacente travaso di follower è il videogiocatore (Gamer) che, in accordo con i risultati ottenuti utilizzerà Twitter in maniera attiva, sfruttando Tweet del tipo Gives Information con link esterni per informare gli utenti del proprio palinsesto sui Social Media tipicamente da Gaming come Twitch e YouTube, dove interagirà con loro mostrando il videogioco e probabilmente influenzandoli; inoltre è emerso che il numero di follower dell'Influencer non risulta mai significativo per generare travaso, ma rimane comunque rilevante. In futuro potrebbe essere interessante estendere un approccio simile confrontando diversi eventi per determinare se hanno lo stesso modello di influenza, inoltre altre variabili e dimensioni potrebbero essere incluse e discusse sia nel modello regressivo sia nel metodo utilizzato per individuare i possibili Influencer. Il confronto tra diversi eventi potrebbe essere eseguito sia rimanendo all'interno del mercato videoludico che uscendo e individuando altri mercati comparabili, per esempio, il food & beverage oppure l'high tech. Mentre rimanendo all'interno del mercato videoludico sarebbe interessante comprendere se il periodo di lancio del videogioco sia significativo all'interno dei modelli di influenza. Anche se specifici alla nostra rete, questi risultati sono utili per i futuri studi di influenza su Twitter e potenzialmente su altre piattaforme di social media, le quali potrebbero essere addirittura confrontate.