

POLITECNICO DI TORINO

**Collegio di Ingegneria Gestionale
Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale**



Tesi di Laurea Magistrale

**How digital platforms affect real world outcome:
il caso Twitch & Esport**

Relatore

Prof. Carlo Cambini

Candidato

Giuseppe Antonio Caramagna

Correlatore

Prof. Lorien Sabatino

Anno Accademico 2020-2021

*A mia madre, a mio padre e a mia sorella,
colonne portanti della mia vita.*

INDICE

INDICE DELLE FIGURE.....	iii
INDICE DELLE TABELLE	v
Abstract.....	1
Capitolo 1: New media e digital platforms	2
1.1 Attention market e attention platforms.....	5
1.2 Twitch come un <i>attention platform</i>	7
1.2.1 Twitch e gli Esport.....	14
Capitolo 2: Review della Letteratura.....	19
2.1 Impatto dei new media su <i>real world outcomes</i>	19
2.1.1 Effetti dell'uso di Twitter sui ricavi dei film	20
2.1.2 Effetti dell'uso di Twitter sulle vendite degli iPhone	21
2.1.3 Effetti dell'uso di Facebook sulle vendite della Nike	22
2.1.4 Effetti dell'uso di Instagram sul successo delle modelle nell'industria della moda	25
2.1.5 Effetti dei likes di Facebook sulle vendite su Groupon.....	27
2.2 Twitch, Esport and Game Consumption.....	29
2.2.1 Does esports spectating influence game consumption?	29
2.2.2. Defining esport's spectator demand.....	33
2.2.3. Twitch, Esport e Montepremi	36
Capitolo 3: Statistiche descrittive.....	42
3.1 Introduzione ai dataset	42
3.1.1 Twitch game dataset.....	43
3.1.1 Game's prize pools dataset.....	58
3.1.3 Combined dataset	66
Capitolo 4: Analisi empiriche	75
4.1 Introduzione	75
4.1.1 Modello Empirico	76
4.1.2 Risultati.....	81

<i>Capitolo 5: Conclusioni.....</i>	85
<i>Bibliografia e Sitografia.....</i>	89

INDICE DELLE FIGURE

Figura 1: Network effects on a two-sided digital platform. [4]	3
Figura 2: Twitch as a three-sided platform [13]	8
Figura 3: Il Business Model Canvas di Twitch [17]	11
Figura 4: Esports Revenue Growth [20]	15
Figura 5: 2021 Esports Revenue Streams [20].....	16
Figura 6: Esports Audience Growth [20]	17
Figura 7: Risultati della correlazione per le variabili (e lags) con le vendite del brand Nike+ Run Club	23
Figura 8: Miglior modello di regressione semplice per Nike+ Run Club.....	23
Figura 9: Risultati regressione di Poisson.....	26
Figura 10: Modello Econometrico K. Lee, B. Lee, W. Oh.....	27
Figura 11: Risultati "Effect of Facebook likes on sales performance"	28
Figura 12: Effetti Diretti e indiretti tra Watching Intention (WI), Gaming Intention (GI) e Purchasing Intention (PI)	31
Figura 13: Risultati studio Jang et al. (2020)	33
Figura 14: Stima del totale dei montepremi annuali dei tornei di esport [31]	36
Figura 15: I top esport games worldwide nella prima parte del 2021, ordinati per il valore totale dei montepremi dei tornei [34]	38
Figura 16: Top popular esport games [35].....	39
Figura 17: L'effetto di Twitch sul logaritmo dei montepremi dei tornei esports.	40
Figura 18: Rappresentazione di una porzione del database [37]	44
Figura 19: Twitch's hours watched over time [37]	44
Figura 20: Twitch's hours streamed over time [37]	45
Figura 21: Twitch's streamers over time [37]	46
Figura 22: Twitch's average channels over time [37]	46
Figura 23: Twitch's average viewers over time [37].....	46
Figura 24: Top 1 Game [37]	48
Figura 25: Longest Top 20 Games [37]	49
Figura 26: Top Games per hours watched [37].....	50
Figura 27: Top 5 Games per hours watched over time [37]	51
Figura 28: % of Top 5 Games' hours watched over time [37]	52
Figura 29: Top 10 Games per average number of streamers per month [37]	53

Figura 30: Top 10 Games per Streamers [37].....	53
Figura 31: League of Legends'Rank over time [37]	55
Figura 32: League of Legends' Hours watched over time [37].....	55
Figura 33: League of Legends' Hours streamed over time [37].....	56
Figura 34:League of Legends's streamers over time [37]	56
Figura 35: League of Legends's average channels over time [37].....	57
Figura 36: Rappresentazione di una porzione del database [37]	59
Figura 37: Total Earnings per year [37].....	59
Figura 38: Top 10 Games per highest prize pool [37]	60
Figura 39: % of prize pools [37]	60
Figura 40: Top 5 Games'earnings over time [37]	61
Figura 41: Average Earnings per month [37]	62
Figura 42: Total Tournaments per year [37].....	62
Figura 43: Tournaments per month [37]	63
Figura 44: Top 10 Games per number of tournaments [37]	63
Figura 45: % Earnings by genre [37]	64
Figura 46: Average earnings per genre [37]	65
Figura 47: Top 10 Games per total number of players [37].....	65
Figura 48: Rappresentazione del database	67
Figura 49: Trend hours watched, earnings and tournaments over year [37].....	68
Figura 50: Dota 2 – hours watched [37]	69
Figura 51: Dota 2 – earnings [37]	70
Figura 52: Fortnite – hours watched [37].....	70
Figura 53: Fortnite – earnings [37]	70
Figura 54: Rocket League - hours watched [37].....	71
Figura 55: Rocket League – earnings [37].....	72
Figura 56: Rainbow Six Siege - hours watched [37]	72
Figura 57: Rainbow Six Siege - earnings [37].....	72

INDICE DELLE TABELLE

Tabella 1: Descrizione del dataset "Top 200 Games on Twitch" [37].....	42
Tabella 2: Correlazione fra le variabili caratterizzanti il dataset [37].....	47
Tabella 3: Top 10 moment most watched [37]	52
Tabella 4: Descrizione del dataset "Esport's earnings" [37]	58
Tabella 5: Voci del dataset.....	64
Tabella 6:Set di variabili usate nell'analisi empirica.....	80
Tabella 7: Risultati stima modelli econometrici	81

Abstract

Con lo sviluppo della tecnologia e di Internet, e con la conseguente nascita dei new media, il numero di utenti nella rete è in continuo aumento.

Con particolare attenzione al settore dell'intrattenimento, il paradigma di comunicazione emerso consente alle persone di poter interagire, visualizzare, pubblicare e commentare contenuti in tempo reale grazie all'utilizzo di particolari infrastrutture digitali, meglio note come piattaforme digitali. Quest'ultime, ad oggi, rappresentano il business model di maggior successo grazie alla strabiliante quantità di dati rilasciati dagli utenti su di esse. Al fine di poter raccogliere una mole di dati sempre più ampia, l'obiettivo di tali piattaforme è quello di catturare l'attenzione dell'utente offrendo contenuti o strumenti affini alle sue esigenze.

A tal proposito, in questo progetto, si approfondirà il legame tra l'interazione dell'utente con la piattaforma e un prodotto/servizio offerto o sponsorizzato sulla piattaforma stessa. I dati raccolti dalle interazioni con la piattaforma, se correttamente usati, permettono di ottenere utili intuizioni sui comportamenti dei consumatori, su strategie di marketing, sviluppo prodotti e campagne pubblicitarie.

In particolare, l'analisi si focalizzerà sulla piattaforma, di proprietà di Amazon, Twitch e il mondo dei giochi esport. Le visualizzazioni sulla piattaforma viola saranno considerate come misura dell'interazione degli utenti con la piattaforma e, dunque, come indice dell'interesse verso un determinato contenuto trasmesso: le competizioni esport.

A tal punto, si indagherà se tale interesse possa avere una relazione col successo del gioco esport stesso.

I dati empirici utilizzati sono stati raccolti ed estrapolati da fonti terze e, in seguito, opportunamente combinati per individuare il legame ipotizzato nella domanda di ricerca.

Dopo una fase iniziale di presentazione dell'argomento, review della letteratura, analisi descrittive per la caratterizzazione dei dati raccolti, verranno svolte delle stime econometriche per dare un contributo pratico alle ipotesi avanzate.

Capitolo 1: New media e digital platforms

La diffusione in larga scala del computer, della rete Internet e della telefonia mobile hanno modificato significativamente il paradigma di comunicazione: se agli albori la rete permetteva il collegamento fra due punti geografici molto distanti tra loro per mezzo di un terminale fisico, ad oggi questa connessione prende vita in un vero e proprio mondo virtuale.

Tale rivoluzione digitale non ha solo modificato i modelli di comunicazione ma ha, anche, introdotto nuovi comportamenti con un impatto diretto su sistemi già esistenti. Un esempio lampante è il settore dei media. In tale contesto, la rivoluzione digitale ha permesso di collegare il concetto di multimedialità al concetto di interattività: agli utenti, che interagiscono con questi nuovi mezzi, è concesso di accedere a vari contenuti col potenziale di influire sul contenuto che usufruiscono.

Più comunemente, questi nuovi canali di comunicazione che basano il flusso di informazione sulla rete vengono definiti *new media*. In tal ambito, il paradigma di comunicazione utilizzato è il cosiddetto *many-to-many*, tramite il quale più persone possano interagire, pubblicare contenuti e commentarli ovunque nel mondo. Lo scambio delle informazioni avviene, dunque, tra più persone (many) e i messaggi scambiati non sono standardizzati o unici, ma sono soggetti a continue modifiche per adattarsi alle esigenze di ogni singolo consumatore [1].

In questo contesto, le piattaforme digitali hanno rappresentato e rappresentano tutt'ora il modello di business di maggior successo.

La commissione europea definisce le piattaforme digitali degli intermediari economici che, sfruttando la rete Internet, si rivolgono a mercati a due o più versanti in cui fornitori e consumatori di contenuti, beni e servizi possono incontrarsi, tale da generare valore per almeno uno dei versanti coinvolti [2].

L'uso delle piattaforme online ha significativamente cambiato l'economia digitale negli ultimi anni ed ha portato enormi benefici nell'odierna società digitale [3].

Il loro ruolo da intermediario economico consente di poter ridurre o eliminare le cosiddette frizioni di mercato, nel moderno mercato digitale. Le frizioni di mercato non sono altro che dei fenomeni che interferiscono sulla transazione economica fra agenti, con il conseguente fallimento di quest'ultima. Basti pensare, che l'assenza di frizioni garantirebbe, senza alcun problema, la riuscita della transazione.

Dunque, le piattaforme digitali, sulla base di nuovi software e sfruttando la velocità e la scalabilità della rete Internet, minimizza tali frizioni rendendo il *matching* nel mercato fra acquirenti e venditori più efficiente oltre che realizzabile.

Il successo di tale business model può essere spiegato da due fattori.

Il primo, riscontrabile anche in mercati più tradizionale, è l'effetto di rete. Quest'ultimo consiste nel fatto che il valore che l'utente attribuisce alla piattaforma è strettamente dipendente dal numero di utenti che già la usano e ciò si riflette sul valore complessivo della piattaforma stessa.

Considerando il caso più semplice di piattaforma a due versanti, gli effetti di rete che si possono creare sono di due tipi:

- *same side effect*: l'utilità di un utente che interagisce sulla piattaforma è dipendente positivamente dal numero di utenti presenti sulla piattaforma che appartengono al suo stesso versante;
- *cross side effect*: l'utilità di un utente che interagisce sulla piattaforma è dipendente positivamente dal numero di utenti presenti sulla piattaforma che appartengono al versante opposto.

La sottostante *Figura 1* mostra graficamente il funzionamento.

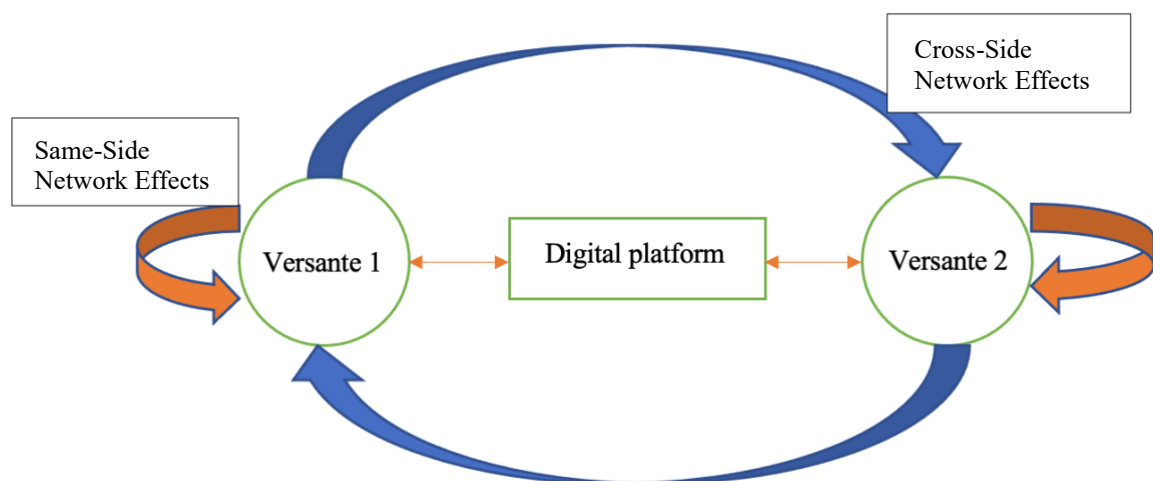


Figura 1: Network effects on a two-sided digital platform. [4]

Il secondo fattore è strettamente legato all'uso dei dati. Infatti, le piattaforme digitali raccolgono e trasmettono dati, anche e in gran parte personali, sulla rete Internet.

Al giorno d'oggi i dati rappresentano un asset unico per le aziende. Nonostante la loro creazione e il loro valore, difficile da stimare, non li renda di facile accesso, superato questo step, essi possono essere replicati ad un costo marginale nullo e possono essere utilizzati per il target advertising e per alimentare algoritmi di intelligenza artificiale [5].

Da un punto di vista tassonomico, in letteratura sono state individuate quattro diverse tipologie di *multi-sided market platforms*:

- *match-makers*: aiutano i membri di uno o di tutti i versanti a raggiungere un match con un agente dell'altro versante;
- *audience-makers* o *advertising supported-media*: generano contenuti che attraggano gli utenti che a loro volta attirano *advertisers*, garantendo dunque il *match* fra queste due figure;
- *transaction platforms*: garantiscono transazioni monetarie fra i vari versanti;
- *shared-input platforms*: tali piattaforme includono quelle hardware e software usate dagli sviluppatori [6].

Ai fini di questo elaborato, nel paragrafo successivo, verrà discussa con un maggiore grado di dettaglio la seconda tipologia di piattaforme digitali: le *audience-makers*.

A tal proposito, in letteratura si è evoluto il concetto di tali infrastrutture, definite, al giorno d'oggi, *attention platforms*. Suddetta definizione porta con sé delle implicazioni non banali sul mercato in cui tali piattaforme competono, meglio noto come *attention market*.

1.1 Attention market e attention platforms

Nel processo di definizione dei confini dei tradizionali mercati merceologici, è fondamentale l'individuazione di prodotti e/o servizi con caratteristiche simili tali da considerarli sostituti. Invece, per quanto concerne il mercato digitale, risulta più complicato identificare delle caratteristiche che permettono di definire un mercato di riferimento. Il motivo principale è dettato dal fatto che la continua innovazione ed evoluzione tecnologica modificano continuamente i rapporti di sostituibilità e dunque i confini del mercato.

Inoltre, nel contesto delle piattaforme digitali ed in particolare delle *audience-makers platforms*, la competizione non dipende, almeno in primo luogo, dal grado di sostituibilità esistente tra i servizi offerti da differenti piattaforme, bensì dal tentativo di accaparrarsi “l'attenzione degli utenti”. Sotto questa prospettiva è possibile iniziare a delineare i confini del mercato, considerando un mercato dell'attenzione.

Il “mercato dell'attenzione” è un termine coniato dall'economista Steve Jelley, agli inizi del secondo decennio del nuovo millennio, per descrivere il modello di business delle piattaforme digitali che cercano di raggiungere una *reachness* di utenza sempre maggiore, al fine di vendere gli spazi pubblicitari sulle proprie pagine per ottenere un profitto.

Operativamente, *l'attention market* è definito come quel mercato in cui la competizione fra le piattaforme dipende dall'acquisizione del tempo dei consumatori attraverso contenuti e annunci e vendere spazi pubblicitari ai *marketer* per poter trasmettere messaggi in quel tempo acquisito.

Le piattaforme che prendono parte a questo tipo di mercato vengono definite *attention platforms*.

Dunque, tali piattaforme offrono contenuti ai consumatori che trascorrono del tempo su di esse e durante la trasmissione dei contenuti, mostrano degli annunci pubblicitari per conto di commercianti. La televisione, la stampa, i social media, le nuove piattaforme di streaming e live streaming sono esempi lampanti di attention platforms.

Come una qualsiasi piattaforma digitale, anche le *attention platforms* riducono i costi di transazione fungendo da intermediari fra i versanti coinvolti e garantendo un match più efficiente fra i differenti tipi di consumatori che ne beneficiano in termini di surplus.

In maggior dettaglio, i commercianti, per perseguire i loro obiettivi di aumento delle vendite, vorrebbero inviare messaggi pubblicitari ai consumatori e sono disposti a pagare per riuscire nel loro intento. Dall'altro lato, tuttavia, i consumatori sarebbero disposti a ricevere messaggi pubblicitari solo se fossero pagati adeguatamente. Nel mondo reale, sarebbe impossibile riuscire a trovare un accordo del genere e per tal motivo, le piattaforme digitali rappresentano l'unica soluzione a tale frizione di mercato. Infatti, le *attention platforms*, come già detto sopra, forniscono contenuti agli utenti che li inducono a passare sempre più tempo sulla piattaforma. A tal punto, le piattaforme vendono agli inserzionisti la possibilità di comunicare con i consumatori inserendo annunci pubblicitari sulla piattaforma, intervallati dal contenuto.

A titolo esemplificativo, per definire il mercato dell'attenzione si considerino la piattaforma di streaming e di live streaming più di successo al momento: Netflix e Twitch.tv. Nonostante i servizi offerti dalle due piattaforme non sembrerebbero sostituiti a causa dei diversi contenuti offerti, secondo il mercato dell'attenzione, un consumatore che decide di impiegare il suo tempo libero su Netflix, è sicuramente un utente in meno che avrebbe potuto interagire con Twitch. Di conseguenza, le due piattaforme sono in competizione.

Risulta evidente, quindi, che il compito di ogni singola piattaforma è quello di intraprendere delle strategie che le consentano di accaparrarsi l'attenzione degli utenti, con l'obiettivo di massimizzare il numero degli utenti e il loro tempo speso sulla piattaforma. Sotto questa prospettiva, un ruolo fondamentale è svolto dai contenuti che inducono gli utenti a trascorrere più tempo all'interno della piattaforma. In questo modo, le piattaforme possono vendere "il tempo degli utenti" agli *advertiser*, i quali saranno disposti a pagare di più per l'inserimento di uno spazio pubblicitario nelle piattaforme che catturano l'attenzione di molti più utenti (*positive cross-side network effect*). In particolare, maggiori sono i contenuti offerti dalla piattaforma, maggiori sono i segmenti di utenti a cui si rivolge e migliore sarà il matching fra consumatori e inserzionisti [7] [8].

1.2 Twitch come un *attention platform*

Una delle piattaforme che sta riscontrando maggior successo nel mercato dell'attenzione è Twitch.tv. Quest'ultima è una piattaforma digitale, di proprietà di Amazon, che trasmette contenuti in live streaming. Una delle caratteristiche più rilevanti della piattaforma è quella di disporre di un'audience attiva e interattiva, la cosiddetta *community*, che interagisce in tempo reale con i contenuti trasmessi. Durante la trasmissione, i contenuti sono intervallati da opportuni annunci pubblicitari.

Ripercorrendo brevemente la storia della piattaforma è necessario ricordare che nel marzo del 2007 Justin Kan ed Emmett Shear lanciarono *Justin.tv* per consentire a chiunque di trasmettere video online. Agli albori, Justin.tv consisteva in un unico canale dove il fondatore, Justin Kan, trasmetteva la sua vita 24 ore su 24, 7 giorni su 7. L'idea del fondatore era quella di poter condividere momenti della sua vita in *real time*, permettendo alle persone che assistevano alla diretta di poter interagire, dando vita ad un primo *web reality show*.

Risulta interessante sottolineare come Justin, per organizzare le dirette, indossava un cappello da baseball con una webcam sull'estremità che usava per riprendersi. Inoltre, nel lontano 2007, l'organizzazione e la conseguente trasmissione di questo tipo di dirette era molto più complicato rispetto ad oggi: il 3G non era ancora del tutto sviluppato (basti pensare che il primo iPhone 3G uscì nel luglio dell'anno dopo), per cui Justin doveva andare in giro con un'antenna che funzionasse da smartphone, usando differenti tessere telefoniche e la qualità delle dirette, rispetto agli standard di oggi, era davvero bassa. Nonostante ciò, il suo progetto ottenne un notevole successo a tal punto che migliaia di persone si collegavano per seguire le dirette per diverse ore al giorno.

Nell'estate dello stesso anno, Justin.tv divenne una piattaforma con diversi canali in cui gli utenti potevano trasmettere le dirette gratuitamente, alle quali potevano partecipare un numero illimitato di persone, anche senza registrazione [9]. Quest'ultima era richiesta solo per accedere a contenuti considerati potenzialmente offensivi, accessibili solo per utenti con età superiore ai 18 anni. Trasmissioni contenenti diffamazione, pornografia o violazioni del copyright, o che incoraggiavano una condotta criminale, erano proibite.

Nel marzo del 2008 il sito venne suddiviso in diverse categorie di contenuti tra cui “*persone e life casting*”, “*in primo piano*”, “*sport*”, “*musica e radio*”, “*giochi*”, “*notizie e tecnologia*”, “*animali*”, “*intrattenimento*”, “*dive*” e “*ragazzi*”.

Tra queste, la categoria dei giochi crebbe rapidamente e divenne il contenuto più popolare sul sito. In seguito a questo trend, nel giugno 2011 si decise di separare la sezione "*Gaming*" di Justin.tv in un nuovo sito chiamato *Twitch*. A febbraio del 2014, Twitch e Justin.tv vennero unite al di sotto di un'unica compagnia denominata Twitch Interactive [10].

La popolarità della piattaforma ha battuto ogni record nell'ottobre del 2013, raggiungendo la soglia di 45 milioni di utenti attivi. Nel 2014 la piattaforma copriva già il 43% del traffico di rete di tutti i siti di live streaming e, inoltre, il 58% degli utenti trascorreva circa 3 ore al giorno sulla piattaforma [11].

Questo suo successo non passò inosservato ed il 25 agosto 2014 Amazon acquistò Twitch Interactive per 970 milioni di dollari battendo la concorrenza di Google che decise di interrompere la trattativa per possibili problematiche antitrust. Di fatto, Google possedeva già Youtube, il sito di streaming di contenuti più visitato al mondo, che compete con Twitch per la trasmissione e lo streaming di sessioni di videogiochi in diretta o su richiesta [12].

Twitch si può definire come una piattaforma digitale a tre versanti sulla quale interagiscono:

- gli *utenti* che accedono per visualizzare i contenuti e che possono interagire con lo streamer e con gli altri utenti;
- gli *streamers o creators* che forniscono i contenuti veri e propri sul proprio canale;
- gli *advertisers* che comprano spazi pubblicitari.

La *Figura 2* in basso ne esplica graficamente il funzionamento.

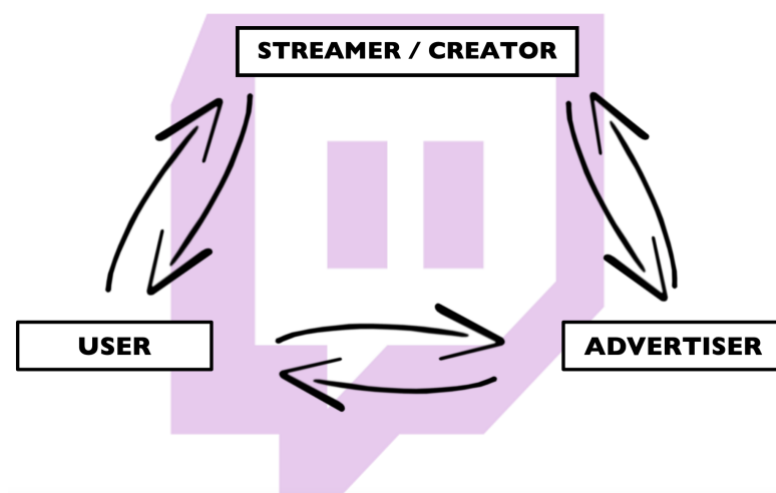


Figura 2: Twitch as a three-sided platform [13]

Per quanto riguarda gli utenti, essi rappresentano coloro i quali interagiscono con la piattaforma per seguire le dirette e l'accesso può avvenire o in maniera anonima o registrandosi.

L'accesso come utente anonimo permette a chiunque, senza doversi registrare, di entrare sulla piattaforma e seguire le dirette senza poter interagire con gli streamer.

Altrimenti, l'accesso come utente registrato permette di poter visualizzare sul proprio profilo la lista degli streamer preferiti, i correlati e quelli al momento in live. Partecipando ad una diretta, l'utente potrà interagire con lo streamer tramite chat. Inoltre, l'utente registrato può abbonarsi mensilmente ad uno o più canali accedendo così a delle funzionalità premium come la non visualizzazione degli annunci pubblicitari, la possibilità di dare risalto ai propri commenti all'interno della chat oppure l'utilizzo di emoticon esclusive.

In particolare, esistono tre tipologie di abbonamenti:

- *Tier 1 (4,99\$);*
- *Tier 2 (14,99\$);*
- *Tier 3 (24,99\$).*

Infine, se si è in possesso di un abbonamento Amazon Prime, è possibile sottoscrivere ad un canale al mese gratuitamente [14].

Il secondo lato della piattaforma sono i *content creators*, detti anche *streamers* i quali gestiscono il proprio canale in modo autonomo, organizzando le live e personalizzando i servizi per i propri abbonati. Gli streamer possono trasmettere una grande varietà di contenuti, spaziando tra videogames, talk show o condividendo ogni parte della loro giornata. Per trarre un reddito dalle proprie dirette, è però necessario acquisire lo status di *partner* della piattaforma. Per ottenere tale status è necessario che lo streamer raggiunga entro un mese 50 follower, trasmetta in streaming per almeno otto ore, trasmetta in streaming in sette giorni diversi e abbia una media di tre spettatori simultanei. Tuttavia, la conformità a tali requisiti non implica direttamente la partnership con Twitch, ma è piuttosto un vincolo per inoltrare una candidatura di partnership, che verrà valutata opportunatamente da un team dedicato. Una volta ottenuto lo stato di partner, lo streamer ha accesso a diversi canali di reddito. In primo luogo, tramite gli abbonamenti ai canali. Infatti, si stima che uno streamer guadagni da un minimo del 50% ad un massimo del 70% della cifra spesa da un utente per abbonarsi al suo canale. In secondo luogo, attraverso i *BIT*. Quest'ultimi non sono altro che la "moneta virtuale della piattaforma"

che gli spettatori possono acquistare per poi donarli ai propri streamer al fine di sostenerli economicamente o per avere maggiore possibilità di essere visibili all'interno della chat. Le donazioni economiche rappresentano un altro canale di ricavo, nonostante non vengano gestite direttamente da Twitch. Infine, le maggiori fonti di reddito per gli streamers non sono altro che le sponsorizzazioni. In questo contesto, lo streamer diventa un vero e proprio influencer che pubblicizza, all'interno della propria live, uno o più prodotti concordati con il committente [15].

L'ultimo lato della piattaforma è rappresentato dagli advertisers che pubblicizzano i loro prodotti sui canali di Twitch. Per poter perseguire questo scopo, gli advertisers possono avvalersi di due metodi principali. Il primo metodo consiste essenzialmente nell'inserire dei video pubblicitari durante le dirette degli streamer. La loro riproduzione e programmazione viene gestita in modo autonomo dai proprietari del canale che decidono quando riprodurre gli annunci, con quale frequenza e la durata dell'advertising (tipicamente è di circa 30 secondi-1 minuto e viene riprodotto ad intervalli non inferiori ai 15/20 minuti).

Il secondo, invece, consiste nell'associare il proprio brand ad uno specifico streamer, che sponsorizza i prodotti come un vero e proprio influencer, durante le sue dirette. È evidente come la scelta dello streamer risulti la fase più critica. Quest'ultimo non deve essere scelto esclusivamente in base alla sua notorietà, bensì deve mostrare attitudini e valori che siano in linea con la brand identity e la sua community deve rispecchiare il segmento di clientela a cui si vuole rivolgere. Alcune aziende stipulano contratti di sponsorizzazione di lungo periodo che possono prevedere la fornitura di prodotti e l'esposizione del brand durante ogni diretta, in gare o eventi trasmessi sulla piattaforma. Altre puntano su attività sporadiche, più o meno creative. La maggior parte delle volte, lo streamer si limita a mostrare il prodotto, a parlarne durante le dirette oppure ad offrire codici sconto.

Oltre a queste due vie più canoniche, son sempre di più i brand che creano dei veri e propri canali sui quali trasmettere degli eventi interattivi per pubblicizzare i loro prodotti [16].

Per concludere l'overview sulla piattaforma di proprietà di Amazon, grazie all'uso del Business Model Canvas si è descritto come questa crea, trasmette, cattura valore per i propri utenti e dunque come si inserisce nel contesto delle *attention platforms*. Ogni building block del modello è discusso dettagliatamente a valle dello schema proposto in *Figura 3*.

Key Partners	Key Activities	Value Proposition	Customer Relationships	Customer Segments
- Gamer developers - Game console developers - Amazon - Streamers	- Live streaming - Advertising - Creazione delle communities - Raccolta e analisi dei dati degli utenti	- Partecipazione gratuita ad una community con contenuti interattivi live - Sviluppo e trasmissione live di contenuti personalizzati in base alle proprie passioni e capacità - Offerta di spazi pubblicitari ad alta visibilità	- Users community - Vastità dell'offerta - Social Media - Supporto ai creator	- USERS (Millennials e GenZ) - CREATORS (Millennials e GenZ) - ADVERTISERS (Brand commerciali)
Key Resources - Content creators: streamers - Web page - Mobile app - Users data - Amazon Web Services - Web designers e developers			Channels - Website - Mobile APP - Game Console - Fire TV, Apple TV e Chromecast	
Cost Structure - Costi fissi di gestione e sviluppo della piattaforma - Costi di gestione dei dati - Costi amministrativi - Marketing - Costi legati alla tutela degli utenti		Revenue Streams - Advertisement - Subscriptions - BIT - Merchandising		

Figura 3: Il Business Model Canvas di Twitch [17]

● **VALUE PROPOSITION:** Twitch.tv offre, in primo luogo, la costruzione di una nuova forma di intrattenimento dando la possibilità agli utenti di creare e far parte di una community attorno a svariati contenuti che attira la loro attenzione. In particolare, la creazione della community permette ai creators/streamers di poter coltivare le loro capacità nella nuova frontiera dell'intrattenimento e agli utenti, provenienti da tutte le parti del mondo, di poter condividere le loro passioni.

A quest'ultimi viene offerto un nuovo luogo di incontro, non più fisico ma digitale, in cui ogni giorno è possibile chattare, interagire e intrattenersi tutti insieme, perfino con i loro idoli, ai primi, invece, è offerta la possibilità di costruirsi una propria reputazione, con un potenziale sviluppo del proprio brand e di fare della loro passione un vero e proprio mestiere con alti margini di guadagno. Twitch, inoltre, offre agli advertisers spazi pubblicitari ad alta visibilità e annunci no-stop che si intrecciano direttamente nelle trasmissioni dal vivo, garantendo un alto grado di targeting.

● **CUSTOMER SEGMENTS:** Twitch.tv vuole trasmettere il suo valore a tre diverse tipologie di clienti: gli users, gli streamers e gli advertisers. Entrando più nel dettaglio, Twitch, visti i contenuti trasmessi, si rivolge ad un pubblico che fa parte principalmente

di due generazioni: i Millennials e la GenZ, dunque utenti che rientrano nel range 13 – 40 anni.

- **CUSTOMER RELATIONSHIP:** per stabilire una relazione con il cliente Twitch fa leva sulla User Community, sulla vastità dell'offerta, sui social media e sul supporto ai creator (corsi specifici per i creator su come sostenere ed intrattenere durante una live).

- **CHANNELS:** i principali canali per poter accedere alla piattaforma sono sicuramente il website, accessibile da un qualsiasi web browser; la mobile app sviluppata sia sul sistema iOS che per Android e i desktop app. A queste ultime si sono aggiunti ulteriori canali: è possibile sia trasmettere che guardare contenuti dalla tv (Fire TV, Apple TV e Chromecast) e dalle game console (Playstation e Xbox).

- **REVENUE STREAMS:** nonostante sia difficile distinguere le entrate di Twitch da quelle di Amazon, i principali flussi di ricavo derivano da quattro fonti: advertisement, subscription, bit e merchandising. La prima riguarda gli introiti derivanti dalla vendita di spazi pubblicitari durante le live.

L'accesso alla piattaforma e la visione dei contenuti sono del tutto gratuiti, tuttavia gli utenti hanno la possibilità di iscriversi ad un canale per una somma mensile variabile in funzione dei benefici ricevuti (4,99\$; 9,99\$ e 24,99\$). La tariffa pagata dall'utente viene suddivisa, con modalità non perfettamente note (generalmente al 50%), fra Twitch e streamers. Un'altra fonte di ricavo sono i bit, cioè beni virtuali che gli spettatori possono comprare ed utilizzare per fare il tifo nella chat mostrando il proprio supporto, per festeggiare alcuni momenti e per far sentire la propria voce. Per ogni bit usato nella chat, lo streamer riceve una quota di 0.01\$, il resto è intascato da Twitch. Infine, è possibile acquistare da Amazon il merchandising firmato Twitch (abbigliamento sportivo e gadget vari).

- **KEY PARTNERS:** uno dei partner principali di Twitch è Amazon che, attraverso la sua infrastruttura AWS, permette di supportare milioni di live al giorno garantendo qualità e continuità di funzionamento. Inoltre, essendo il game streaming uno dei contenuti principali offerto da Twitch, l'alleanza con game developers e le console di gioco risulta essenziale per creare un'unica community che offre opportunità di confronto e interazione. Ad esempio, è possibile avviare o assistere ad una live tramite la propria piattaforma di gioco, accedere a contenuti speciali disponendo di un account Prime Gaming e durante una sessione, il giocatore può essere indirizzato al sito Twitch per partecipare a delle live. Infine, vi sono i creators o meglio noti come streamers: senza la

creazione di contenuti che conquistano l'attenzione degli utenti, Twitch non avrebbe alcun valore.

- **KEY ACTIVITIES:** Twitch si occupa di trasmettere dei contenuti live (*live streaming*), creare delle community in cui gli utenti interagiscono fra loro e offrire uno spazio pubblicitario per gli advertisers (advertising). In tale ambito, la raccolta e l'analisi dei dati degli utenti permette a Twitch di effettuare una profilazione più efficace tale da garantire dei benefici per i propri customers (users' home page personalizzata e advertising effettuato in base alle preferenze).

- **KEY RESOURCES:** le risorse chiave per l'offerta proposta dalla piattaforma includono: gli streamers, Web page, Mobile app, Users data e l'infrastruttura di Amazon Web Service.

- **COST STRUCTURE:** sono stati individuati costi fissi di gestione e sviluppo della piattaforma, costi di gestione dei dati, costi amministrativi (salari), marketing ed i costi legati alla tutela degli utenti per garantire un ambiente sicuro e rispettoso.

1.2.1 Twitch e gli Esport

Fra gli innumerevoli contenuti trasmessi in live streaming su Twitch, gli esport rappresentano la categoria più numerosa e seguita.

L'importanza degli esport nel contesto di Twitch è evidenziabile dal fatto che essi hanno rappresentato la prima tipologia di contenuti trasmessi sulla piattaforma e ancora ad oggi catturano l'interesse di milioni di telespettatori da tutto il mondo.

Si sottolinea come, il mondo degli esport, in realtà, sia nato decenni prima di Twitch. A tal punto, risulta interessante presentare una breve cronistoria sugli esport, dalla loro prima comparsa fino ai giorni d'oggi e di come, la piattaforma viola ha rappresentato e rappresenti tutt'ora un mezzo prezioso per la crescita di tale mercato.

Con il termine Esport si fa riferimento a videogiochi competitivi che sono spesso coordinati da leghe e tornei in cui giocatori appartenenti a squadre "sportive" sono sponsorizzati da diverse organizzazioni commerciali [18].

Le origini degli esport risalgono all'Ottobre del 1972, quando, alla Stanford University, è stata organizzata la prima competizione di videogame. Da quella data, la crescita degli esport è stata inarrestabile. Otto anni dopo, a New York, un evento esport contava già dieci mila partecipanti.

In letteratura, la storia degli esport è distinta in due periodi: pre Internet, definita era *arcade*, e post Internet.

Del primo periodo rientrano giochi come Pac-Man e Donkey Kong. Il successo delle competizioni di esport portò, inoltre, a regolamentare i tornei grazie alla presenza di un organo di governo centralizzato, alla registrazione formale all'evento e alla presenza di un rigido regolamento.

Con lo sviluppo di Internet e della tecnologia LAN, le competizioni di esport hanno iniziato ad aver luogo online. I primi eventi furono organizzati in modo tale che i giocatori potessero collegare i computer ad un'apposita rete LAN così da poter giocare insieme, creando gruppi che potessero competere l'uno contro l'altro.

I primi grandi tornei, organizzati da grandi editori e sponsorizzati da famosi brand, furono negli Stati Uniti. Generalmente questi tornei prevedevano delle selezioni provinciali, seguite da quelle regionali fino a quelle nazionali. Con l'interesse e partecipazione di giocatori e squadre provenienti da tutto il pianeta, ai tornei precedentemente citati fu aggiunta l'organizzazione di campionati mondiali.

Agli inizi del nuovo secolo, gli esport sono cresciuti enormemente aumentando il numero di competizioni globali e di montepremi ad essi correlati.

Nella storia degli esport, appare rivoluzionaria la scelta del governo della Corea del Sud di portare il mondo dei videogiochi competitivi nella cultura popolare. A tal proposito, nel 2000, il governo creò *la Korean Esports Association*, un dipartimento all'interno del ministero della Cultura, dello Sport e del Turismo mirato alla gestione e regolamentazione di eventi esport.

Nel secondo decennio del ventunesimo secolo, grazie all'emergere di nuove piattaforme di streaming online, il mondo degli esport ha subito una rapida crescita. Twitch, prima fra tutte, ha rappresentato il principale fornitore di competizioni esport, trasmesse in live streaming.

Il successo che tali titoli ottennero e ottengono su Twitch portò alla nascita di nuovi competitors che tuttavia, non ebbero lo stesso successo della leader e dunque, costrette, poco dopo, a chiudere o diventarono protagoniste di acquisizioni da parte di grandi players, attratti da un così promettente mercato [19].

Per poter avere maggior contezza del successo degli Esport, si fa riferimento agli studi portati avanti dalla società di analisi del mondo del gaming e degli esport, *Newzoo*. La *Figura 4* mostra i dati e le previsioni di crescita dei ricavi esport.

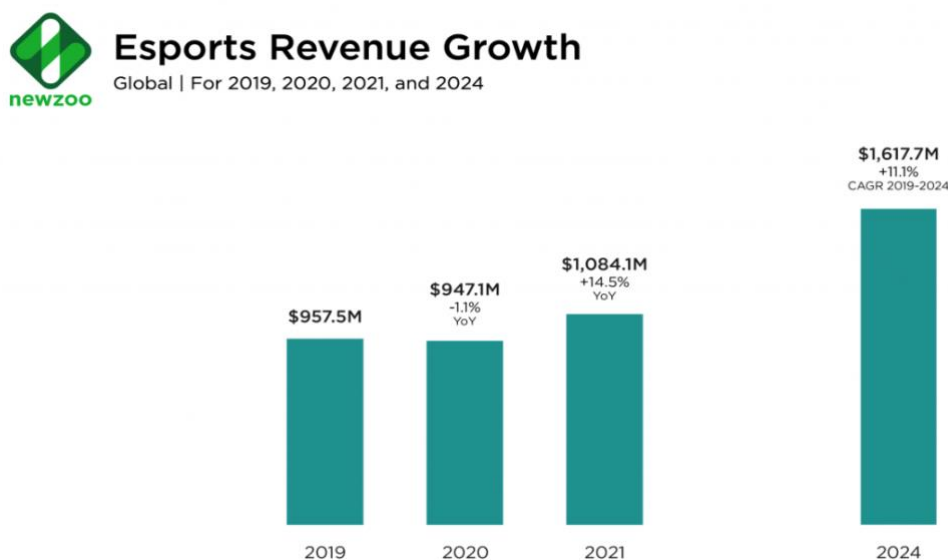


Figura 4: Esports Revenue Growth [20]

Nonostante la breve parentesi in negativo nel 2020, *Newzoo* prevede il raggiungimento di quasi 1.1 miliardi di dollari in entrate entro la fine del 2021, ben il 14.5% in più rispetto all'anno precedente. Anche le voci relative alla vendita di biglietti e del merchandising che, l'anno precedente, avevano subito un brusco calo, alla fine del 2021 presentano, come mostrato in *Figura 5*, una crescita.

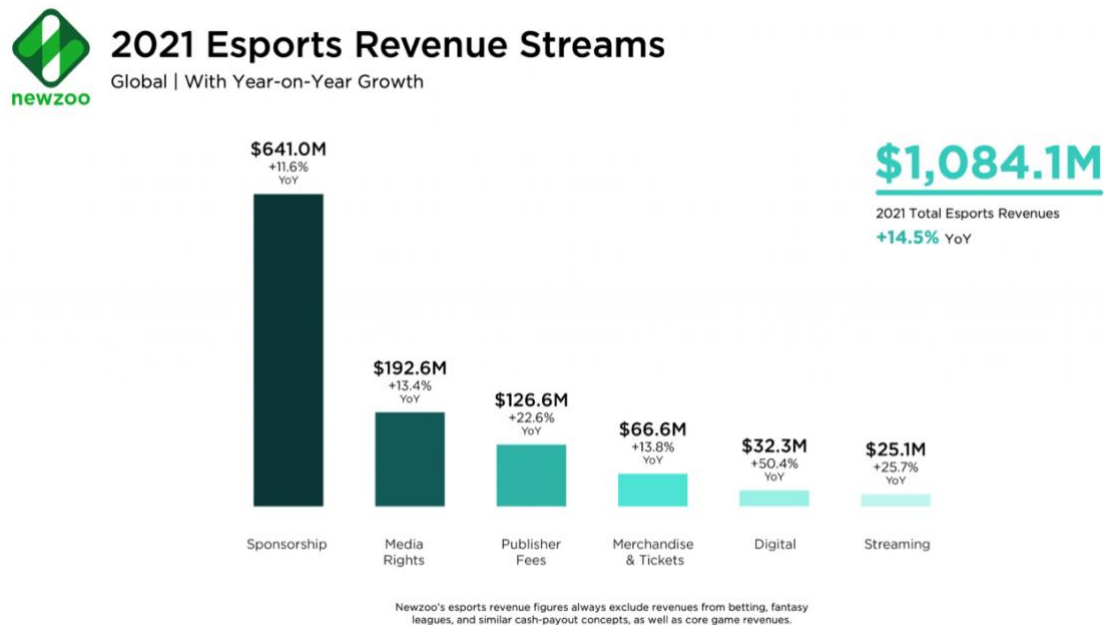


Figura 5: 2021 Esports Revenue Streams [20]

Di particolare interesse risulta l'aumento della voce relativa allo streaming. Infatti, grazie anche in larga parte alle restrizioni dovute alla pandemia, il numero di spettatori sulle piattaforme è aumentato. Si stima che il pubblico globale di giochi esports crescerà fino a raggiungere la quota di 474 milioni di spettatori nel 2021, registrando una crescita del 8.7% rispetto al 2020.

La *Figura 6* rappresenta una stima realistica delle prestazioni attuali e future sulla crescita dell'audience di eventi esports. Nonostante rimanga in vantaggio la quota relativa ai visualizzatori occasionali, le stime prevedono che tale differenza sia destinata a minimizzarsi nel tempo, fino ad un ribaltamento del trend attuale. In poche parole, si osserva una crescente fidelizzazione dell'audience di eventi esport.

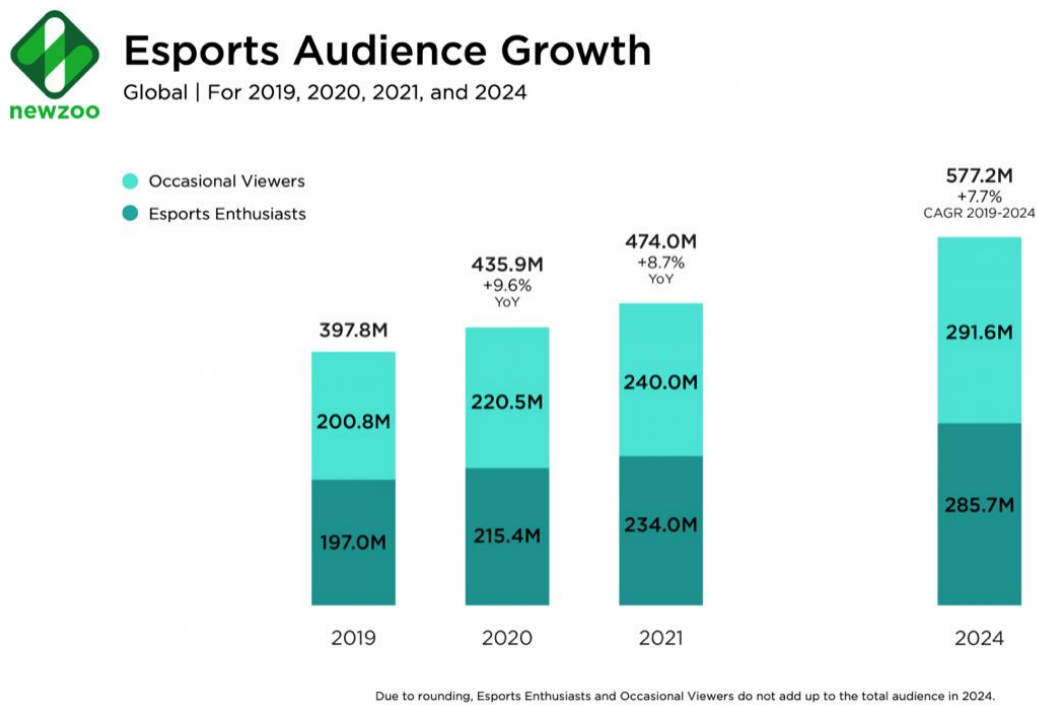


Figura 6: Esports Audience Growth [20]

Capitolo 2: Review della Letteratura

2.1 Impatto dei new media su *real world outcomes*

Negli ultimi anni, studi di marketing, management, scienze sociali computazionali, hanno dimostrato, sorprendentemente, come l'interazione, adozione e uso delle piattaforme digitali da parte degli utenti si riverbera su degli *outcomes* reali che fanno riferimento ai tradizionali mercati merceologici i cui confini risultano più facilmente identificabili rispetto ai moderni mercati digitali in cui operano queste nuove piattaforme.

Alla base di questi studi si ipotizza che i dati raccolti dalle azioni che gli utenti hanno con la piattaforma, comprendenti la visualizzazione dei contenuti; gli apprezzamenti; i commenti, i tweet, possano essere considerate come una proxy dell'attenzione, dell'interesse dell'utente/consumatore verso un prodotto/servizio connesso alla piattaforma [21].

I dati raccolti da questi nuovi mezzi sono preziose fonti di informazioni che, opportunamente usate, permettono di ottenere utili intuizioni sui comportamenti dei consumatori, su strategie di marketing, sviluppo prodotti e campagne pubblicitarie [22].

A tal proposito, l'obiettivo di questo studio è quello di indagare, in maniera empirica, sulla relazione che sussiste fra una delle piattaforme più di successo di questi anni, Twitch, e il mondo dei giochi esport. In particolare, la research question è riportata di seguito: “Può l'utilizzo di Twitch influenzare il successo dei giochi esport?”.

In questo lavoro, per “utilizzo di Twitch”, si intenderà principalmente il numero di visualizzazioni sulla piattaforma e verrà usato come indice dell'interesse degli utenti verso determinati contenuti.

Nei paragrafi successivi sono presentati i principali e precedenti studi in letteratura che esaminano la relazione fra l'utilizzo di piattaforme digitali e *real world outcomes*.

La relazione fra l'uso di Twitter e le vendite dei box office o degli iPhone, i *like* su Facebook e le vendite globali della Nike, la popolarità su Instagram e i ricavi dei prodotti sponsorizzati dagli *influencers*, sono alcuni degli esempi che verranno proposti. Ciò che si evidenzia è che, nella maggior parte dei casi, i marketer che utilizzano o investono su tali piattaforme digitali, riescono a raggiungere dei benefici rispetto a coloro che non implementano alcuna strategia in tal senso [23].

2.1.1 Effetti dell'uso di Twitter sui ricavi dei film

Asur e Huberman (2010) furono i primi a dare un contributo significativo alla letteratura. Essi studiarono l'effetto dell'attenzione e della popolarità generata per i film su Twitter, tramite i *tweet*, sui ricavi dei film considerati. In particolare, la scelta di tale tematica nasce dal fatto che sulla piattaforma *cinguettante* l'argomento dei film è di notevole interesse fra gli utenti. Inoltre, gli stessi produttori dei film, nelle loro strategie di marketing, hanno utilizzato la piattaforma per sponsorizzare e creare l'hype pre-rilascio del film. L'ipotesi alla base degli autori è che i film di cui se ne parla bene, quindi con tweet con *sentiment* positivo, ne beneficeranno maggiormente sui ricavi. L'obiettivo finale, dunque, è quello di mostrare come i *feed* derivanti da un social media possano essere degli indicatori efficaci di performance di *outcomes* relativi al mondo reale. Operativamente, gli autori, per usare una misura quantitativa dei tweet, hanno definito il *tweet-rate*, ossia il numero di tweets all'ora riferiti ad un determinato film. In prima battuta, la loro analisi ha evidenziato una forte correlazione fra il *tweet-rate* medio e i ricavi al box office, le cui informazioni sono state estratte da *Box Office Mojo website*, con un coefficiente di correlazione pari a *0.90*. Costruendo un modello lineare di regressione, usando, nel dettaglio, il metodo dei minimi quadrati, ottennero un R^2 più grande di *0.90*, dimostrando come l'uso della piattaforma influenzi i ricavi dei film.

In conclusione, i due autori propongono una generalizzazione del modello per studiare la relazione fra le entrate di un prodotto e l'uso di un social media. Tale modello prevede in primo luogo la raccolta di dati nel tempo inerenti al prodotto sotto forma di recensioni, commenti, apprezzamenti. I dati, infine, possono essere utilizzati come input per un modello di regressione lineare utilizzando il metodo dei minimi quadrati. Il modello di regressione lineare può essere espresso nel seguente modo: $y = \beta_a * A + \beta_p * P + \beta_d * D + \varepsilon$ (1), dove y rappresentano i ricavi, ε l'errore econometrico; A il tasso di ricerca dell'attenzione; P la polarità dei sentiment e delle recensioni; D è il parametro di distribuzione e i valori di β corrispondono ai coefficienti di regressioni. Il parametro dell'attenzione cattura l'interesse del prodotto nel social media, nel caso di Twitter è stato usato il *tweet-rate*; il parametro di polarità si riferisce alle opinioni e ai punti di vista espressi sulla piattaforma e nel caso dei film; il parametro di distribuzione è il numero di sale in cui un particolare film è uscito. Nel caso di altri prodotti, quest'ultimo può riflettere la loro disponibilità sul mercato [22].

2.1.2 Effetti dell'uso di Twitter sulle vendite degli iPhone

Sulla base del modello discusso nel paragrafo precedente, Lassen, Madsen e Vatrappu (2014) elaborarono la loro domanda di ricerca esaminando se l'uso di Twitter possa influenzare la vendita di iPhone. In particolare, gli autori si focalizzano sulla possibilità di predire le vendite degli smartphones in questione, dall'uso dei dati provenienti da Twitter. Per irrobustire l'ipotesi alla base della ricerca e dunque se un tweet possa essere usato come proxy per l'attenzione di un consumatore verso un prodotto, a cui segue un'intenzione all'acquistarlo o raccomandarlo, gli autori discussero due modelli per delineare la relazione concettuale fra la propensione degli utenti a *tweetare* e la probabilità di acquistare un prodotto: l'*AIDA* (*Awareness, Interest, Desire e Action*) e il modello della *Gerarchia degli Effetti*. Il primo modello fa riferimento ai quattro step di un processo di vendita: consapevolezza dell'esistenza del prodotto, interesse, desiderio/preferenza ed infine azione/acquisto. Il secondo, fa riferimento ad una famiglia di modelli psicologici che evidenziano il succedersi degli effetti della pubblicità secondo un dato ordine in cui, ad ogni atteggiamento del consumatore, segue una determinata posizione gerarchica. Le fasi che si susseguono sono tre:

- la fase cognitiva che riguarda il momento in cui il consumatore apprende dell'esistenza del prodotto e si informa su di esso;
- la fase affettiva basata sulle valutazioni soggettive e preferenze del consumatore;
- la fase comportamentale che fa riferimento alle azioni, ossia agli atti di acquisto [24].

In ottemperanza ai due modelli, gli autori convengono, infine, che sia possibile usare i dati di Twitter come proxy dell'attenzione degli utenti verso gli iPhone. Per essere più specifici, considerano un tweet relativo all' iPhone come proxy per il coinvolgimento di un utente nelle varie fasi dei due modelli sopra discussi.

Usando il modello di regressione (1), presentato nel paragrafo precedente, gli autori mostrarono una forte correlazione tra i tweet e le vendite di iPhone nel periodo considerato, con un coefficiente R^2 di 0,96. Questa forte correlazione tra i tweet su iPhone e le vendite degli smartphones diventa marginalmente più forte dopo aver incorporato il sentiment dei tweet nel modello regressivo.

Le conclusioni finali rimarcano alcuni accorgimenti usati nello studio. È stato scelto di usare solo tweet originali, retweet e risposte come proxy dell'attenzioni poiché

rappresentano un attivo coinvolgimento degli utenti facilmente misurabile. Inoltre, sia i dati provenienti dalla piattaforma che i dati delle vendite soffrono di variazioni stagionali e quindi richiedono un'attenzione particolare nel modello.

Dai modelli previsionali delle vendite basati su *AIDA* o *Gerarchia degli Effetti*, è noto che esiste uno sfasamento temporale dall'attenzione del cliente all'acquisto effettivo del prodotto. A tal proposito, i dati di Twitter sono stati testati con *timelags* indietro nel tempo rispetto ai dati delle vendite [21].

2.1.3 Effetti dell'uso di Facebook sulle vendite della Nike

Bold et al (2016) sulla scia degli studi precedentemente esposti, investigano sulla possibile relazione che sussiste fra l'uso di Facebook e le vendite globali del brand sportivo Nike, con l'obiettivo di poter predire le vendite del colosso dai dati di Facebook. A questo, gli autori inclusero, nella loro *research question*, uno studio su come l'organizzazione di eventi relativi al brand Nike, come campagne o lanci di prodotti, influenzino l'attività sui social media e di conseguenza portino ad un aumento delle vendite. La scelta di dedicare la loro analisi alla Nike ha permesso agli autori di aprire un varco nella letteratura, esplorando una relazione fra il mondo digitale e il mercato della moda, la cui domanda risulta essere altamente volatile e i prodotti hanno un breve ciclo di vita. Da un punto di vista operativo, il dataset usato, prevede la raccolta di dati dalle 10 pagine Facebook più attive, ognuno delle quali fa capo ad una diversa linea del brand, riportando per ogni pagina like, commenti, condivisioni, attori unici e commentatori unici; per la Nike, essendo quotata alla Borsa di New York, i suoi dati finanziari per indagare questa relazione sono accessibili; in particolare, i dati sono stati raccolti trimestralmente in una finestra temporale che va dal 2011 al 2016.

Per rispondere alle domande di ricerca, gli autori elaborarono tre diversi modelli di regressione: semplici, multipli ed uno studio di eventi.

Sono state realizzate diverse regressioni semplici in cui la variabile dipendente rappresenta le vendite globali della Nike, quelle indipendenti sono diverse variabili provenienti dal dataset di Facebook (like, commenti, condivisioni). Poiché ci può essere un lasso di tempo tra l'interazione su Facebook e il conseguente acquisto, tale intervallo deve essere riflesso nel set di dati includendo i ritardi per ogni variabile esplicativa nell'analisi. Poiché i dati di vendita disponibili sono in trimestri, sono stati scelti intervalli trimestrali per i ritardi. In considerazione del fatto che alcuni prodotti potrebbero avere

un effetto ritardato più breve in termini di attenzione da parte dei clienti mentre altri hanno un effetto ritardato più lungo, vengono inclusi quattro trimestri.

Per determinare quale delle variabili potrebbe essere in grado di spiegare le vendite globali, viene calcolata un'analisi di correlazione. La *Figura 7* ne riporta un esempio, considerando una sola delle 10 pagine Facebook del dataset.

Variable	Q_0	Lag Q_1	Lag Q_2	Lag Q_3	Lag Q_4
Likes	-0.16	-0.14	0.2	0.46	0.47
Total posts	-0.23	-0.33	-0.31	-0.06	0.2
Total comments	-0.65	-0.82	-0.71	-0.53	-0.35
Total sharers	-0.38	-0.45	-0.18	-0.05	0.2
Total unique actors	-0.18	-0.16	0.18	0.43	0.47
Total unique commenters	-0.64	-0.81	-0.6	-0.5	-0.4

Figura 7: Risultati della correlazione per le variabili (e lags) con le vendite del brand Nike+ Run Club

I risultati ottenuti, mostrano sia coefficienti di correlazione positivi che negativi. Per ogni pagina sono state valutate tutte le regressioni semplici sulla base del p-value della variabile esplicativa e dell' R^2 corretto. L'obiettivo era un p-value $< 0,01$, qualora non fosse disponibile, affinché la variabile esplicativa fosse considerata doveva avere un p-value inferiore a 0,10.

Per ogni pagina vengono selezionati i tre modelli di regressione sulla base dell' R^2 corretto. Tanto è più alto l' R^2 corretto, tanto più la variazione dei dati di vendita può essere spiegata dalla variabile esplicativa. La *Figura 8* ne riporta un esempio.

Models p-value < 0.01 : Y=Sales		
Variable	p-value	adj. R^2
Likes lag Q2	0.0110	0.4414
Likes lag Q3	0.0003	0.7112*
Likes lag Q4	0.0003	0.7196**
Sharers lag Q4	0.0018	0.6023
Unique actors lag Q2	0.0111	0.4402
Unique actors lag Q3	0.0005	0.6937
Unique actors lag Q4	0.0003	0.7279***

Figura 8: Miglior modello di regressione semplice per Nike+ Run Club

Per le regressioni multiple è stata effettuata la combinazione di più variabili esplicative per aumentare l'accuratezza dell'indagine. Poiché nei modelli di regressione semplice i post e i commenti rappresentano le variabili con il minor numero di modelli significativi, si è concluso che tali variabili non hanno molto potere esplicativo e non sono state

considerate. Inoltre, sono state incluse anche delle dummy stagionali poiché le vendite di Nike hanno un aumento significativo ogni anno nel quarto trimestre.

Per quanto concerne lo studio sugli eventi, l'ipotesi avanzata è che un evento abbia più o meno la stessa finestra di reazione su Facebook (qualora l'evento avesse un impatto) degli eventi aziendali sul mercato azionario. Ciò significa che gli eventi si rifletteranno su Facebook in termini di post/commenti/like entro un lasso di tempo molto breve. Al fine di stimare il livello di attività su Facebook previsto durante la finestra dell'evento, posta convenzionalmente a 180-200 giorni, è stata usata la seguente formula, considerando la media del livello di attività nel periodo di stima dell'evento:

$$\text{Attività attesa} = \left(\text{livello di attività nel periodo di } \frac{\text{stima}}{180} \right) * \text{finestra dell'evento}.$$

Dallo studio aggregato degli eventi, si è evidenziato come alcuni eventi hanno avuto più impatto di altri. Le campagne con hashtag hanno avuto in media più successo su Facebook, rispetto a eventi come il lancio di un prodotto. Tuttavia, tale risultato, nel caso di una specifica campagna *#Findgreatness* mostra un'alterazione. Dunque, secondo quest'ultimo risultato, lo studio aggregato dell'evento non è sufficiente a determinare se un evento possa guidare o meno l'attività su Facebook. L'analisi degli autori ha mostrato che il picco di attività su Facebook (like, post, commenti) durante la campagna non era legato alla campagna vera e propria, bensì era legato alle richieste del servizio clienti, come domande e reclami da parte degli utenti.

In conclusione, i risultati derivanti dalle regressioni semplice mostrano che le pagine di Facebook con dati per un numero maggiore di trimestri hanno un numero maggiore di modelli significativi e p-value più bassi. Nei vari modelli, i valori di R^2 corretto oscillano da 0.7 a 0.87. Tuttavia, le variabili e gli intervalli di tempo significativi variano molto con le diverse pagine di Facebook considerate nell'analisi. Secondo gli autori, questo può essere dovuto alle differenze del comportamento degli utenti sulle diverse pagine di Facebook.

Inoltre, gli autori sottolineano come le regressioni semplici con il valore attuale delle variabili (Q0) e i ritardi successivi (Q3 o Q4) sono più frequentemente significativi. Ciò li porta a concludere che le vendite di Nike sembrano essere ben dipendenti dall'interazione più recente e molto più vecchia che si ha su Facebook. Questo potrebbe essere dovuto al fatto che Nike vende diversi tipi di prodotti, articoli alla moda e abbigliamento da allenamento e dunque, articoli che potrebbero innescare diversi comportamenti di acquisto. Ad esempio, quando un utente vede una campagna per delle

nuove magliette da corsa su Facebook, riconosce e ricorda l'annuncio, ma non si reca immediatamente in negozio per comperare la maglia. Invece, potrebbe andare ad acquistarla quando la prossima stagione di corsa inizia nell'anno successivo ricordandosi della campagna pubblicitaria sulla pagina Facebook.

Le regressioni multiple mancano chiaramente di un numero sufficiente di osservazioni per ottenere risultati affidabili [25].

2.1.4 Effetti dell'uso di Instragam sul successo delle modelle nell'industria della moda

Come discusso nel precedente paragrafo, anche Park, Campagna e Ferrara (2016) focalizzano la loro indagine sul mercato della moda, un settore in cui i grandi marchi per ottenere popolarità vogliono essere rappresentati dalle modelle più popolari. I modelli hanno un ruolo fondamentale nelle campagne pubblicitarie, nelle sfilate e fin dagli albori, rappresentano i principali punti di contatto con i potenziali clienti.

Studi etnografici dimostrano che la scelta delle modelle per le case di moda dipende sia da caratteristiche fisiche sia se sono rappresentate da agenzie di management la cui reputazione è piuttosto elevata.

Tuttavia, il successo di piattaforma digitali, come Instagram, ha rivoluzionato anche l'industria della moda. Al giorno d'oggi, la scoperta di nuove tendenze e degli interessi dei consumatori avviene sempre più online. Le modelle interagiscono attivamente con i potenziali clienti delle case di moda e dunque è evidente per i brand l'importanza di investire su tali piattaforme per migliorare le loro vendite.

A tal proposito, gli autori elaborano la domanda di ricerca interrogandosi se la popolarità delle modelle su Instagram possa influenzare il successo di quest'ultime, espresso in termini di passerelle percorse.

In questo paragrafo, diversamente dai precedenti, l'outcome del mondo reale preso di riferimento non fa capo direttamente ad un prodotto a cui possiamo associare delle vendite. Tuttavia, per le ragioni esposte in precedenza, sull'importanza delle modelle nel mercato della moda, risulta ugualmente interessante includere la discussione di questa ricerca in tale lavoro.

Nell'indagine, sono stati utilizzati principalmente due dataset: il primo mostra i profili delle modelle includendo informazioni sia biografiche, fisiche, passerelle percorse e agenzia di riferimento; il secondo raccoglie i dati Instagram dei profili delle modelle, includendo like, post, commenti.

Da un punto di vista operativo, poiché la misura del successo delle modelle si basa sul numero di passerelle percorse, gli autori usano un modello di regressione di Poisson per stimare la probabilità di percorrere una singola passerella, usando come regressori in prima battuta le caratteristiche fisiche; in seguito, aggiungendo l'informazione sulle agenzie e trovarono una forte associazione tra coloro che sono rappresentate da un'agenzia di alta gamma e il numero di passerelle percorse, ed infine i dati provenienti da Instagram.

Focalizzandosi su quest'ultimo punto, gli autori valutano come il numero medio di contenuti postati, like ricevuti e commenti siano associati al numero di passerelle percorse.

I Model 3, 4 e 5 nella *Figura 9* sottostante, aiutano a interpretare meglio i risultati ottenuti dagli autori.

Legend: * : $p < 0.05$; ** : $p < 0.01$; *** : $p < 0.001$.

	All new faces ($N = 431, W = 1402$)		w/ Instagram ($N_i = 253, W_i = 1181$)		
	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5
Intercept	0.81***	-1.27***	1.21***	-7.70*	-7.70*
Height	0.82***	0.76***	0.89***	0.85***	0.88***
Dress	-0.23***	-0.17***	-0.13***	-0.05	-0.05
Hips	-0.35***	-0.33***	-0.24***	-0.28***	-0.29***
Waist	-0.04	-0.00	0.06*	0.11***	0.10***
Shoes	-0.38***	-0.37***	-0.35***	-0.37***	-0.36***
Has Top Agency		2.29***		9.05**	9.04**
Inst. Posts					0.14***
Inst. Likes					-0.18***
Inst. Comments					0.24***
Inst. Sentiment					
AIC	4814.41	4531.28	3339.79	3064.96	3038.96
BIC	1824.81	1545.74	1639.85	1368.52	1353.12

Figura 9: Risultati regressione di Poisson

In primo luogo, si evidenzia come non sia immediata l'associazione fra l'attività su Instagram e il numero di passerelle percorse.

La pubblicazione di più post porta ad avere il 15% in più di probabilità di sfilare in passerella ma, sorprendentemente, un numero maggiore di like tende ad abbassare la probabilità di filare di circa il 10%.

Inoltre, l'indagine evidenzia come il numero medio di Instagram like sia altamente correlato con il numero medio di commenti ma ha una correlazione trascurabile con il numero di post, mentre il numero di commenti ricevuti non sembra essere correlato al numero di post.

In conclusione, gli autori sottolineano come i fattori chiave del successo non sono facilmente riconoscibili. Nonostante l'utilizzo dei social media contribuisca in modo

significativo ad avere successo come dimostrato nella parte finale del paper, in cui gli autori, elaborando modelli predittivi per il successo delle modelle, aggiungendo i dati della loro attività su Instagram, migliorano il potere predittivo del modello, risulta interessante notare come nei modelli di regressioni, una maggiore attività sui social media abbia solo una debole associazione con il numero di passerelle percorse, proxy di un maggiore successo .

Tuttavia, rimane solido il fatto che un personaggio di successo nel mondo online, difficilmente sarà ignorato, e probabilmente un'agenzia di alta gamma investirà su di lui, portando, dunque, ad aumentare le sue probabilità di successo [26].

2.1.5 Effetti dei likes di Facebook sulle vendite su Groupon

K. Lee, B. Lee e W. Oh (2016) contribuiscono, con la loro ricerca, ad ampliare la letteratura e a portare evidenze sulla tematica in questione. Gli autori, nella loro analisi, usano i like di Facebook per capire gli effetti sulle performance delle vendite su un'altra piattaforma digitale, definita di *social commerce*, Groupon.

Per social commerce si intende il paradigma del commercio online che consente un'interazione e partecipazione maggiore da parte dei clienti attraverso delle piattaforme dedicate.

In concordanza con quanto discusso nei paragrafi precedenti, risulta evidente come la scelta dei like di Facebook, per lo studio di tale fenomeno, sia dettato dal fatto che quest'ultimo sia un ottimo sistema di riferimento sociale che rappresenta le opinioni aggregate di consumatori e potenziali tali. Per fornire evidenza empirica di tale ipotesi, questa volta, gli autori hanno raccolto i dati delle vendite effettuate su Groupon, un'impresa leader nel *social commerce* che quotidianamente offre numerosi prodotti e servizi scontati.

Per studiare l'effetto dei like su Facebook sulla performance delle vendite è stato sviluppato il modello econometrico mostrato in *Figura 10*.

$$\ln QUANT_ORDER_i = \beta_0 + \beta_1 \ln PRICE_i + \beta_2 \ln FBL_i + \beta_3 UNCERTAINTY_i + \beta_4 FRANCHISE_i + \beta_5 \ln TIPPING_i + \beta_6 DISCOUNT_i + \beta_7 PERIOD_i + \varepsilon_i$$

Figura 10: Modello Econometrico K. Lee, B. Lee, W. Oh

Nel modello la variabile dipendente non è altro che la quantità ordinata per ogni prodotto. La variabile è espressa in logaritmo naturale con l'obiettivo di stabilizzare la varianza e

aderire al requisito di normalità. Poiché la quantità ordinata è largamente dipendente dal prezzo e dal tasso di sconto, questi sono stati aggiunti nella regressione. È stata aggiunta, inoltre, una variabile che rappresenta l'incertezza del prodotto. Quest'ultima non è altro che una variabile dicotomica settata a 1 per gli *experience goods* e 0 per i *search goods*. Il punto di “ribaltamento” (InTIPPING) è stato incluso nel modello perché stabilisce la soglia minima di quantità che è richiesta per poter riscattare ogni offerta. Poiché questa variabile può riflettere la fiducia nelle vendite di un rivenditore e anche stimolare azioni di acquisto collettivo, si suppone che abbia un'influenza rilevante sulla performance delle vendite. La domanda di un'offerta è anche strettamente legata dal numero di giorni in cui l'offerta è disponibile in quanto maggiore è il tempo di esposizione a potenziali clienti, maggiore saranno le probabilità di acquisto. Infine, il fatto che un'offerta derivi da un negozio in franchising può influenzare la domanda poiché tali buoni sono spendibili nei vari negozi in franchising che hanno partecipato all'offerta.

Nel loro studio, gli autori, si soffermano sul fatto che un problema di causalità inversa o simultaneità tra la quantità ordinata e i like su Facebook possa potenzialmente esistere e dar vita a problemi di endogeneità con la conseguente distorsione delle stime effettuate tramite il metodo dei minimi quadrati (OLS).

Questi problemi possono prendere forme poiché la pagina dell'offerta mostra sia le quantità ordinate di quel dato prodotto che i like su Facebook. Verosimilmente, gli utenti percepiscono il livello di quantità ordinata come indice di qualità del prodotto e di conseguenza sono inclini a raccomandarlo, lasciando un like sulla pagina Facebook.

Gli autori, per fronteggiare il problema dell'endogeneità usano un approccio econometrico che fa uso di una regressione ai minimi quadrati a tre stadi (3SLS).

La *Figura 11* sottostante riassume i risultati della regressione usando l'approccio 3SLS.

(1) Base model		
Dependent variable	Independent variable	
lnQUANT_ORDER	lnPRICE	-0.191*** (-3.62)
	lnFBL	1.106*** (7.89)
	UNCERTAINTY	-0.136** (-2.37)
	lnTIPPING	0.302*** (3.12)
	DISCOUNT	0.168 (1.45)
	PERIOD	0.031* (1.73)
	FRANCHISE	0.176*** (2.65)
	lnFBL*UNCERTAINTY	
	lnFBL*lnTIPPING	
	lnFBL*DISCOUNT	
	lnFBL*PERIOD	
	lnFBL*FRANCHISE	

Figura 11: Risultati "Effect of Facebook likes on sales performance"

Come si nota in figura, il coefficiente per il $\ln FBL$ è positivo e significativo con un livello di confidenza del 99%. Pertanto, gli autori sovengono che i like su Facebook influenzano positivamente il volume delle vendite.

Si riporta, in conclusione, la riflessione finale degli autori maturata a valle dei risultati ottenuti. Poiché strumenti come i like su Facebook creano un'utilità sociale, questa può innescare azioni economiche che portano ad allentare le frizioni di mercato. Pertanto, l'indagine oggetto del paper in questione e quindi, la ricerca che indaga gli effetti dei likes su Facebook sulla performance delle vendite, si inserisce in un contesto più ampio che studia la connessione e la potenziale sinergia tra l'utilità economica e l'utilità sociale [27].

2.2 Twitch, Esport and Game Consumption

Per quanto concerne il caso studio che si vuole approfondire in questo progetto, risulta necessario presentare, in questo Capitolo, le principali analisi sviluppate in letterature che contribuiscono in maniera significativa a convalidare la domanda di ricerca di questo lavoro e le ipotesi alla base di quest'ultimo.

In primo luogo, verranno presentati le ricerche che in letteratura hanno dimostrato come la visualizzazione di contenuti *esport* tramite piattaforme come Twitch possa influenzare la *game consumption*.

In seguito, verrà svolto un approfondimento su quelle che sono le determinanti della domanda di *esport consumption* cercando di capire perché piattaforme come Twitch.tv hanno molto potere in questo mercato.

Infine, verranno mostrate evidenze di come l'informazione dei montepremi nei tornei di *esport* possa essere usata come proxy del successo del gioco stesso e quindi di un maggior consumo.

2.2.1 Does esports spectating influence game consumption?

Macey et al (2020) con il loro articolo, contribuiscono principalmente ad estendere la comprensione teorica ed empirica di come lo spettatore di contenuti esport influenzi la *game consumption*, intesa come *watching intention*, *playing intention* and *purchase intention*.

Le nuove tecnologie digitali hanno modificato in maniera sostanziosa il settore dei videogame, un'industria che nel tempo è diventata uno dei più redditizi business di intrattenimento.

Con l'avvento delle nuove piattaforme digitali, i modelli di business relativi al mondo dei videogame si sono evoluti da un tradizionale *retail business model* ad un *service-based business model* al fine di poter allungare la vita del gioco stesso e creare nuovi canali di ricavo.

A tal proposito, è sempre più diffuso il paradigma Free-To-Play (F2P), in cui l'accesso al gioco è gratuito e i ricavi sono generati da delle *microtransactions* di acquisti fatti sull'applicazione del gioco stesso per accedere a nuovi livelli o acquisire features speciali. In questo modo, è sempre più marcata l'evidenza di come si cerchi di creare una relazione continua tra il gioco e la comunità di giocatori.

Il successo del settore, inoltre, è stato dettato dalla nascita di videogiochi competitivi noti come *esport*. I contenuti di esport vengono trasmessi principalmente tramite piattaforme di video streaming online, come Twitch.tv.

Si sottolinei come, dei primi dieci titoli esport più popolari, per ore viste, su Twitch sette impiegano il paradigma F2P, e altri due giochi offrono un accesso limitato tramite F2P; per tal motivo l'analisi degli autori viene svolta considerando tal modello.

Lo studio si basa su una survey sottoposta ad un campione di persone che guardano sia esport sia che giocano ai videogiochi F2P.

In particolare, gli autori, per rispondere alla domanda di ricerca utilizzano la *Motivations Scale of Sport Consumption* (MSSC) per comprendere l'effetto dei fattori motivazionali sull'intenzione a guardare contenuti esport. In seguito, si analizza l'effetto della *watching intention* su due aspetti chiavi della *game consumption*, citati già in precedenza: *gaming intention* and *purchase intention*.

L' MSSC si concentra sulle ragioni che portano gli spettatori a guardare gli sport tradizionali e ciò è stato esteso al mondo degli esport con qualche modifica. La survey è composta da 27 item su nove fattori motivazionali, ciascuno valutato su una scala Likert

a 7 punti. A questo sono state aggiunte tre scale relative alla *Watching Intention*, alla *Gaming Intention*, alla *Purchase Intention*.

Da un punto di vista operativo, l'analisi utilizza modelli di equazioni strutturali (SEM), i quali permettono di esaminare se un modello in cui vengono ipotizzate determinate relazioni fra un gruppo di variabili è consistente con i dati empirici [28].

Ciò che dimostrano è che la relazione tra l'intenzione di guardare gli esport e l'intenzione di giocare, e tra l'intenzione di giocare e l'intenzione di fare acquisti legati al gioco sono particolarmente forti.

Il modello elaborato mostra che la relazione tra l'intenzione di guardare e l'intenzione ad acquistare è mediata dall'intenzione a giocare. Questo è dovuto dal fatto che mentre l'effetto diretto non è statisticamente significativo, entrambi gli effetti indiretti e totali lo sono.

La *Figura 12* riassume i risultati trovati.

Legend: * $p = .05$, ** $p = .01$, *** $p < .001$

	Indirect			Direct		
	β	T	sig.	β	T	sig.
WI → GI	<i>n/a</i>	<i>n/a</i>	<i>n/a</i>	0.406	4.503	0.000***
WI → PI	0.189	3.635	0.000***	0.091	1.082	0.279
GI → PI	<i>n/a</i>	<i>n/a</i>	<i>n/a</i>	0.467	6.125	0.000***

Figura 12: Effetti Diretti e indiretti tra Watching Intention (WI), Gaming Intention (GI) e Purchasing Intention (PI)

Nonostante l'utilizzo della Motivation Scale for Sports Consumption non sia lo strumento ottimale per fornire una migliore comprensione delle motivazioni che portano alla *esport consumption*, l'indagine risulta supportare le considerazioni teoriche tale per cui le motivazioni esperienziali sono un driver del gioco e che gli esport, visto come un evento esperienziale è associato ad un aumento della *game consumption*.

Dunque, i contributi empirici enfatizzano il fatto che gli esport, siano canali redditizi per aumentare il coinvolgimento dei consumatori con i videogiochi. Questo risulta fondamentale per i giochi F2P, discussi in precedenza, in cui il successo dipende dall'attrazione di una community di giocatori ampia e attiva tale da garantire redditività al gioco [29].

Un ulteriore contributo sull'argomento è presentato dallo studio di Jang et al. (2021).

Le aziende che sviluppano giochi competitivi esport hanno un ruolo decisivo nel settore dell'esport in quanto sono spesso sia sviluppatori, editori che organizzatori dei grandi tornei di esport. Per tali aziende è necessario cercare di capire quale siano le determinanti del comportamento dei consumatori di giochi esport per indirizzare opportunamente gli investimenti verso la promozione e pubblicità dei tornei esport che organizzano.

Verosimilmente, la maggior parte dei consumatori di eventi esport sono soggetti che potrebbero essere classificate come dei giocatori o comunque potenziali tali.

Ciò comporta non solo la partecipazione agli eventi ma anche il seguire i tornei tramite i siti di web streaming o la televisione via cavo. Inoltre, si presuppone che i consumatori di contenuti esport conoscano il gioco poiché vi hanno giocato in precedenza o vi giocano e dunque, abbiano una conoscenza di base del gioco che, di conseguenza, li porta a guardare i tornei, anche per imparare nuove mosse o nuove strategie da adottare nelle loro sessioni private *gameplay* ricreativo.

A testimonianza di ciò, un rapporto pubblicato da *Newzoo*, nel 2018, 165 milioni di spettatori dichiararono di essere anche giocatori di esport.

Questa osservazione potrebbe suggerire una notevole relazione tra coloro i quali guardano eventi esport e coloro che consumano giochi esport. Gli autori, in tale studio, si sono focalizzati esclusivamente sui consumatori ricreativi di giochi esport e non professionali. In tal settore, la partecipazione ad eventi esport avviene maggiormente tramite la visualizzazione dei tornei su piattaforme di live streaming come Twitch.tv, piuttosto che in broadcast o fisicamente agli eventi.

Si nota come, questa propensione da parte dei consumatori di esport ha portato ad un contratto per il diritto esclusivo, di 90 milioni di dollari per Twitch, per trasmettere la *Overwatch League*, uno dei tornei più importanti di esport organizzato dalla Blizzard Entertainment.

L'ipotesi avanzata nello studio è quella di verificare se l'intenzione al *gameplay* ricreativo di esport influisca direttamente e positivamente all'intenzione di guardare eventi esport in live streaming.

Da un punto di vista operativo, è stato elaborato un questionario sottoposto ad un campione di soggetti maggiorenni, residenti negli Stati Uniti. I giochi esport considerati nella survey sono solo i 22 giochi considerati più popolari e dunque, più di successo, in base agli *earnings* ottenuti nei tornei fino al 2017.

È stata progettata una scala multi-item tipo Likert a 7 livelli (da 1- fortemente disaccordo; a 7-fortemente d'accordo), per misurare l'intenzione al *gameplay* relativo di giochi esport e l'intenzione al consumo di eventi esport tramite piattaforme live streaming.

La *Figura 13* sintetizza i risultati trovati.

Paths	β	<i>t-value</i>
<i>Direct</i>		
Esports recreational gameplay behavior intention (GI) – Intention of esports content live streaming consumption (SC)	0.40*	11.36

Figura 13: Risultati studio Jang et al. (2020)

È evidente come la relazione fra le due variabili sia statisticamente significativa.

In conclusione, per quanto concerne i risvolti pratici dello studio, le migliori strategie di marketing per gli sviluppatori di gioco e organizzatori di eventi sportivi dovrebbe essere quello di coinvolgere le figure chiave degli streamer per promuovere gli eventi di esports sulla piattaforma per attirare sempre un più vasto numero di giocatori ricreativi ad assistere ai tornei.

A titolo esemplificativo, lo sviluppatore di *Fortnite*, Epic Games, ha deciso di ingaggiare gli streamer come commentatori ufficiali del torneo esport del gioco.

Come risultato, si evidenzia che la visualizzazione di contenuti esport commentati dallo streamer di successo, noto al pubblico, possa giocare un ruolo decisivo nel convertire i giocatori ricreativi di esport in spettatori di eventi esport [30].

2.2.2. Defining esports spectator demand

Il fenomeno dell'esport, come discusso nel primo Capitolo, è cresciuto vertiginosamente negli ultimi anni.

Nonostante per alcuni aspetti gli sport elettronici ricordano gli sport tradizionali, l'ambiente più che unico in cui vengono consumati, il mondo online, apre nuove sfide per le aziende che vogliono investire in questo mercato.

Come sottolineato già in precedenza, la consumazione di esport avviene principalmente tramite piattaforme di live streaming come Twitch. Attraverso la piattaforma viola, lo spettatore non è passivo all'evento, come avviene durante la visione degli sport tradizionali, bensì ha la possibilità di partecipare in modo attivo, interagendo tramite la chat, durante l'evento.

Diversi sono gli studi nell'ambito dello sport management, comunicazione, informatica che cercano di spiegare i motivi che portano alla visualizzazione di contenuti esport.

Di seguito, viene proposta la ricerca elaborata da Qian et al. (2019) la quale spiega come i motivi che portano alla esport consumption non dipenda solo da bisogni sociopsicologici bensì dipende da caratteristiche intrinseche dell'evento e dalla piattaforma streaming che lo trasmette.

La domanda degli spettatori di esport condivide le stesse radici con la domanda del mercato dello sport tradizionale, definita come le aspettative dei consumatori verso le caratteristiche e gli attributi del prodotto o servizio sportivo offerto.

In poche parole, si ipotizza che un atteggiamento positivo dei consumatori verso l'attrattiva del gioco, la convenienza degli orari per la visione, il marketing e la considerazione economica si traduca in partecipazione nel presente, partecipazione nel futuro e uso delle piattaforme digitali per il commento o ricerche di informazioni.

Da un punto di vista empirico, il mercato associato all'industria degli esport ha dei consumatori relativamente giovani e più esperti di tecnologia e pertanto, richiede considerazioni più specifiche ed è proprio questo l'obiettivo degli autori: spiegare le caratteristiche distintive associate agli spettatori di esport e all'ambiente degli spettatori online.

L'indagine condotta dagli autori si è distinta in due fasi: quella qualitativa e quantitativa. Durante la prima fase sono stati individuati i fattori preliminari delle domande attraverso delle interviste semi strutturate e sondaggi online a risposta aperta.

Nella fase quantitativa, invece, i temi e le affermazioni derivanti dalla prima fase sono stati testati su un campione più ampio per garantirne affidabilità e validità del costrutto della survey elaborata (SESD – *scale for esports spectator demand*) e per misurare l'impatto dei fattori della scala sui risultati cognitivi e comportamentali.

I risultati dell'analisi convergono sul fatto che alcuni fattori della domanda, come caratteristiche dei giocatori, attrattività dell'evento, caratteristiche dei commentatori, convenienza dell'orario, sono comuni a quelli degli sport tradizionali. Mentre, altri sono stati evidenziati per la prima volta ed appaiono unici nel mondo dell'esport. Questi includono: chat rooms, caratteristiche dello streamer, tornei, ricompense e qualità dello streaming.

A titolo esemplificativo, considerando le chat rooms, queste hanno un impatto positivo sul tempo trascorso dagli utenti a visualizzare eventi esport sulla piattaforma.

Per quanto concerne le caratteristiche degli streamer si evidenzia come gli utenti che hanno guardato eventi di esport grazie all'influenza di streamer sono più propensi ad acquistare il gioco o nel caso dei giochi F2P, discussi nel paragrafo precedente, effettuare acquisti nel gioco (*in-game purchasing*). Pertanto, i *game publishers* potrebbero decidere di investire su streamer di alto livello, dunque con un'ampia community, per sponsorizzare nuove features relative al gioco ed assicurarsi ricavi più alti.

Anche la qualità dello streaming ha un impatto positivo sulle ore trascorse a vedere contenuti di esport. In particolare, garantire un alto livello di qualità dello streaming, che si traduce in minimi problemi di connessione e latenza del segnale, è fondamentale affinché i maggiori tornei riescano a raggiungere milioni di fan in tutto il globo.

In conclusione, sarebbe vantaggioso per i *game publishers*, sponsor, organizzatori di eventi, club professionali di esport indirizzare le risorse economiche verso questi nuovi fattori di domanda, oltre ai tradizionali, per mantenere la popolarità del gioco e dunque un maggior successo in termini di ricavo e per sostenere un ecosistema esport duraturo, tra cui l'organizzazione dei tornei che tengono legati alle piattaforme streaming, come Twitch, milioni e milioni di spettatori [31].

2.2.3. Twitch, Esport e Montepremi

In questo paragrafo, in conclusione, verranno mostrate evidenze di come l'informazione dei montepremi nei tornei di esport possa essere usata come proxy del successo del gioco stesso e quindi di un maggior consumo.

In aggiunta all'approfondimento svolto sul *Capitolo 1* relativo agli esports, in questo paragrafo si sottolinea il ruolo dei montepremi, in inglese *prize pools*, nei vari tornei organizzati e di Twitch come media per la trasmissione di tali eventi.

Fino a qualche anno fa, sia le stime che le evidenze concordavano sul fatto che il numero di spettatori, di tornei organizzati e il valore dei montepremi degli esport sarebbero cresciuti nel tempo.

La *Figura 14* aiuta ad elaborare un'idea sulle stime di crescita dei montepremi negli ultimi anni e di quella prevista per gli anni futuri.

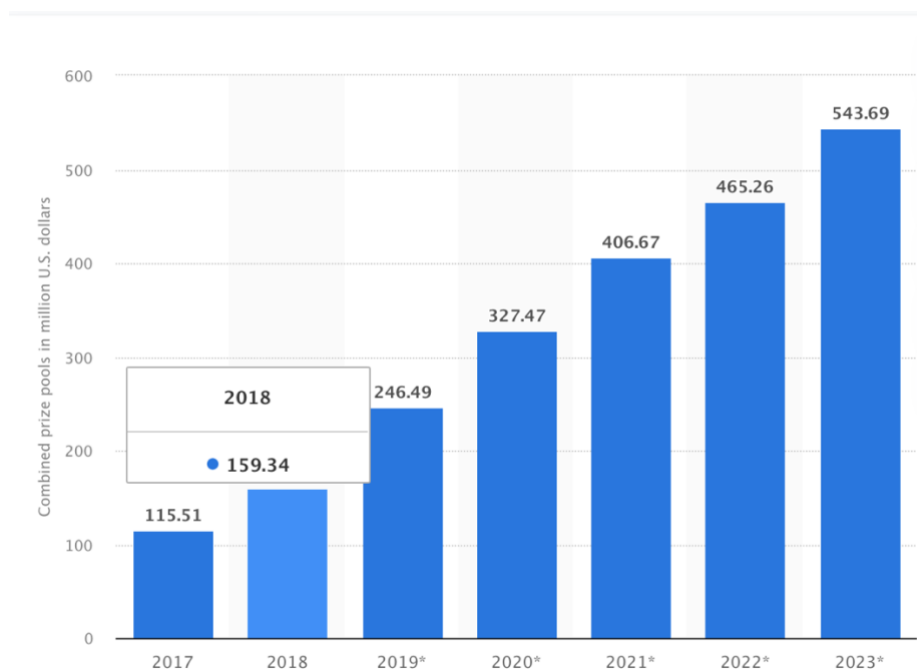


Figura 14: Stima del totale dei montepremi annuali dei tornei di esport [32]

Tali previsioni risultano veritiere almeno fino al 2019. Purtroppo, a causa dell'emergenza sanitaria che ha causato la cancellazione di diversi eventi nel mondo dell'esport, i valori raggiunti per l'anno 2020 non sono stati quelli sperati e l'intero mercato ha subito una lieve crisi.

Tuttavia, si è fiduciosi di affermare che, dopo questa tragica parentesi che ha colpito l'intero globo, i numeri ritorneranno a crescere.

Per farsi un'idea della situazione pre-pandemia, basti pensare che nel 2019, le vincite in termini monetari dei tornei di esport del gioco *League of Legends*, conosciuto al secolo come *LoL*, hanno rappresentato più di 2 milioni di dollari sul totale e il torneo internazionale del gioco *Dota 2* del 2019 ha offerto il più alto montepremi mai proposto di più di 34 milioni di dollari in un singolo torneo.

Inoltre, la finale della *Fortnite World Cup 2019* ha attirato più di due milioni di spettatori online in diretta e 14,41 milioni di ore delle finali sono state trasmesse in streaming attraverso i canali ufficiali di Fortnite, su Twitch [33].

Di conseguenza, il numero di aziende che investono sulla sponsorizzazione degli esport e organizzano nuovi campionati sta crescendo rapidamente.

La grande audience che gli esport conquista ha raccolto l'interesse di grandi brand come Intel, Nvidia, Coca-Cola, Red Bull, Monster Energy; e marche non endemiche come Gillette, American Express e Mercedes Benz per la sponsorizzazione dei vari eventi.

Questa grande crescita ha portato i grandi player del mercato dell'esport a modificare il loro piano strategico e approccio di marketing al fine di catturare quanti più spettatori.

Alcuni editori hanno aumentato il numero di tornei e il valore del montepremi connesso al torneo [10].

Il valore dei montepremi connesso ad un torneo ha sempre rappresentato, anche nei tradizionali contesti sportivi, una misura dell'attrattività dell'evento e dell'importanza che quest'ultimo avesse per il settore.

Di fatto, anche nel mondo degli esport, i montepremi assegnati ai vincitori delle competizioni rappresenta un ulteriore motivo alla base del loro successo.

Verosimilmente tanto è più alto il valore del montepremi, maggiore sarà l'interesse degli spettatori a seguire l'evento ed inoltre, ci si aspetta che i tornei con un montepremi più alti riguardino quei giochi esport che hanno più successo anche in termini di vendite e che dunque, coinvolgono un ecosistema di potenziali investitori molto più ampio [34].

Questo è legato dal fatto che, come dimostrato dallo studio presentato nel *paragrafo 2.2.1*, la visualizzazione di tornei esport ha un impatto positivo sulla game consumption.

Dunque, per riassumere, un più alto montepremi è una determinante dell'attrattività dell'evento, sia per i giocatori che per gli spettatori; tornei con un montepremi più alto sono quelli relativi a giochi di maggior successo ed inoltre una maggiore visualizzazione dell'evento esport influisce positivamente sulla consumption del gioco stesso.

Dalle prime statistiche, relative alla prima parte del 2021, mostrate in *Figura 15 e 16*, si evidenzia come i tornei esports con montepremi più alti fanno riferimenti a giochi esports più popolari. La popolarità è misurata tramite un *impact index* ed in *Figura 15*, in basso, sono esplicitate le varie determinanti, tra cui, quella con peso maggiore, è la percentuale di giocatori attivi.

(in million U.S. dollars)

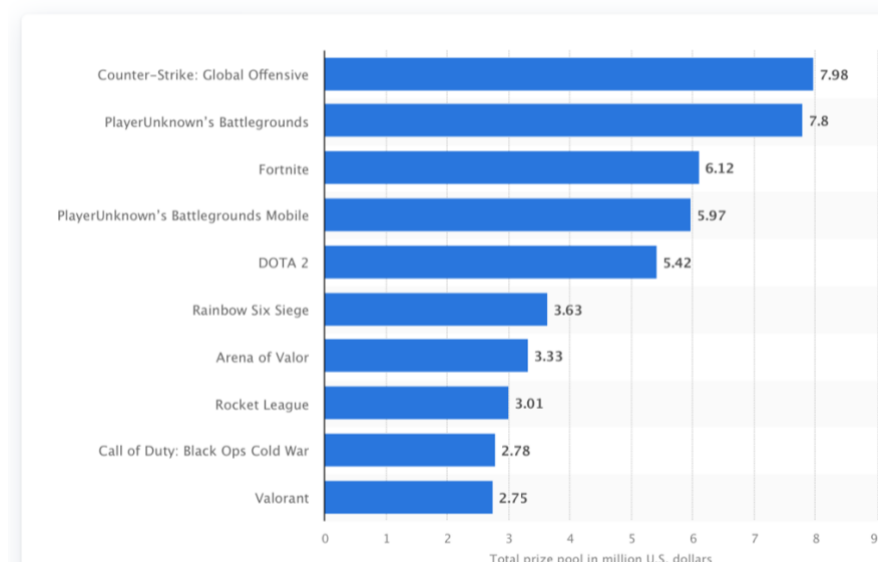


Figura 15: I top esports games worldwide nella prima parte del 2021, ordinati per il valore totale dei montepremi dei tornei [35]



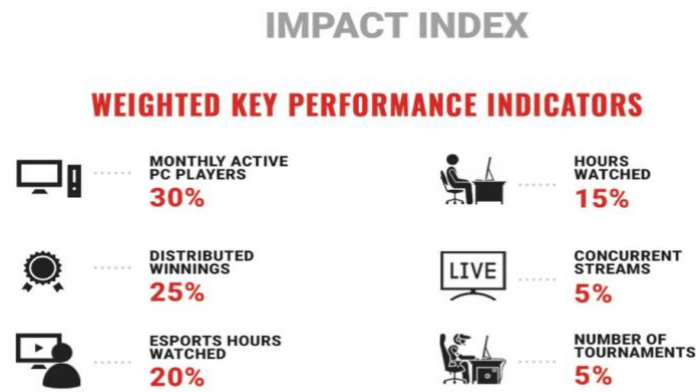


Figura 16: Top popular esports games [36]

In questo studio, non avendo un dato diretto sulla game consumption per analizzare la relazione espressa nella *Research Question*, alla luce delle osservazioni fatte sopra, si utilizzerà il dato dei montepremi relativo ai tornei di un singolo gioco come proxy del successo del gioco stesso, espresso in termini di game consumption.

In questo contesto, è necessario ribadire, infine, il ruolo di Twitch. Di fatti, la piattaforma viola è leader nelle trasmissioni di tornei esport di svariati videogiochi.

A tal proposito, risulta interessante citare lo studio di Ward e Harmon (2019) che fornisce un'analisi, il cui obiettivo è quello di stimare l'effetto dell'uso di Twitch sull'ammontare dei montepremi dei tornei esport in un anno ed in un paese.

Al contrario del dataset utilizzato in questo progetto di tesi, mostrato nel capitolo successivo, gli autori non avevano dati sul numero di spettatori relativi al titolo esport sulla piattaforma viola. La soluzione portata avanti fu quella di utilizzare il numero di ricerche su Google della parola "Twitch" per anno e per paese da Google Trend come proxy per l'attività di esport streaming.

I dati forniti da Google Trends riportano il numero di ricerche della parola Twitch nel tempo e per paese ma normalizzato su una scala da 0 a 100. Per tal motivo è stata necessaria una specificazione degli effetti fissi del paese. Sono state inclusi, anche, gli effetti fissi dell'anno per tenere conto della crescita sia delle ricerche che dell'ammontare dei montepremi.

Tuttavia, gli effetti possono estendersi per anni e dunque la relazione indagata potrebbe non essere stazionaria. Per risolvere tale problema è stato usato il modello first-difference (FD) nelle variabili legate al montepremi e alle ricerche su Google.

I risultati, come mostrato in *Figura 17*, mostrano un effetto positivo e statisticamente significativo della proxy dell'uso di Twitch sugli importi dei montepremi dei tornei di esports.

	Levels		First-Differences	
Logarithm of "Twitch" Searches	1.057*** (0.053)	1.440*** (0.059)	1.406*** (0.052)	1.459*** (0.049)
FE Country	X	X	X	X
FE Year		X		X
Observations	338	338	283	283
R ²	.584	.735	.760	.808
Number of Countries	55	55	53	53

Note. Data are for years 2010-2017 and the top 55 countries as identified by Google Trends. FE = fixed effect.

Standard errors in parentheses.

*p < .01. **p < .05. ***p < .01.

Figura 17: L'effetto di Twitch sul logaritmo dei montepremi dei tornei esport.

Questo risultato è una prova coerente col fatto che la maggiore capacità di monetizzare dallo streaming online ha portato ad una competizione fra gli organizzatori degli eventi per attrarre sia più giocatori che più spettatori, aumentando il premio in denaro a disposizione. Inoltre, è possibile inferire che Twitch rappresenti uno shock esogeno di produttività che ha portato ad una maggiore audience e quindi maggior compenso per i giocatori [37].

Capitolo 3: Statistiche descrittive

3.1 Introduzione ai dataset

Al fine di poter raggiungere l'obiettivo ipotizzato nella domanda di ricerca presentata nel Capitolo 2, in questo studio empirico sono stati utilizzati due differenti dataset, i quali, in uno step successivo, sono stati combinati in un unico panel in cui fossero racchiuse tutte le informazioni necessarie per portare avanti l'analisi.

Il primo dataset utilizzato è quello relativo ai *top 200* giochi su Twitch per ogni mese da gennaio 2016 a luglio 2021. I dati derivano interamente da <https://twitchtracker.com>.

Tale sito web, nonostante non sia di proprietà di Twitch, è riconosciuto dalla piattaforma di proprietà di Amazon. Tale sito raccoglie statistiche globali in termini di numero di canali sulla piattaforma, ore visualizzate per canale, per gioco; dati relativi agli streamers come l'ammontare di ore *streammate*, numero di iscritti e statistiche relative ai giochi più popolari.

Il secondo set di dati è quello relativo ai montepremi dei vari eventi *esport* e non dal 1998 a luglio 2021. Esso contiene, per il periodo considerato, i montepremi, il numero di tornei organizzati e il numero di giocatori relativi ai vari giochi. Tali dati derivano interamente da <http://www.esportearnings.com>.

Questo sito web è una raccolta di dati disponibili al pubblico gestita dalla più grande community di *esport* e game fan, dedicata a mostrare la crescita del mercato relativo ai videogiochi competitivi.

Nonostante gli organizzatori di eventi di sono incentivati a rendere disponibili quante più informazioni possibili, la raccolta di tali dati avviene grazie a dei volontari.

Pertanto, è probabile, specialmente per gli eventi organizzati nei primi anni 2000, che il dataset presenta degli errori o delle incompletezze.

Si nota, tuttavia, che ai fini di questo lavoro, la combinazione dei dataset porterà ad avere un intervallo di osservazione che inizia nel gennaio del 2016 e finisce a luglio del 2021. In questa finestra temporale, i dati relativi agli *earnings* presentano un'accuratezza maggiore.

In questo capitolo, per i due set di dati e per la combinazione ottenuta, verranno presentate delle analisi descrittive che aiutano a caratterizzare il campione di dati raccolto ed avanzare delle ipotesi sugli *outcome* osservati.

3.1.1 Twitch game dataset

Il dataset analizzato contiene i dati relativi ai *Top 200 Games* su Twitch per ogni mese, da gennaio 2016 a giugno 2021. I dati sono stati raccolti per la prima volta nel maggio del 2021 e poi riaggiornati nel luglio dello stesso anno. Dunque, la finestra di osservazione è di un periodo di 66 mesi, con un totale di *132000* records.

I *Top 200 Games* per ogni mese sono stati ordinati in base al numero di ore che gli utenti hanno trascorso sulla piattaforma per guardare contenuti relativi al gioco in quel dato mese.

La *Tabella 1*, sotto riportata, riassume tutte le voci presenti nel dataset per ogni gioco. In seguito, la *Figura 18* è rappresentativa del database utilizzato.

Tabella 1: Descrizione del dataset "Top 200 Games on Twitch" [38]

<i>RANK</i>	Individua la posizione del gioco in classifica
<i>GAME</i>	Individua il nome del gioco
<i>MONTH</i>	Individua il mese
<i>YEAR</i>	Individua l'anno
<i>HOURS_WATCHED</i>	Individua il numero di ore guardate
<i>HOURS_STREAMED</i>	Individua il numero di ore streammate
<i>PEAK_VIEWERS</i>	Individua il picco di visualizzatori nel mese
<i>PEAK_CHANNELS</i>	Individua il picco di canali esistenti
<i>STREAMERS</i>	Individua il numero di streamers
<i>AVG_VIEWERS</i>	Individua il numero medio di visualizzatori
<i>AVG_CHANNELS</i>	Individua il numero medio di canali esistenti

Twitch_game_data										
Rank	Games	Month	Year	Hours_watched	Hours_Streamed	Peak_viewers	Peak_channels	Streamers	Avg_viewers	Avg_channels
1	League of Legends	1	2016	94377226	1362044	530270	2903	129172	127021	1833
2	Counter-Strike: Global Offensive	1	2016	47832863	830105	372654	2197	120849	64378	1117
3	Dota 2	1	2016	45185893	433397	315083	1100	44074	60815	583
4	Hearthstone	1	2016	39936159	235903	131357	517	36170	53749	317
5	Call of Duty: Black Ops III	1	2016	16153057	1151578	71639	3620	214054	21740	1549
6	Minecraft	1	2016	10231056	490002	64432	1538	88820	13769	659
7	World of Warcraft	1	2016	8771452	342978	46130	1180	33375	11805	461
8	Z1: Battle Royale	1	2016	7894571	205569	41588	460	21396	10625	276

Figura 18: Rappresentazione di una porzione del database [38]

Nel 2016, a poco meno di due anni dell'acquisizione della piattaforma viola dal colosso di Jeff Bezos, Amazon, i dati riportano un totale di 5082766384 ore guardate sulla piattaforma di live streaming. Nonostante il numero appaia già sorprendente, questo risulta essere nulla rispetto ai dati attuali che registrano valori maggiori più del doppio. Di particolare interesse, è la crescita di Twitch tra il 2019 e il 2020. In termini di ore guardate, è stato registrato un aumento del 69%, con un totale di 16976473071 ore, con due picchi nel mese di aprile e dicembre 2020. La Figura 19 in basso descrive tale evoluzione.

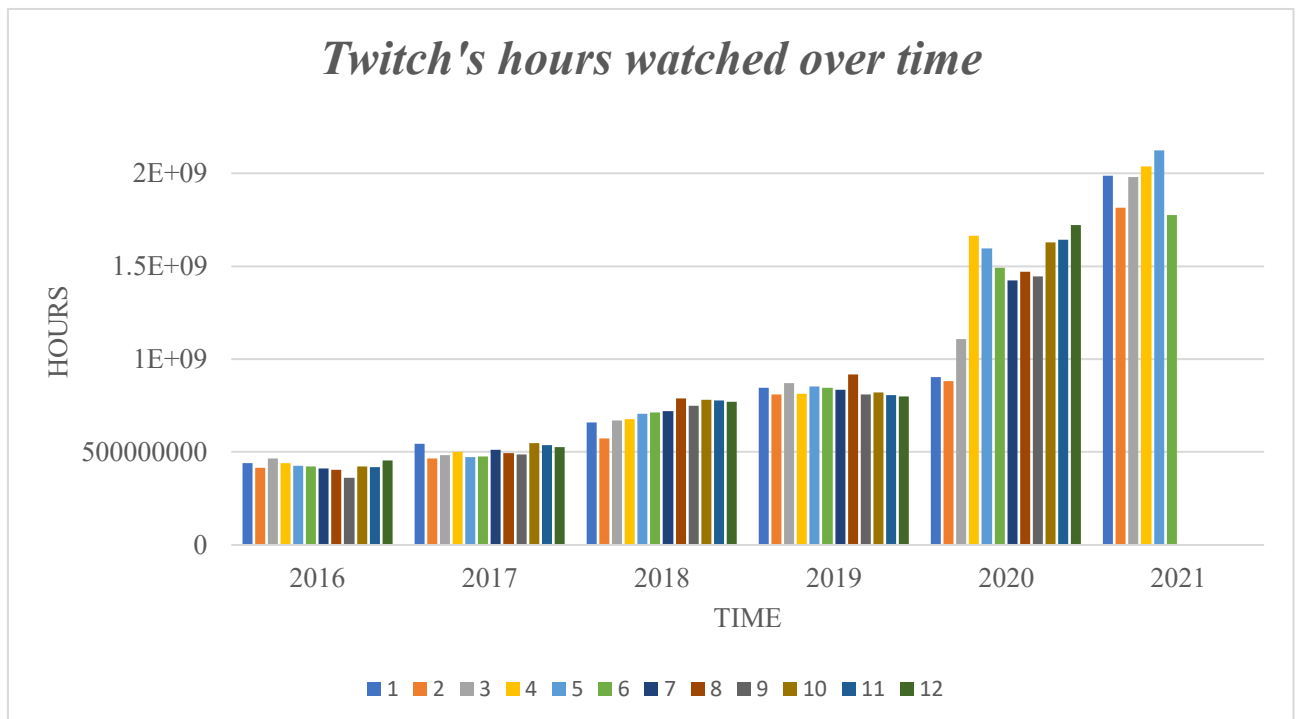


Figura 19: Twitch's hours watched over time [38]

Sicuramente, tale crescita esponenziale, è stata dettata dall'emergenza sanitaria a causa della pandemia di COVID-19, che ha contribuito significativamente ad un trend, che, bisogna sottolineare, fosse già in crescita.

La pandemia globale ha portato e porta con sé molti cambiamenti nelle nostre abitudini più elementari e ci ha costretto a riadattare, specialmente nei mesi di *lockdown*, le nostre vite dentro le proprie case.

Per cui risulta naturale la ricerca di riempitivi per trascorrere giornate intere all'interno della propria abitazione. In questo contesto, Twitch, come è evidente dai dati, ha riscontrato un notevole successo, rispondendo a questa esigenza, offrendo una grande quantità di contenuti con i quali gli utenti possono interagire in modo attivo.

Nello stesso anno la crescita ha interessato anche il numero di ore streammate, il numero di streamers, il numero medio di canali e visualizzatori, rispettivamente del 78%, 43%, 78% e 69%.

Le *Figure 20, 21, 22 e 23* sottostanti descrivono tramite istogrammi l'evoluzione rispetto alle variabili sopra citate nel periodo d'osservazione.

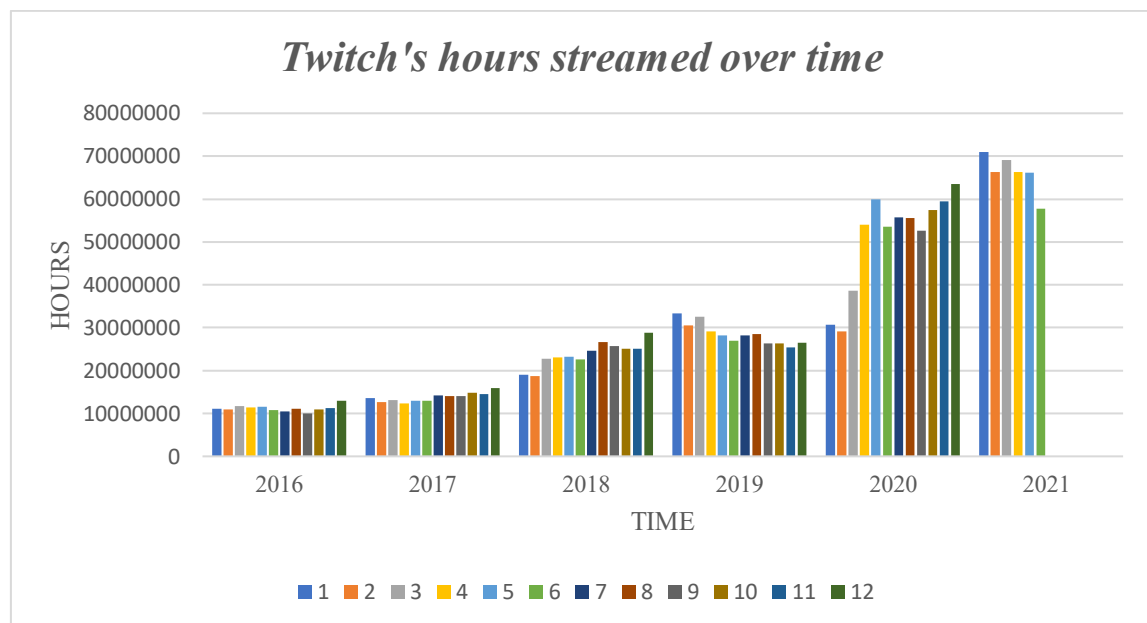


Figura 20: Twitch's hours streamed over time [38]

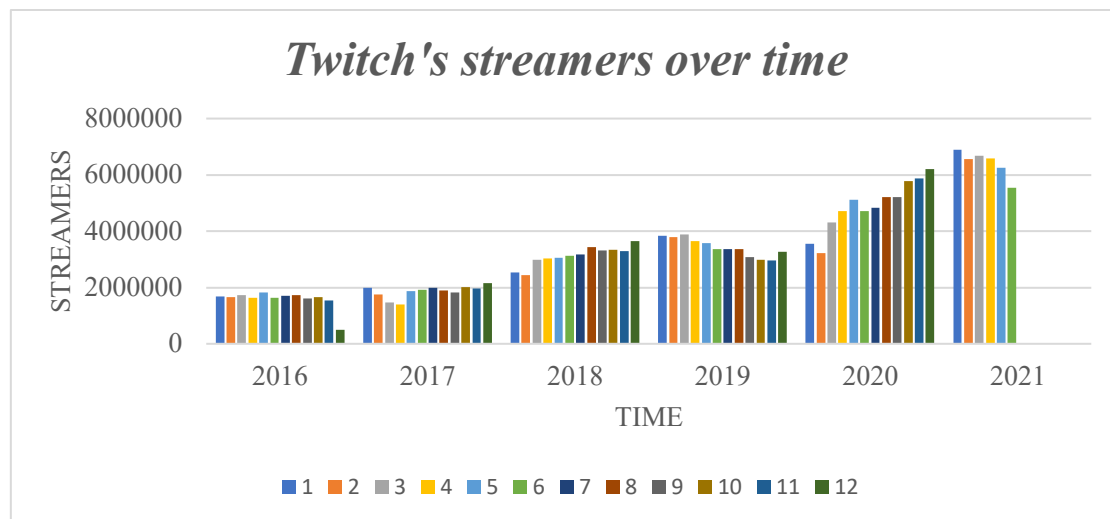


Figura 21: Twitch's streamers over time [38]

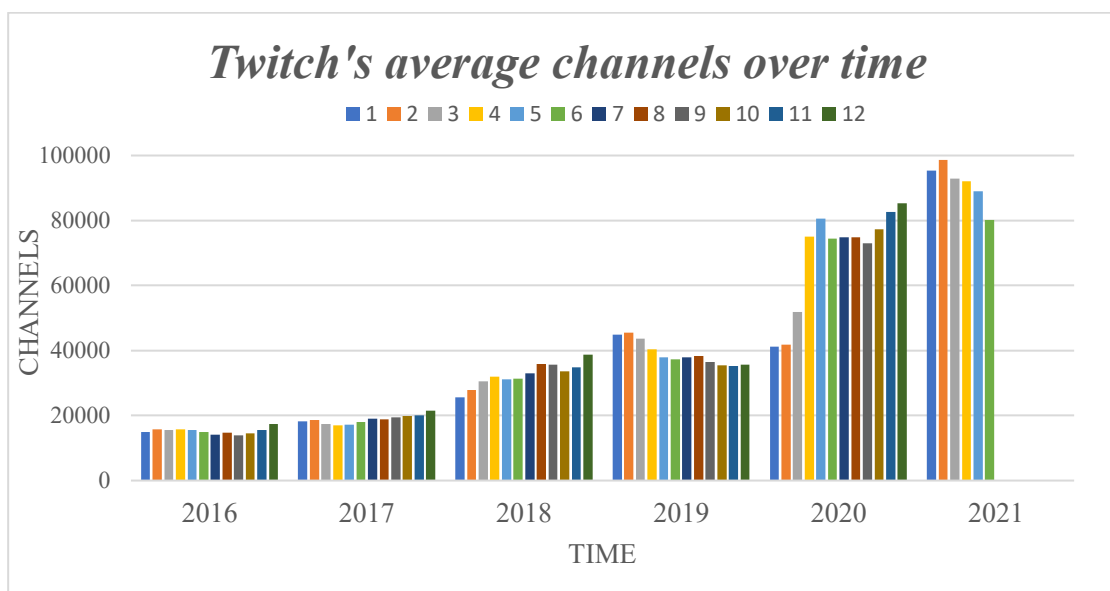


Figura 22: Twitch's average channels over time [38]

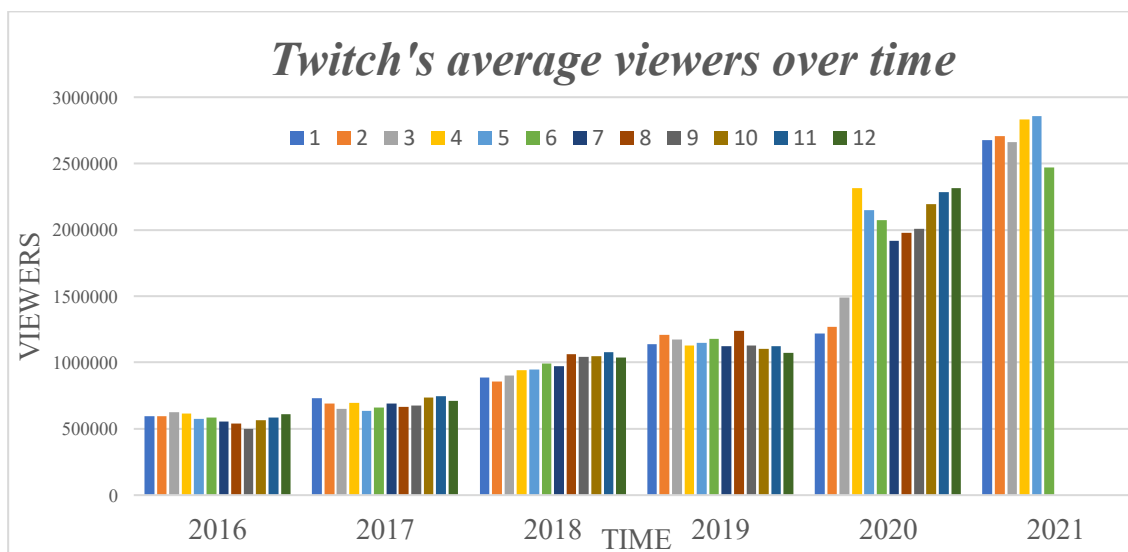


Figura 23: Twitch's average viewers over time [38]

Infine, si evidenzia come tale incremento, nei termini delle grandezze osservate, continui nel 2021. I numeri raggiunti in soli sei mesi promettono valori, a fine anno, più alti di quelli raggiunti nello scorso anno. In particolare, nel giugno di quest'anno è stato registrato il più alto numero di ore guardate sulla piattaforma in un mese pari a 2123620503 ore.

In conclusione, dai grafici, non si individua una particolare relazione fra i mesi e le variabili analizzate.

Prima di procedere ad un'analisi di maggior dettaglio sui giochi, è stato calcolato il coefficiente di correlazione fra le grandezze prese di riferimento. Si osserva, dalla *Tabella 2*, una forte correlazione positiva fra le variabili. Tale risultato non stupisce in quanto era attesa una chiara relazione lineare fra il numero di ore guardate e il numero di ore streammate e lo stesso vale per le altre variabili.

CORRELAZIONE					
	Hours watched	Hours streamed	Avg Channels	Streamers	Avg_viewers
Hours watched	1,00	0,99	0,99	0,97	0,998
Hours_streamed	0,99	1,00	1,00	0,98	0,989
Avg Channels	0,99	1,00	1,00	0,98	0,991
Streamers	0,97	0,98	0,98	1,00	0,966
Avg_viewers	0,998	0,989	0,991	0,966	1

Tabella 2: Correlazione fra le variabili caratterizzanti il dataset [38]

Per quanto concerne un'analisi più accurata sui vari titoli di gioco, in primo luogo, è stato interessante osservare l'evoluzione dei ranking dei vari *games*. In particolare, sui 66 mesi, si è cercato di individuare quale gioco avesse occupato la prima posizione sulla piattaforma in termini di ore guardate, così da individuare delle prime evidenze di successo. Per quasi la metà dei mesi osservati, precisamente per il 47%, *League of Legends* risulta il gioco più guardato su Twitch, seguito da *Fortnite* (24%) e *Just Chatting* (23%). Quest'ultimo, nonostante non sia propriamente un gioco, rientra nel set di dati in

questa categoria. Nelle successive analisi, *Just Chatting* verrà escluso dall'indagine perché irrilevante ai fini del progetto.

Le restanti percentuali fanno capo ad altri quattro giochi che, eccezionalmente, a causa di nuove uscite, aggiornamenti ed eventi, hanno raggiunto la prima posizione.

A titolo esemplificativo, il gioco Apex Legends raggiunge la vetta dei *Top 200 Games per month*, nel febbraio del 2019. Il successo del gioco al momento del rilascio ha catturato l'interesse di molti streamers. Inoltre, con astuzia, l'EA e Respawn, entrambi studi americani di sviluppo di videogiochi, hanno deciso di investire sul nuovo gioco attraverso un torneo con un montepremi in palio di 200000 dollari in palio trasmesso sulla piattaforma viola proprio nel mese di febbraio del 2019. L'evento, *l'Apex Legends Challenge* è stato un successo: oltre 30000 spettatori erano connessi in live streaming per assistere al torneo [39].

La *Figura 24* riassume quanto trovato.

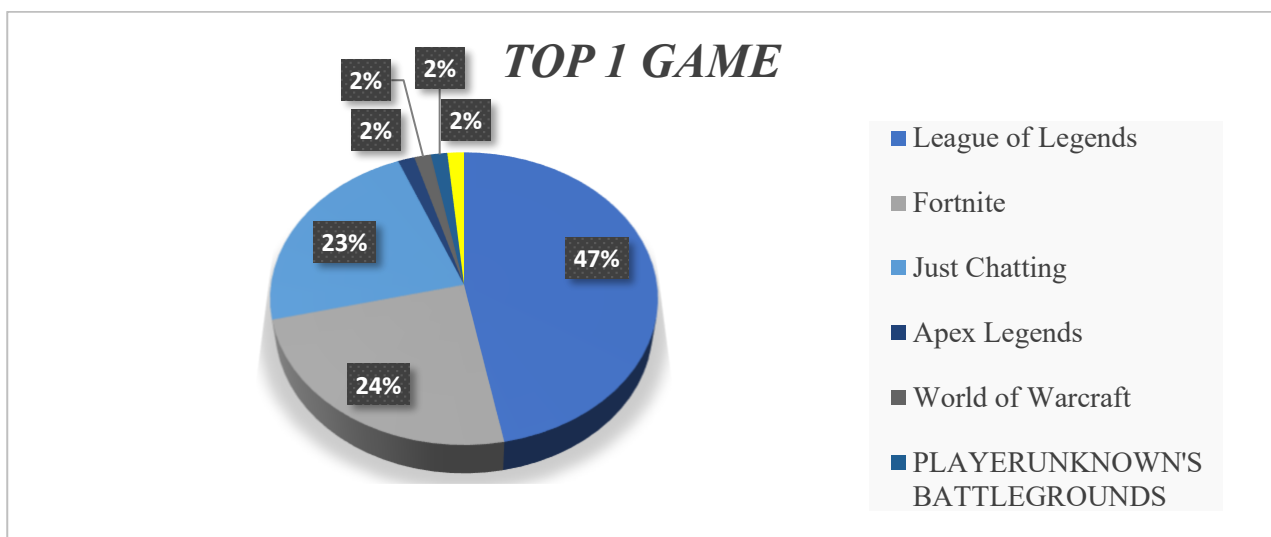


Figura 24: Top 1 Game [38]

La *Figura 25* in basso estende le osservazioni fatte in precedenza ai *Top 20 Games per month*, andando a indagare quali giochi fossero stati per più tempo nella Top 20 nei 66 mesi osservati.

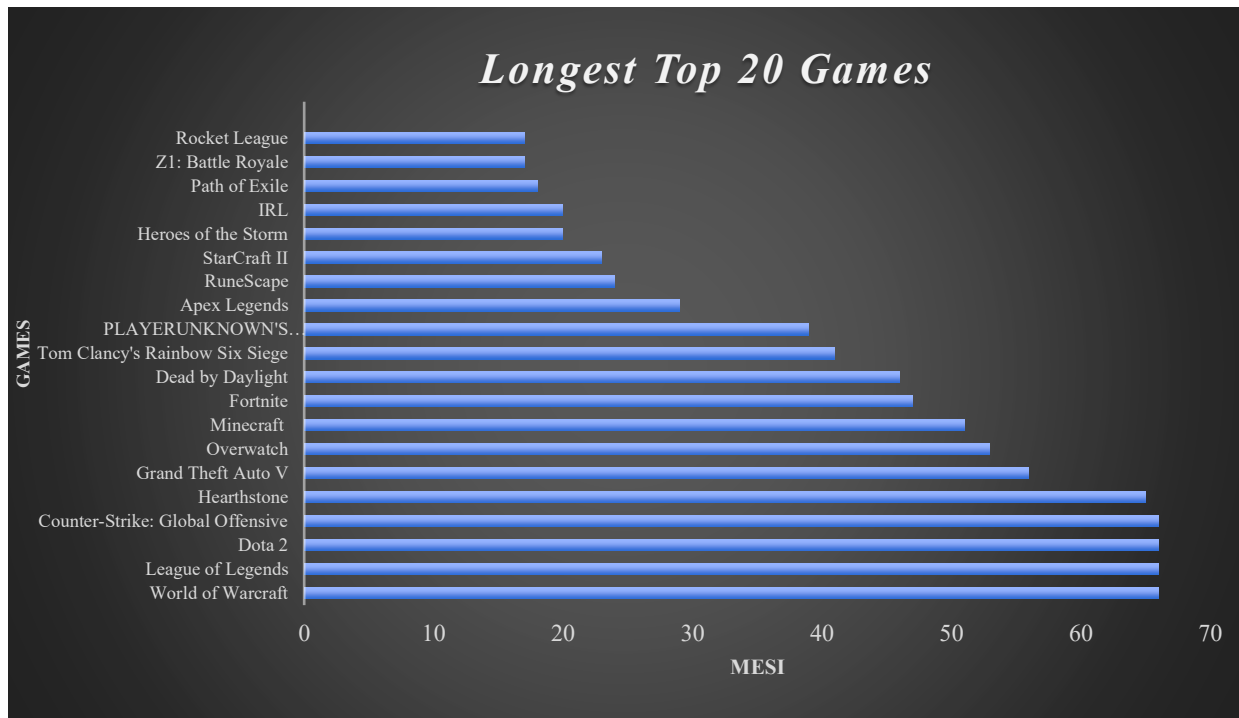


Figura 25: Longest Top 20 Games on Twitch [38]

In particolare, sono stati selezionati i primi 20 giochi che hanno occupato per più mesi la *Top 20*. Quattro sono i giochi che per l'intero periodo sono rimasti nella classifica: *World of Warcraft*, *League of Legends*, *Dota 2* e *Counter-Strike: Global Offensive*. Ognuno di questi titoli rientra nel mondo degli esports games, di cui ogni anno vengono organizzati svariati tornei, trasmessi su Twitch, che appassionano migliaia di fan da tutto il mondo. Altri titoli appaiono nella *Top 20* per meno mesi o a causa di un interesse momentaneo del titolo o semplicemente, come *Fortnite*, poiché pubblicati solo in seguito.

Per farsi un'idea del successo dei vari titoli nel periodo osservato, è stato elaborato un istogramma, mostrato in *Figura 26*, che contiene i primi 20 giochi ordinati, in base alle ore guardate.

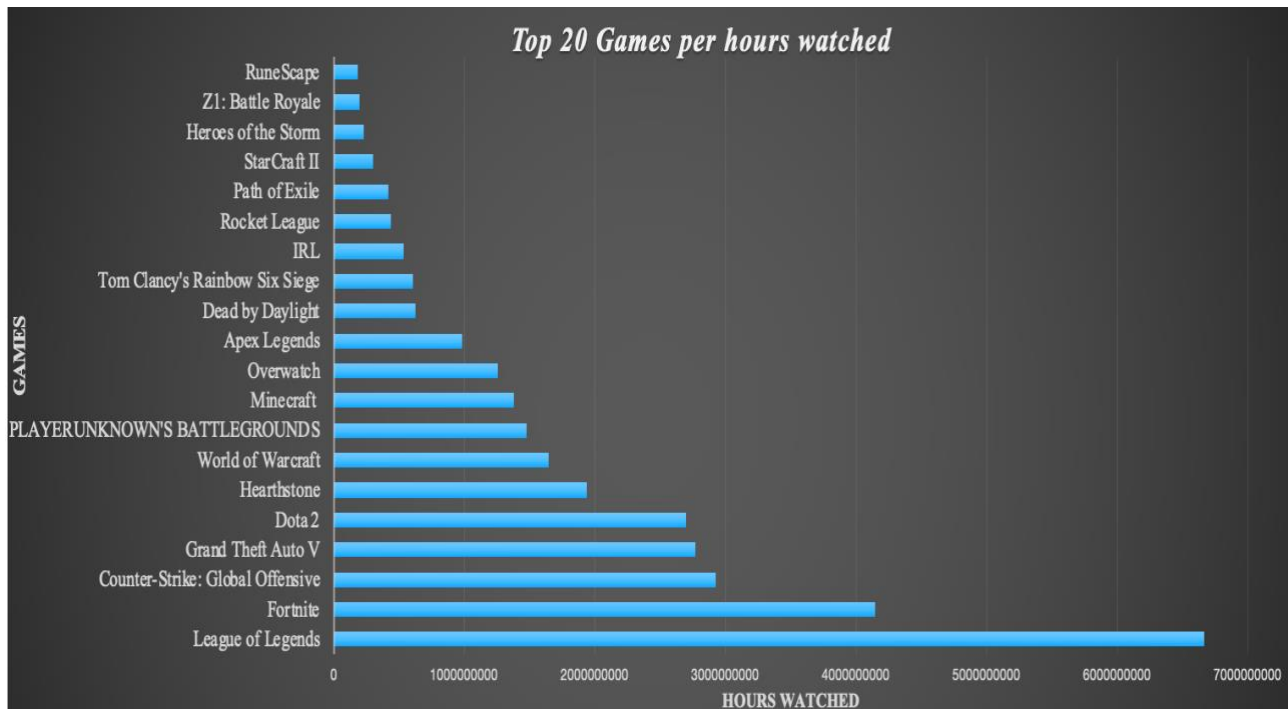


Figura 26: Top 20 Games per hours watched [38]

League of Legends, anche qua, mantiene il primato, per un totale di ore viste pari a 6664611934. *Fortnite*, uscito a luglio del 2017, con più di un anno e mezzo di ritardo rispetto ad altri titoli di gioco, è riuscito a raggiungere ben 4143704994 ore guardate.

Focalizzandosi sui primi cinque, la *Figura 27* mostra l'evoluzione del tempo di tali titoli in termini di ore viste. Tale grafico vuole dare un'idea dell'interesse, dell'hype relativo al titolo nel periodo osservato, se questo sia stato costante o abbia subito dei fluttuamenti.

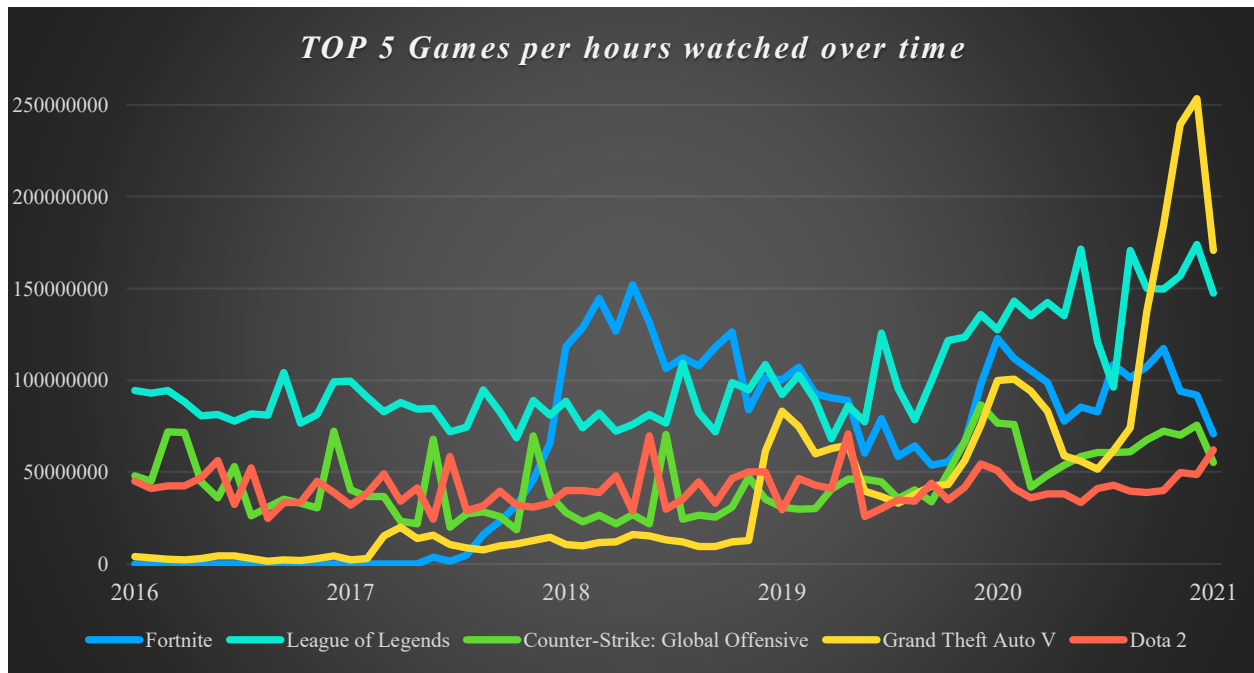


Figura 27: Top 5 Games per hours watched over time [38]

Per quanto concerne *League of Legends*, il titolo mostra un andamento di crescita lineare. *Fortnite* mostra un picco subito dopo la sua apparizione sulla piattaforma per poi decrescere e stabilizzarsi nel tempo. Sia *Counter-Strike: Global Offensive* che *Dota 2* presentano un'evoluzione costante in termini di ore guardate, con picchi in certi periodi dell'anno che riguardano i mesi in cui vengono trasmessi i più famosi eventi di esports relativi ai due titoli. Di particolare interesse è citare il *The International*, tra i più famosi tornei di esports per *Dota 2*, organizzato in agosto, ad eccezione del 2020 che è stato cancellato a causa della pandemia.

Infine, si nota la crescita sorprendente, avvenuta tra la fine del 2020 e del 2021, relativa a *Grand Theft Auto V*. Il gioco è risultato essere il più popolare su Twitch nonostante sia stato pubblicato ben otto anni fa. Questo titolo non rientra, inoltre, nella cerchia degli *esport games*, per cui tale inaspettato successo sulla piattaforma si pensa sia dovuto ad un nuovo aggiornamento che ha contribuito significativamente a raggiungere questo balzo di popolarità [40].

La Figura 28 mostra l'incidenza dei 5 giochi discussi sul numero totale di contenuti guardati su Twitch nel periodo d'osservazione. Come si evince essi rappresentano quasi il 45 % dei contenuti guardati nel 2016, per poi ridursi nel 2021 a poco più del 30 %.

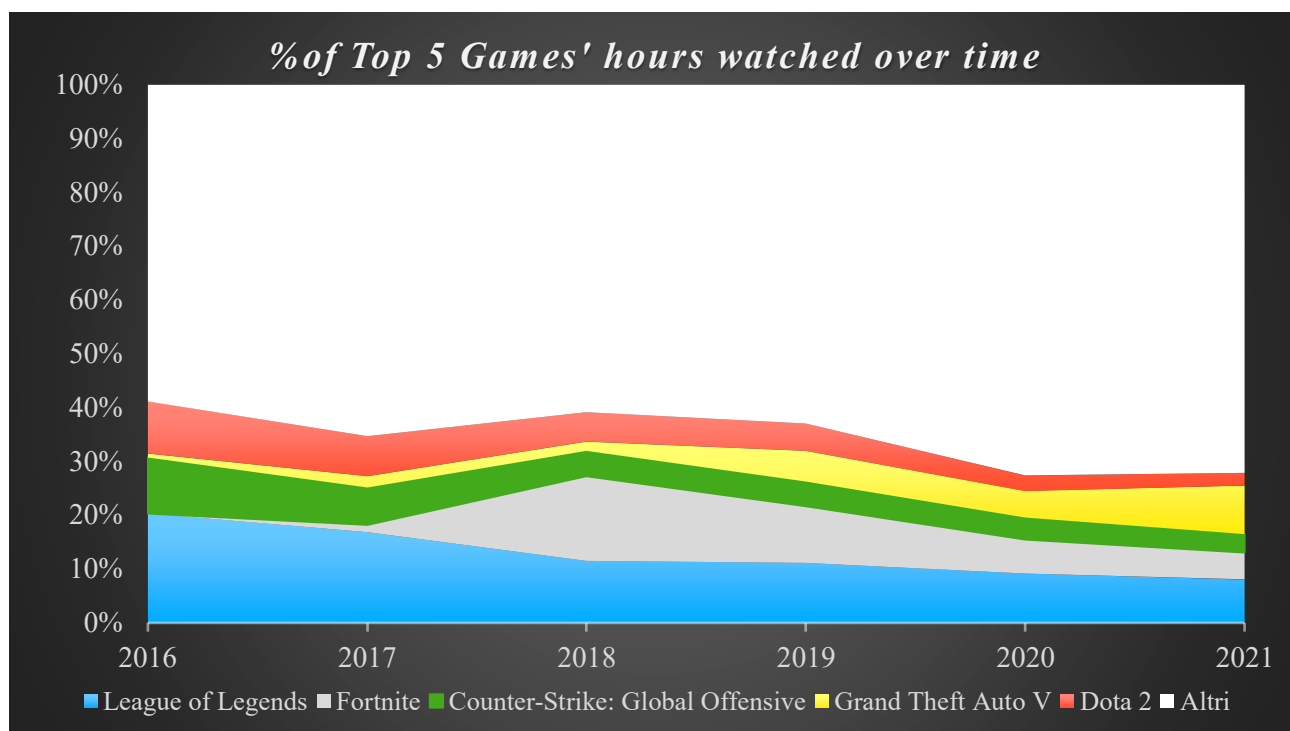


Figura 28: % of Top 5 Games' hours watched over time [38]

Come conclusione a questa analisi sulla variabile relativa alle ore guardate sulla piattaforma, è lecito chiedersi quale sia stato il titolo più visto dal 2016 ad oggi. A tal fine, la Tabella 3 sottostante racchiude i primi 10 giochi più visti.

GAME	MONTH	YEAR	HOURS
VALORANT	4	2020	344551979
Grand Theft Auto V	5	2021	253419456
Grand Theft Auto V	4	2021	239438984
Rust	1	2021	190468488
Grand Theft Auto V	3	2021	184577838
League of Legends	5	2021	174012672
League of Legends	10	2020	171613067
League of Legends	1	2021	170781975
Grand Theft Auto V	6	2021	170602312
League of Legends	4	2021	156994170
Fortnite	7	2018	152086231

Tabella 3: Top 10 moment most watched [38]

Rispetto ai più comuni titoli già citati in questo lavoro, si leggono due nuovi nomi: *Valorant* e *Rust*. In particolare, il primo titolo citato infrange il record del gioco più visto sulla piattaforma in un mese. Tale successo è spiegato per il primo, dall'uscita della versione beta del gioco, per il secondo grazie all'apertura di un server ai maggiori streamer internazionali [41].

Considerando la variabile relative al numero di streamer, i risultati ottenuti sono racchiusi in *Figura 29* e *30*.

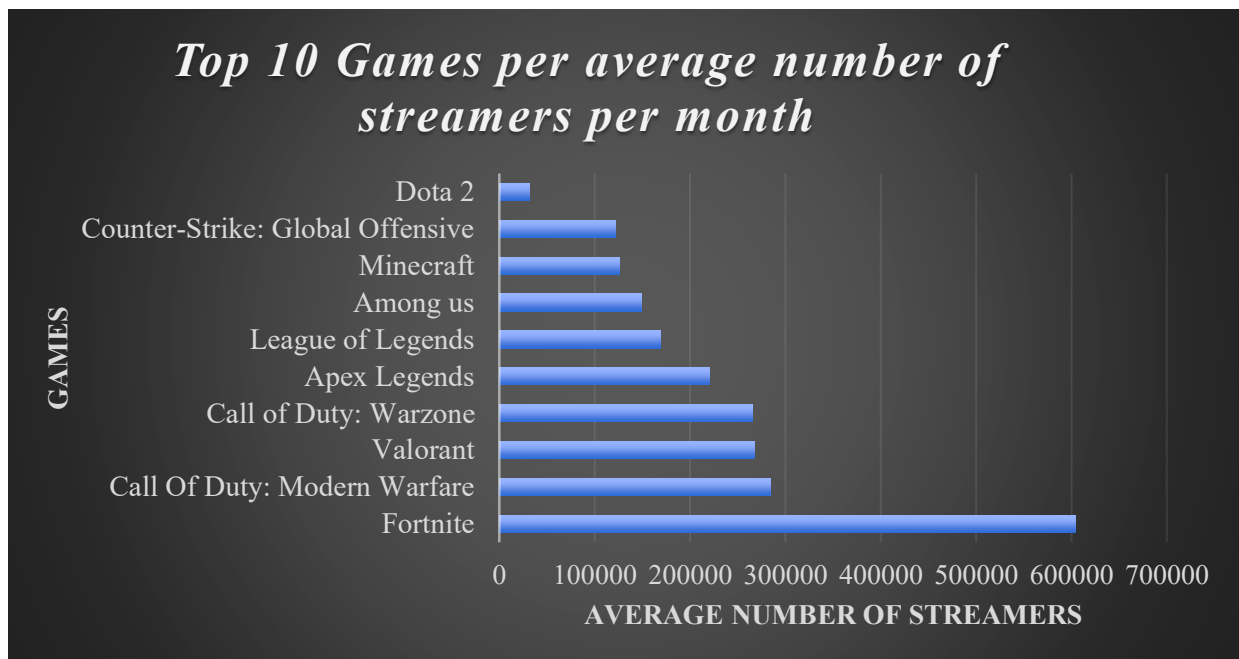


Figura 29: Top 10 Games per average number of streamers per month [38]

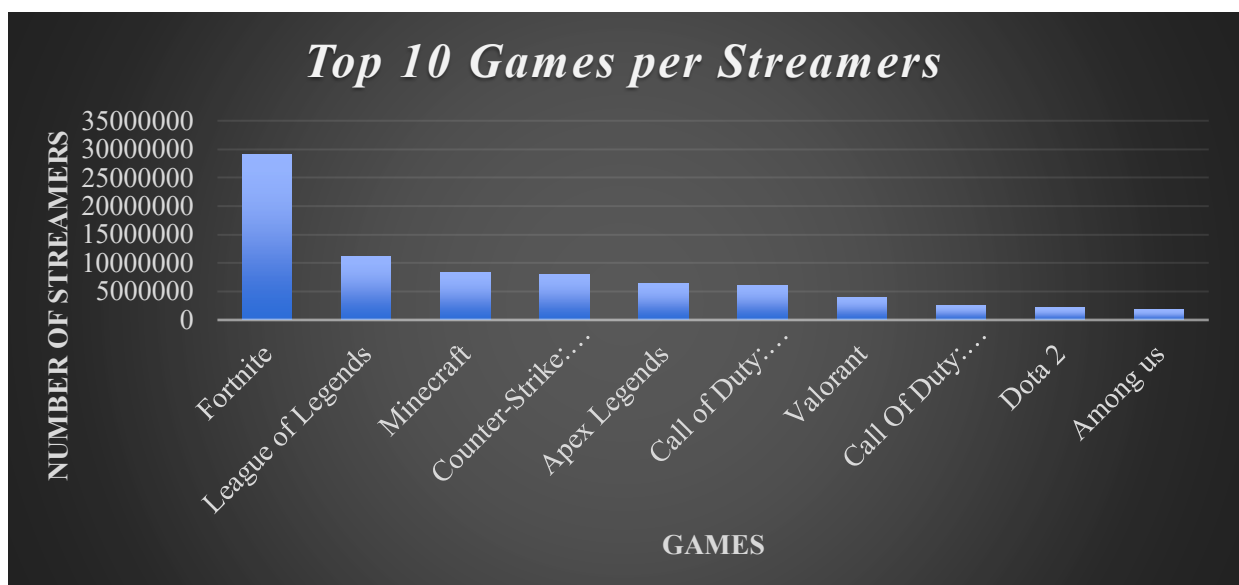


Figura 30: Top 10 Games per Streamers [38]

Il primo grafico mostra i *Top 10 Games* con un più alto numero medio di streamers. Tale valore medio è calcolato in base al numero di mesi in cui il gioco è presente nelle classifiche dei *Top 200*. Il secondo, invece, ordina i giochi in base al numero totali di streamers.

Risulta evidente come, in questa analisi, *Fortnite* abbia la meglio. I numeri così alti raggiunti sono accompagnati dal fatto che i streamer del gioco risultano essere ad oggi fra i più pagati. A titolo esemplificativo, Richard Tyler Blevins, in arte “Ninja”, tra i più famosi e pagati streamers su Twitch, ha proprio iniziato a realizzare contenuti in live streaming e a partecipare in numerosi tornei di esport proprio relativi a *Fortnite*.

In conclusione, si è scelto di focalizzare l’attenzione, per un’analisi di maggiore dettaglio, su un gioco: *League of Legends*. La scelta è dettata dal fatto che il titolo, sino ad oggi, sia tra i più popolari sulla piattaforma, detenendo numeri da record. Nonostante sia stato pubblicato nel lontano 2009, il gioco conta nel 2021 ancora più di 150 milioni di giocatori attivi al mese [42].

League of Legends è un videogioco online, per Microsoft Windows e macOS, del genere *Multiplayer Online Battle Arena* (MOBA), sviluppato e pubblicato dalla società statunitense Riot Games. Nel gioco, ogni giocatore è soprannominato *Evocatore* e controlla un personaggio dotato di particolari skill, detto *Campione*. Come per ogni gioco appartenente al genere MOBA, l’obiettivo principale è percorrere il campo di gioco fino ad arrivare alla struttura avversaria per distruggerla.

Tale titolo, inoltre, appartiene ai più famosi esport games di tutti i tempi. Riot Games organizza tornei in tutto il mondo divisi per regioni e poi trasmessi su Twitch. Tali campionati regionali, alla fine, confluiscono in un grande campionato mondiale che permette di vincere una coppa di 32 kg, la *Summoner’s Cup*, ed un premio pari a 1 milione di dollari [43].

Analizzando il successo del gioco su Twitch, si evidenzia, in *Figura 31*, che in tutto il periodo d’interesse esso rimanga sempre nella top 3 dei titoli più popolari.

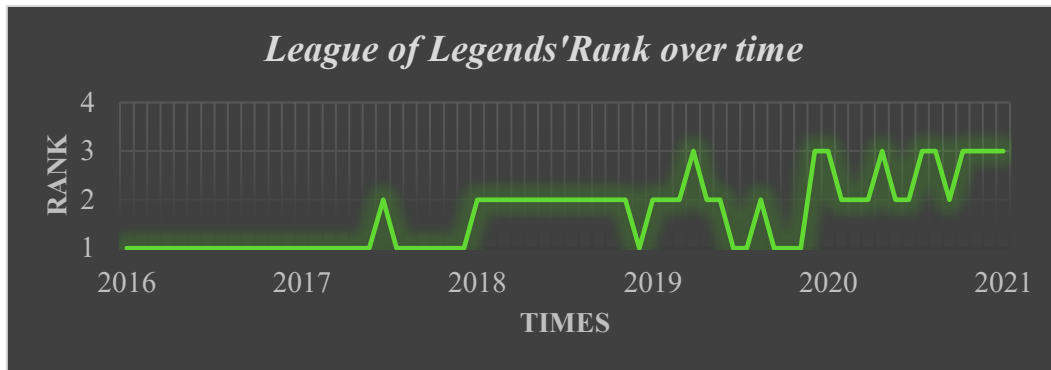


Figura 31: League of Legends'Rank over time on Top 200 lists [38]

Come accennato sopra, sia in termini di ore guardate che in termini di ore streammate, *League of Legends* manifesta un trend di crescita pressoché lineare, accelerata nell'ultimo anno e mezzo verosimilmente a causa della pandemia, quasi a suggerire come la popolarità del gioco, dell'attenzione che questo crea e la forte community ad esso correlata sia sempre crescente.

Relativamente alle ore guardate, si nota come il picco sia stato raggiunto ad ottobre del 2020, nel mese in cui è stato trasmesso il torneo mondiale. Quest'ultimo ha battuto il precedente record detenuto dal torneo *The International* di *Dota 2*, divenendo l'evento esport più visto, raggiungendo complessivamente 139.8 milioni di ore viste [44].

In *Figura 32* e *33* sono mostrati rispettivamente l'andamento in termini di ore guardate e ore streammate.

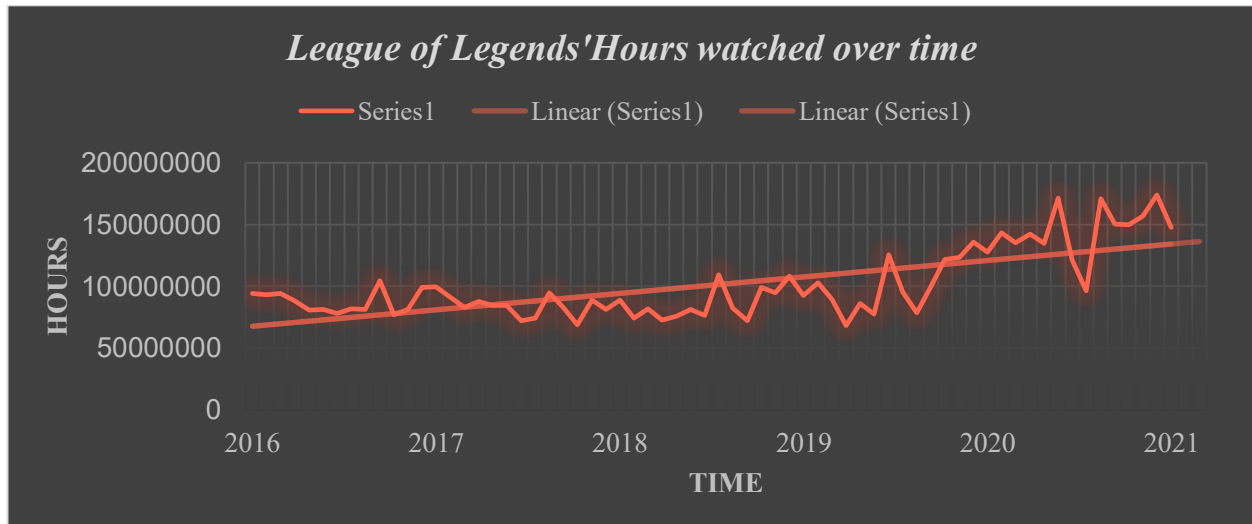


Figura 32: League of Legends' Hours watched over time [38]

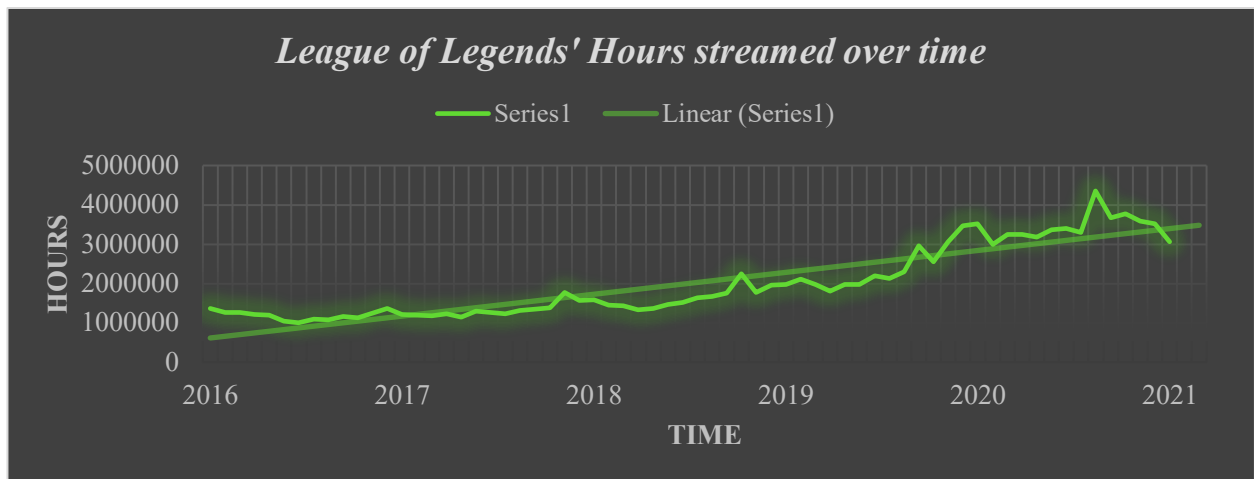


Figura 33: League of Legends' Hours streamed over time [38]

Per quanto concerne il numero di streamer e il numero medio di canali, anche per queste variabili, si osserva un'evoluzione quasi lineare per poi subire una forte crescita nell'ultimo anno e mezzo, come mostrato in *Figura 34 e 35*.

Per entrambi le variabili si registra un picco nel mese di gennaio del 2021 che può essere spiegato sia a causa della pandemia, sia all'apertura della nuova stagione del gioco o dovuto al fatto che nel mese di gennaio riprendono i campionati regionali professionali che coinvolgono di anno in anno sempre più aree e dunque più streamer e canali per la trasmissione o per commenti post evento.

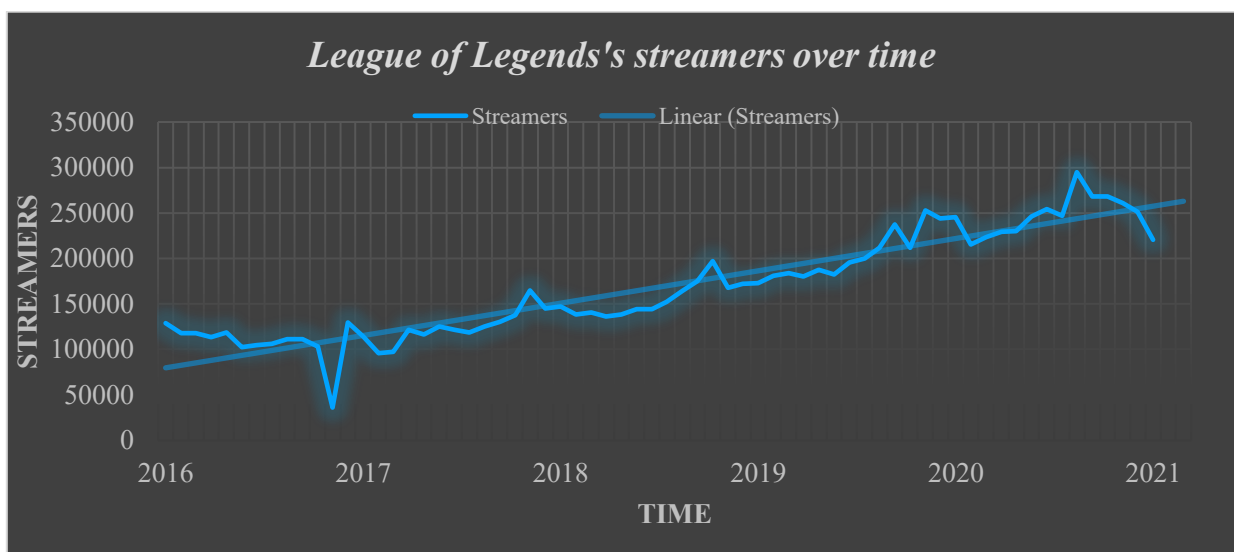


Figura 34: League of Legends's streamers over time [38]

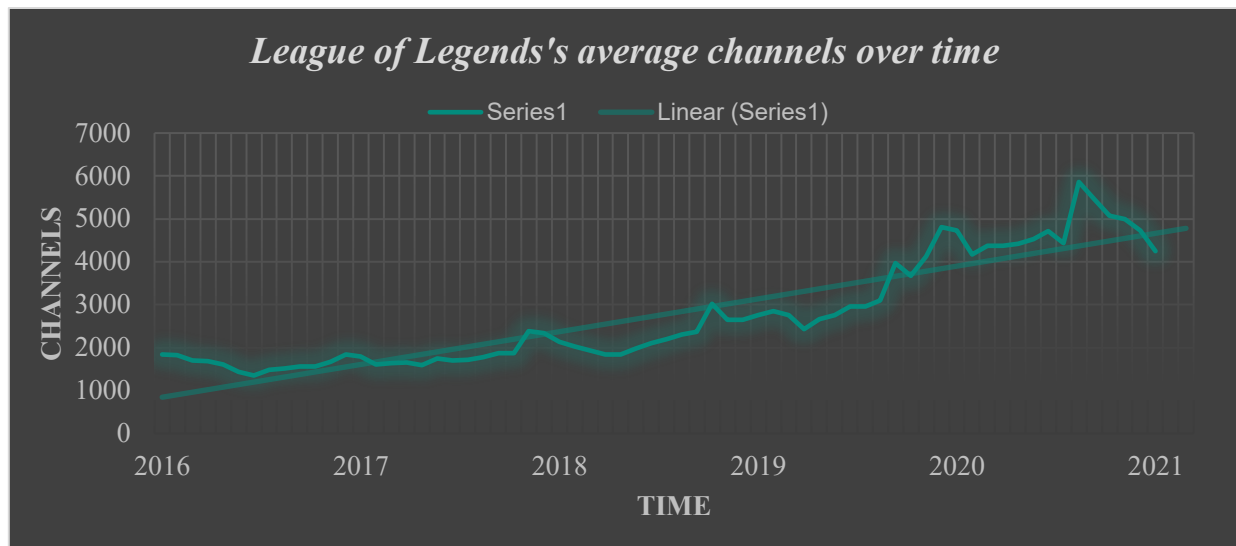


Figura 35: League of Legends's average channels over time [38]

3.1.1 Game's prize pools dataset

Il dataset originario comprende un resoconto dell'ammontare dei montepremi, del numero di tornei organizzati e del numero di giocatori coinvolti per gli eventi esport e non, mese dopo mese, dal 1998 a luglio 2021. A causa di incompletezze evidenziate nelle prime istanze e con l'ottica di combinare tale dataset con quello analizzato nel paragrafo precedente, l'intervallo di osservazione è stato ridotto. In particolare, il periodo considerato, ha inizio nel gennaio del 2016 e si conclude nel luglio del 2021.

I giochi, per ogni mese, sono stati ordinati in base all'ammontare totale di montepremi messo in gioco.

La *Tabella 4*, sotto riportata, riassume tutte le voci presenti nel dataset per ogni gioco. In seguito, la *Figura 36* è rappresentativa del database utilizzato.

<i>GAME</i>	Identifica il titolo
<i>EARNINGS</i>	Identifica l'ammontare del montepremi
<i>PLAYERS</i>	Identifica il numero di giocatori coinvolti
<i>TOURNAMENTS</i>	Identifica il numero di tornei organizzati
<i>YEAR</i>	Identifica l'anno di riferimento
<i>MONTH</i>	Identifica il mese di riferimento
<i>GENRE</i>	Identifica il genere a cui appartiene il gioco

Tabella 4: Descrizione del dataset "Esport's earnings" [38]

GAME	EARNINGS	PLAYERS	TOURNAMENTS	Year	MONTH	GENRE
SMITE	1175000,00	90	2	2016	1	Multiplayer Online
Dota 2	684021,02	196	14	2016	1	Multiplayer Online
Counter-Strike: Global Offensive	678724,84	625	66	2016	1	First-Person
Hearthstone	302580,64	93	9	2016	1	Collectible Card
Heroes of the Storm	201829,09	113	13	2016	1	Multiplayer Online

Figura 36: Rappresentazione di una porzione del database [38]

Nel secondo decennio del ventunesimo secolo, lo sviluppo dello streaming online ha contribuito significativamente ad accrescere la popolarità degli esport. La piattaforma di streaming online Twitch fu promotrice e principale fornitore di tali eventi competitivi. Infatti, quest'ultima garantisce la visione dei tornei in maniera totalmente gratuita. Per avere maggior contezza di come l'industria dell'esport è in crescita, basti pensare che *SuperData*, tra le più accreditate aziende di *data analytics*, riportò che nel 2016 il mercato di tali giochi competitivi valeva 892 milioni di dollari [45]. I montepremi, nel corso del tempo, hanno presentato una crescita piuttosto evidente, rallentata solo negli ultimi due anni a causa della pandemia che ha bloccato l'organizzazione dei principali tornei. La *Figura 37* rappresenta l'evoluzione del valore totale dei montepremi dal 2016 a luglio 2021.



Figura 37: Total Earnings per year [38]

Entrando nel vivo dell'analisi, i dieci titoli di gioco che presentano il più alto valore di "earnings" nel periodo osservato sono mostrati in *Figura 38*.

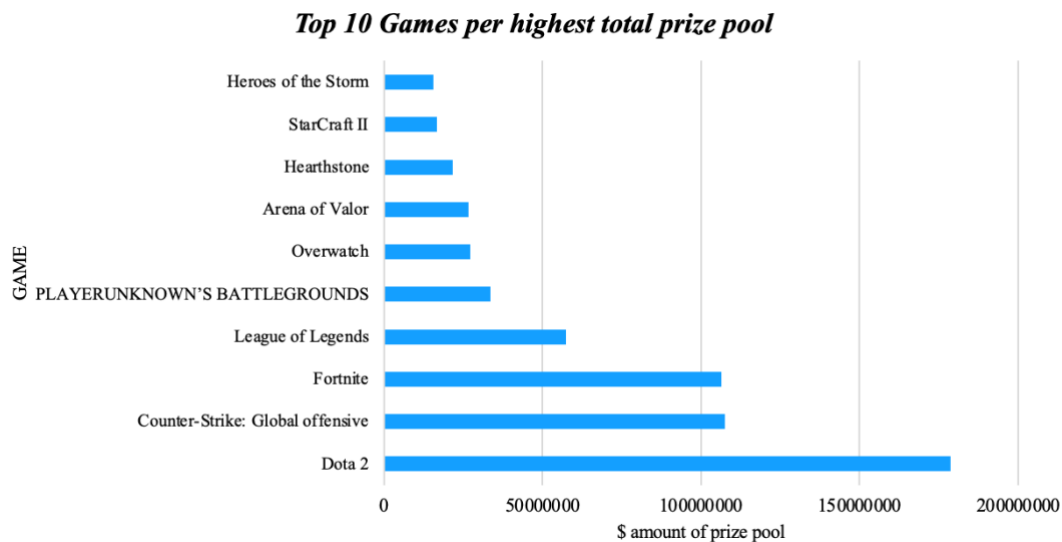


Figura 38: Top 10 Games per highest prize pool [38]

Nella *top 10*, senza molta sorpresa, i titoli di gioco con un più alto montepremi raggiunto sono anche quelli di maggior successo e i più seguiti su Twitch. Appare sicuramente rilevante l'alto valore raggiunto dal gioco *Dota 2*, che con il suo torneo ufficiale organizzato da Valve (sviluppatore del gioco), *The International*, ha battuto ogni record in termini di più alto ammontare di montepremi per un singolo torneo di esport.

Di particolare interesse, inoltre, è notare, come si evince in *Figura 39*, che più del 50% dell'ammontare dei montepremi è concentrato nei primi 5 titoli di gioco e circa il 75% considerando i primi 10, mostrati sopra.

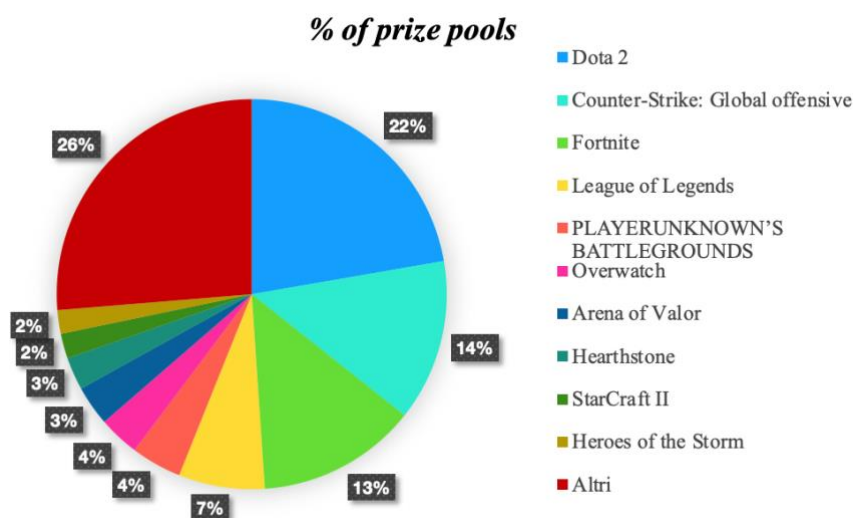


Figura 39: % of prize pools [38]

Si focalizzi ora l'attenzione sui *top 5* giochi esport e si analizzi come il valore dei montepremi sia distribuito lungo il periodo di osservazione.

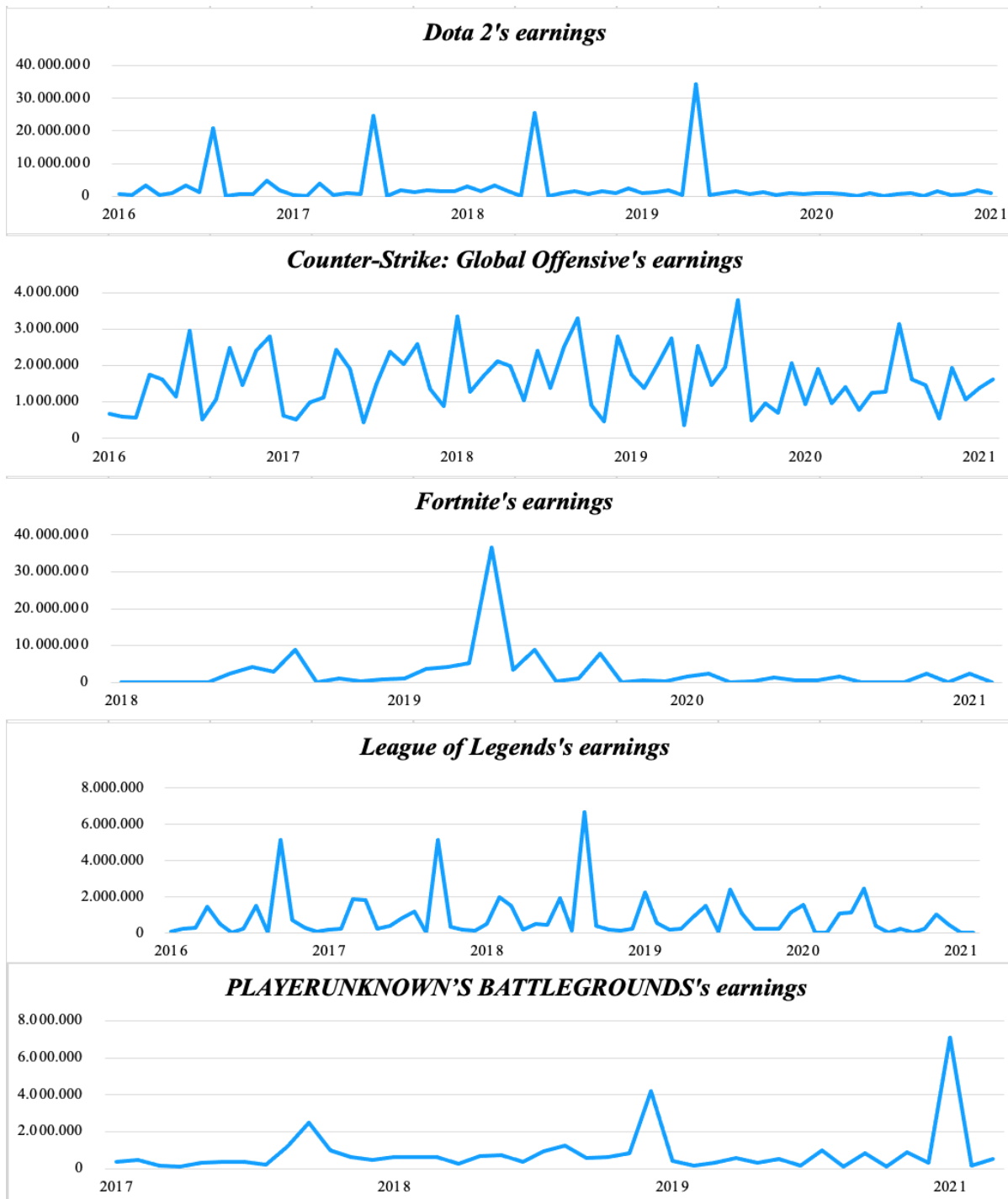


Figura 40: Top 5 Games'earnings over time [38]

Dalla *Figura 40* in alto, si evidenzia come lungo il periodo, il montepremi, nei vari giochi, sia distribuito in maniera ciclica. In particolare, per ogni gioco vengono raggiunti dei picchi in quei mesi in cui si disputa il torneo principale.

A tal proposito, analizzando i vari mesi singolarmente, come mostrato in *Figura 41*, si nota come il mese in cui, in media, si registra il valore più alto per il montepremi è agosto. Infatti, la maggior parte dei grandi tornei ha ed ha avuto luogo nel mese estivo. A titolo esemplificativo, sia la *World Champions* di *League of Legends* che il *The International* di *Dota 2* si svolgono annualmente nel mese di agosto.

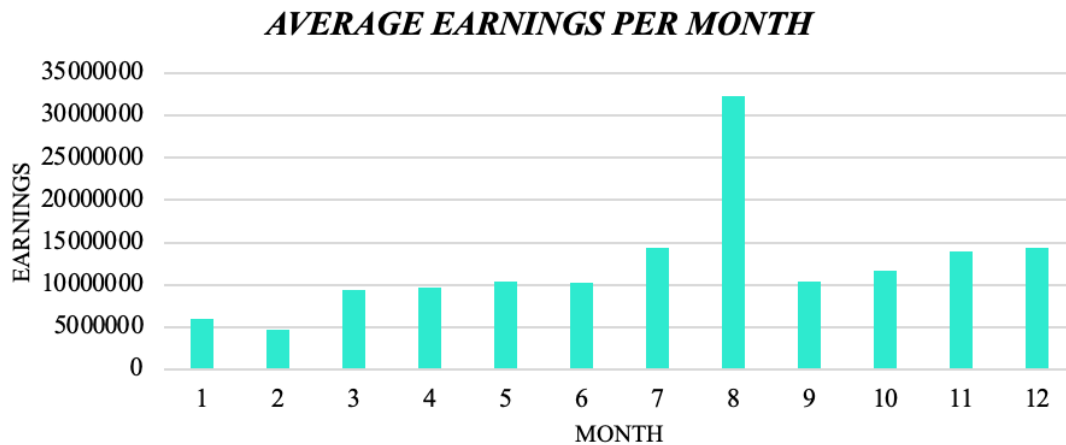


Figura 41: Average Earnings per month [38]

Nel dataset, l'altra variabile d'interesse, ai fini dell'indagine, è il numero di tornei organizzati che includono sia tornei disputati in luoghi fisici che totalmente online. Uno sguardo al numero di tornei organizzati per anno, in *Figura 42*, evidenzia come nel 2019 sia stato raggiunto il numero più alto di tornei disputati. Questo testimonia, ulteriormente, come nell'anno che ha preceduto la pandemia vi sia stato un vero e proprio boom nell'industria degli esport.



Figura 42: Total Tournaments per year [38]

Uno zoom sul numero di tornei organizzati per mese, nel periodo di osservazione, in *Figura 43*, mostra come, al contrario del montepremi, il numero di tornei organizzati nei mesi estivi decresce. Questo potrebbe essere dovuto al fatto che per la maggior parte dei titoli esport, i principali tornei o le finali dei più importanti eventi sono disputate proprio nei mesi estivi. Pertanto, gli organizzatori di tornei minori sono consapevoli che l'attenzione dei fan è concentrata verso i grandi eventi e preferiscono organizzarli in altri periodi dell'anno.

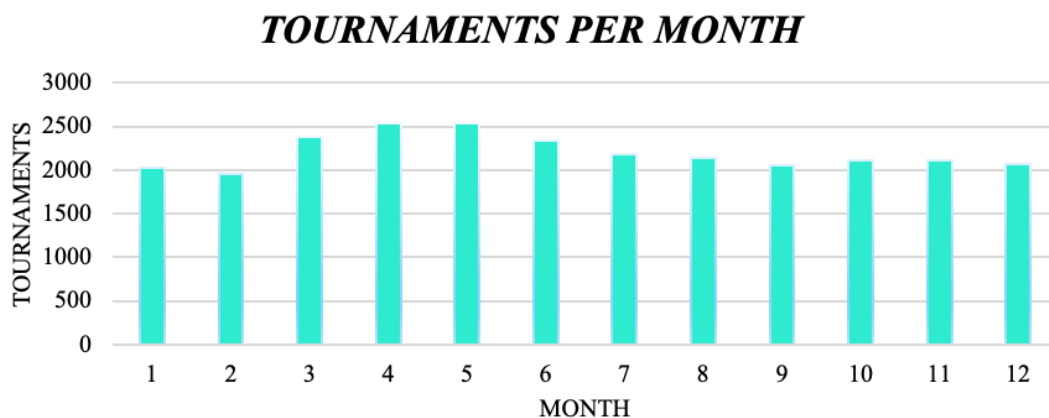


Figura 43: Tournaments per month [38]

Per quanto concerne i vari titoli di giochi, la top 10 dei giochi con più tornei organizzati è presentata in basso, in *Figura 44*. Sembrerebbe, a parte qualche eccezione, che tale variabile non sia altamente correlata col successo del gioco. Infatti, oltre ai classici titoli, compaiono, anche, dei giochi meno conosciuti e poco trattati sia in questa analisi che in quella svolta nel paragrafo precedente.

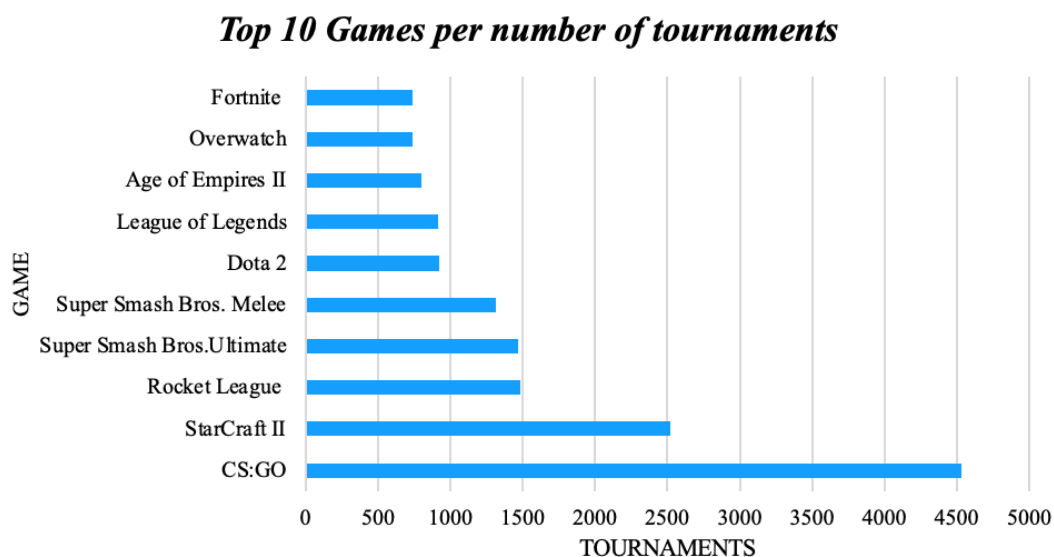


Figura 44: Top 10 Games per number of tournaments [38]

Gli *esport* sono generalmente organizzati in diverse categorie. Quelle incluse nel dataset sono le seguenti: *Multiplayer Online Battle Arenas (MOBA)*; *First-Person Shooters*; *Battle Royale*; *Strategy*; *Collectible Card Games*; *Fighting Game*, *Racing*; *Third-Person Shooters*; *Sports games*; *Role-playing Game* e *Puzzle Game*.

La *Figura 45* rappresenta la distribuzione dei montepremi in base al genere.

La categoria *MOBA*, che include titoli come *League of Legends* e *Dota 2*, rappresenta il 36% del totale dei montepremi; a seguire la categoria *First-Person Shooter* per il 27%, *Counter-Strike: Global Offensive* rientra in questo genere ed infine, l'altra quota rilevante è detenuta dalla categoria *Battle Royale*, a cui appartengono titoli come *Fortnite* e *PLAYERUNKNOWN'S BATTLEGROUNDS*. Si sottolinea come il successo di queste categorie coincida col fatto che, rispetto alle altre, i giochi che vi appartengono sono stati progettati come degli *esport games* e non adattati, come ad esempio i giochi che rientrano nella categoria *Sports* (ad esempio la serie *FIFA*).

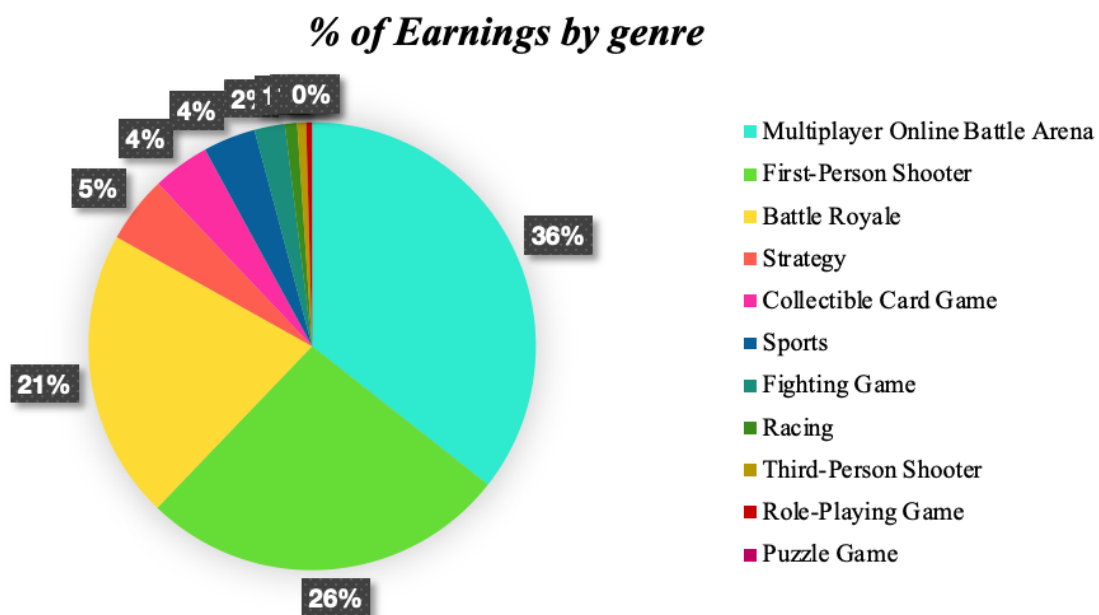


Figura 45: % Earnings by genre [38]

Se si considera la stessa distribuzione ma tenendo conto del numero di titoli appartenente ad ogni categoria, la situazione è mostrata in *Figura 46*. Si evidenzia un'alta concentrazione nelle categorie *First-Person Shooter*, *Fighting Game*, *Racing* e *Sports*. Probabilmente, è dovuto al fatto che i giochi di queste categorie sono spesso soggetti a nuove edizioni rilasciate frequentemente.

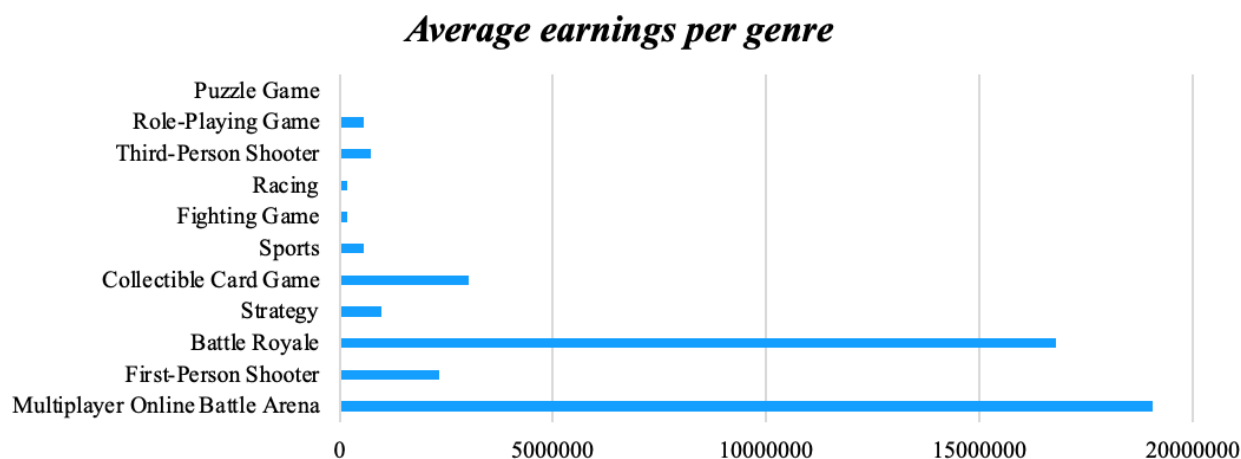


Figura 46: Average earnings per genre [38]

Infine, si concludono queste analisi prendendo in considerazione la variabile *players* che identifica il numero di giocatori coinvolti nei vari tornei.

Osservando la *Figura 47*, in cui è presente la *top 10* dei giochi per numero totale di giocatori coinvolti, si evince come in cima alla classifica appaiano maggiormente giochi di squadra o titoli appartenenti al genere *Battle Royale* che ammette la partecipazione di un massimo di 100 giocatori.

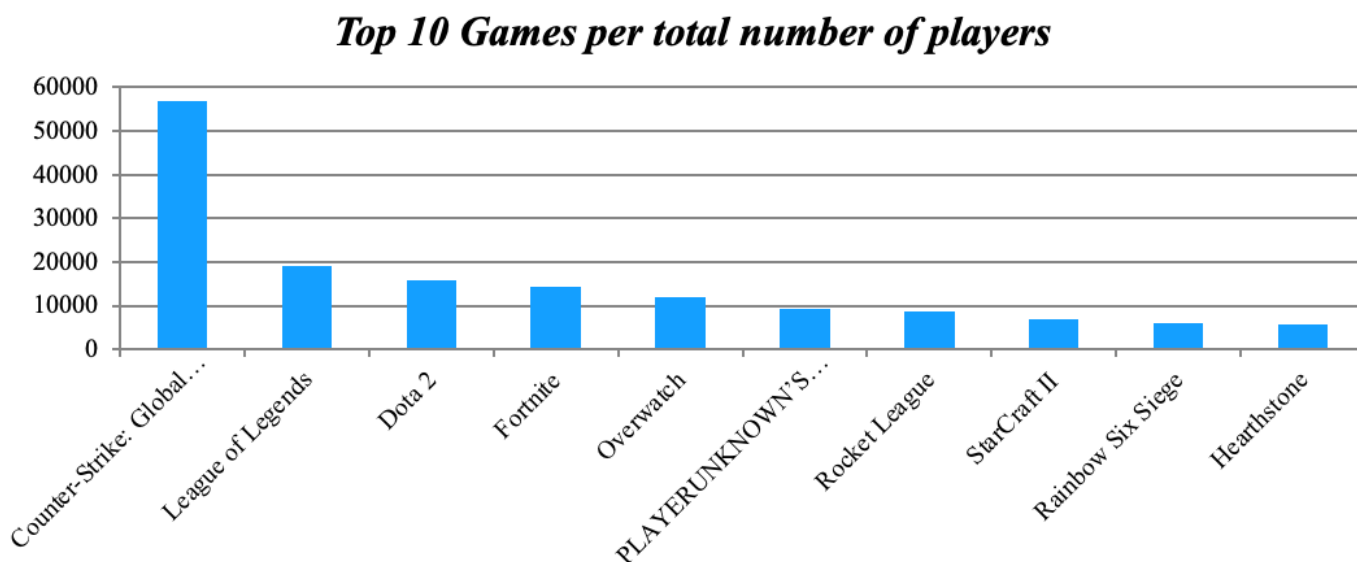


Figura 47: Top 10 Games per total number of players [38]

3.1.3 Combined dataset

Il terzo dataset nasce dalla combinazione dei due discussi nei paragrafi precedenti. L'idea alla base è quella di poter aver un unico insieme di dati che includa le informazioni relativi ai vari titoli in termini sia di visualizzazioni sulla piattaforma Twitch che di montepremi e numero di tornei organizzati. I dati combinati, in particolare, fanno riferimento ad una finestra di osservazione che va da gennaio 2016 a dicembre 2020.

L'operazione di merge, ottenuta grazie all'aiuto del software di statistica *Stata* che, tramite il comando *merge*, ha dato vita ad un dataset con 12000 records, di cui 1346 con una combinazione perfetta.

All'interno, i vari titoli di gioco sono ordinati cronologicamente, in base all'anno e al mese, e in base al *rank* ottenuto sulla piattaforma Twitch in termini di ore visualizzate.

La *Tabella 5* indica tutte le voci incluse nel dataset e la successiva *Figura 48* ne mostra uno scorcio.

Tabella 5: Voci del dataset

<i>RANK</i>	Posizione del gioco nella <i>top 200 per month</i> su Twitch
<i>GAME</i>	Titolo del gioco
<i>MONTH</i>	Mese
<i>YEAR</i>	Anno
<i>HOURS WATCHED</i>	Ammontare di ore viste
<i>HOURS STREAMED</i>	Ammontare di ore guardate
<i>STREAMERS</i>	Numero di streamers
<i>AVERAGE VIEWERS</i>	Numero medio di visualizzatori
<i>AVERAGE CHANNELS</i>	Numero medio di canali presenti
<i>EARNINGS</i>	Ammontare dei montepremi
<i>PLAYERS</i>	Numero di giocatori nei tornei
<i>TOURNAMENTS</i>	Numero di tornei organizzati
<i>GENRE</i>	Categoria del gioco
<i>DUMMYESPORT</i>	Variabile dicotomica: 1 se il titolo è un esport, altrimenti 0

Rank	Game	Month	Year	Hours_watched	Hours_Streamed	Streamers	Avg_viewer	Avg_channel	Earnings	Players	Tournament	Genre
1	League of Legends	1	2016	94377226	1362044	129172	127021	1833	50025,02	40	5	Multiplayer Online Battle Arena
2	Counter-Strike: Global Offensive	1	2016	47832863	830105	120849	64378	1117	678724,84	625	66	First-Person Shooter
3	Dota 2	1	2016	45185893	433397	44074	60815	583	684021,02	196	14	Multiplayer Online Battle Arena
4	Hearthstone	1	2016	39936159	235903	36170	53749	317	302580,64	93	9	Collectible Card Game
5	Call of Duty: Black Ops III	1	2016	16153057	1151578	214054	21740	1549	7516,92	36	9	First-Person Shooter

Figura 48: Rappresentazione del database

Il numero di titoli di gioco esport ottenuti dall'unione dei due dataset è pari a 106. *League of Legends*, *Dota 2*, *Counter Strike: Global Offensive*, *Rocket League* e *Starcraft II* sono i titoli di gioco più presenti nel database. Essi appaiono per ogni mese del periodo di osservazione e dunque per un totale di 60 mesi. Ciò va ad individuare che per i 60 mesi, esiste una combinazione fra l'uso di Twitch e l'organizzazione di tornei relativi al gioco. Qualora non esistesse una corrispondenza, nel mese e dell'anno, fra il titolo esport su Twitch e le variabili relative ai tornei, quest'ultime, di default, verranno poste a 0.

Data l'alta correlazione fra le variabili che caratterizzano il gioco su Twitch, in queste analisi ne verrà esaminata esclusivamente una: il numero di ore guardate per titolo mensilmente. Per quanto riguarda i tornei, verranno presi di riferimento sia il valore dei montepremi che il numero di tornei organizzati.

Da un punto di vista aggregato, se si considera l'intero intervallo, da gennaio 2016 a dicembre 2020, la situazione osservata è riassunta nei grafici in *Figura 49*.

Fino al 2019, l'andamento delle ore visualizzate su Twitch e dell'ammontare dei montepremi segue uno stesso trend di crescita positivo; il numero di tornei, invece, mantiene pressoché un valore costante. Nel 2020 si osservano delle alterazioni. Se da una parte, il numero di ore guardate aumenta vertiginosamente, giungendo ad un valore pari a 7024198252 ore visualizzate per il totale dei titoli di gioco, segnando una crescita del 46% rispetto all'anno precedente; dall'altra parte, il valore dei montepremi, così come quello dei tornei organizzati, subisce un forte crollo. La decrescita registrata è del 62% rispetto al fortunato anno 2019, in cui, invece, è stato raggiunto l'ammontare più alto di *earnings* mai registrato, pari a 195287558 dollari.

A tal proposito, sorge spontaneo chiedersi quale sia stata la causa di ciò che ha portato alle due variabili ad assumere un andamento opposto.

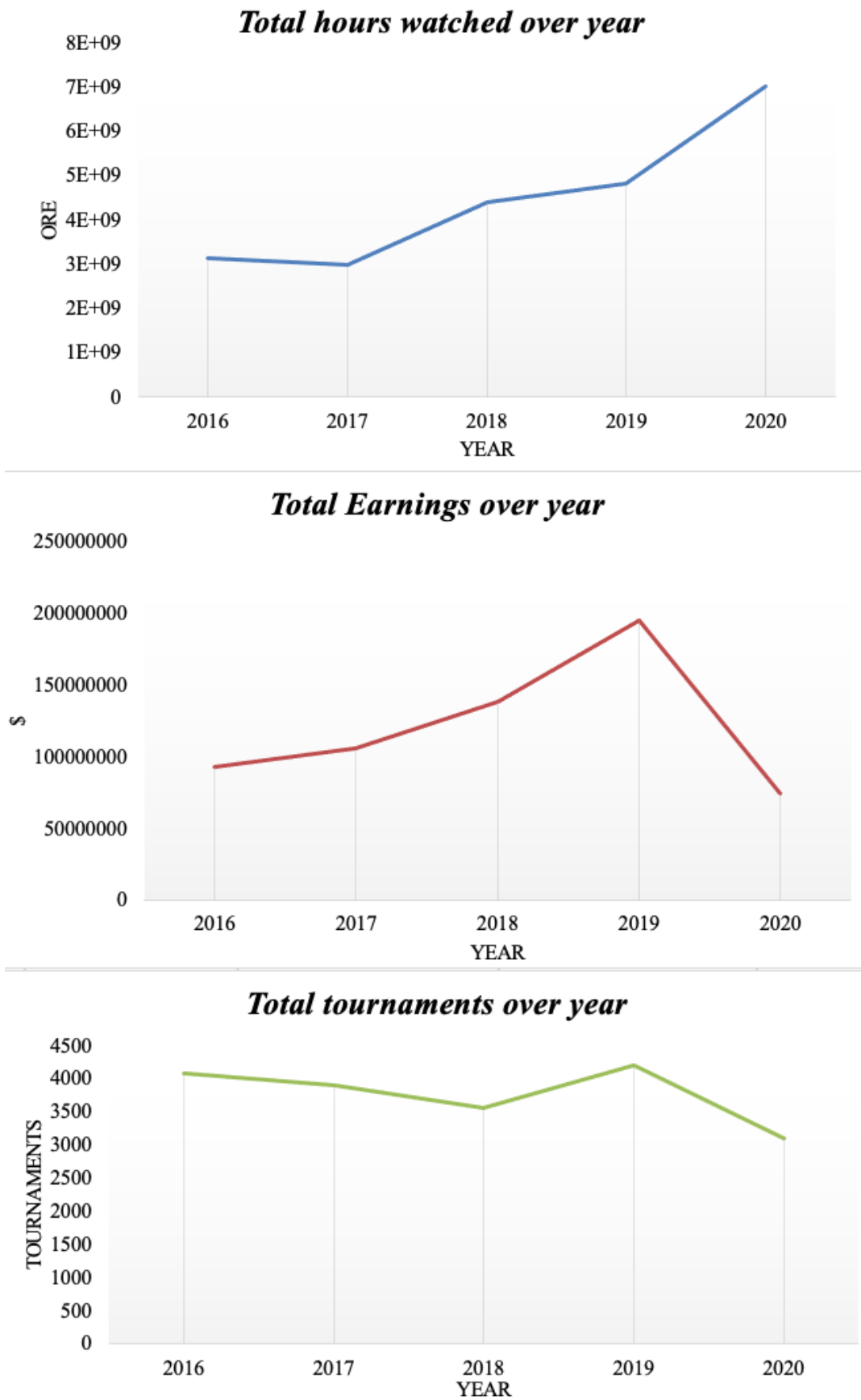


Figura 49: Trend hours watched, earnings and tournaments over year [38]

Appare quasi immediata la risposta a questo quesito. Come già accennato nei paragrafi precedenti, la pandemia ha colpito, in parte, anche il prosperoso mercato degli esport. La grande crescita in termini di visualizzazioni, che aveva caratterizzato il settore negli ultimi anni, non si è arrestata; all'opposto, le persone, bloccate nelle proprie abitazioni, hanno rinvenuto l'utilizzo di piattaforma di live streaming come ottimi riempitivi.

Dall'altro lato, i grandi eventi internazionali di esport che rappresentano un'altra fetta sostanziosa delle entrate del mercato e che catturavano l'interesse di grandi sponsor e spettatori, sono stati cancellati o disputati online.

Pertanto, gli incassi relativi alla vendita dei *ticket* per questi grandi eventi e di merchandising hanno subito una forte diminuzione [46] [47]. Di conseguenza, i premi in denaro e il numero di tornei organizzati sono drasticamente diminuiti [48].

Basti pensare alla cancellazione del campionato *The International* di *Dota 2* e la *World Cup* di *Fortnite* i cui montepremi, l'anno precedente, rappresentavano quasi il 40% del totale dei premi in denaro messi in gioco.

Prima di passare all'analisi econometrica nel capitolo successivo, per un ulteriore approfondimento e per mostrare maggiori evidenze sul fatto che l'evoluzione dell'ammontare dei montepremi è cambiata a causa della pandemia e della conseguente cancellazione dei principali eventi, si considerano diversi titoli di gioco. In particolare, verranno presi in considerazione alcuni titoli in cui i più grandi eventi esport sono stati cancellati ed altri in cui i tornei si sono disputati in altre forme.

Si esamini il caso dei titoli *Dota 2* e *Fortnite*. Le *Figure 50, 51, 52 e 53* in basso mostrano l'andamento delle ore guardate e dei montepremi nel tempo, per entrambi i giochi.

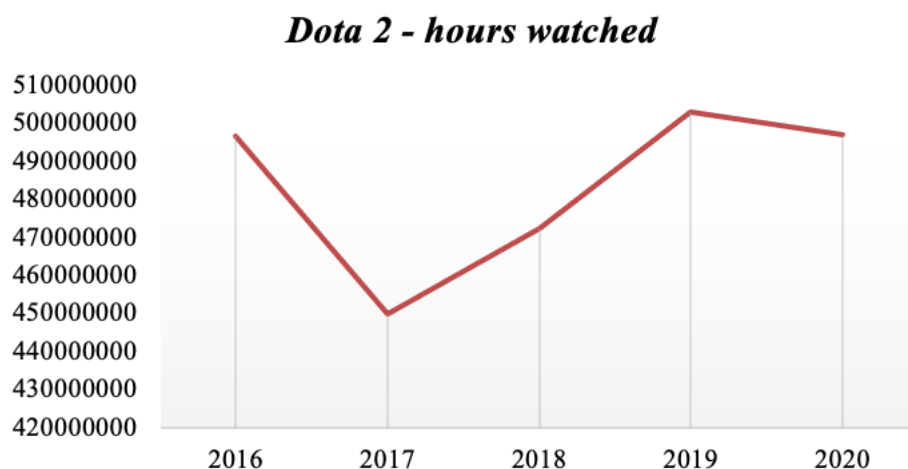


Figura 50: Dota 2 – hours watched [38]

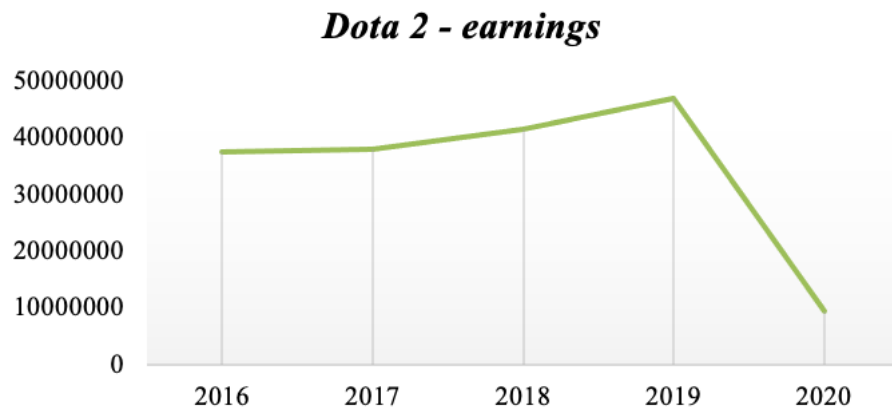


Figura 51: Dota 2 – earnings [38]

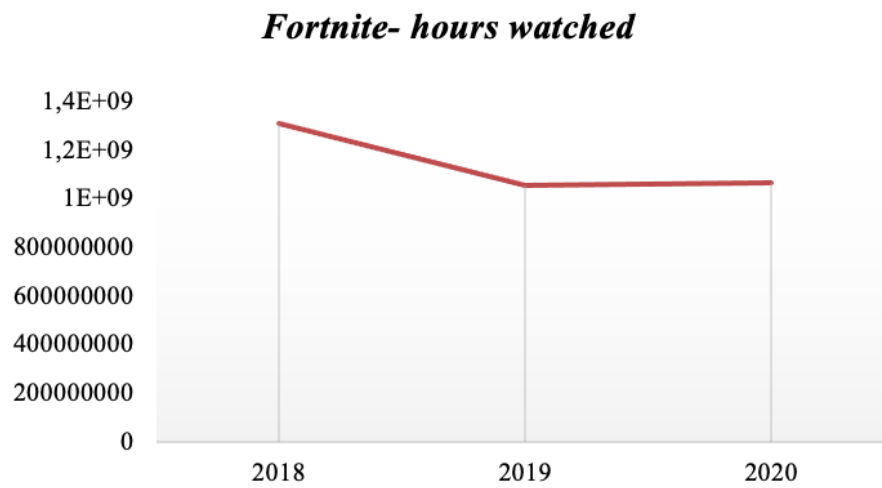


Figura 52: Fortnite – hours watched [38]

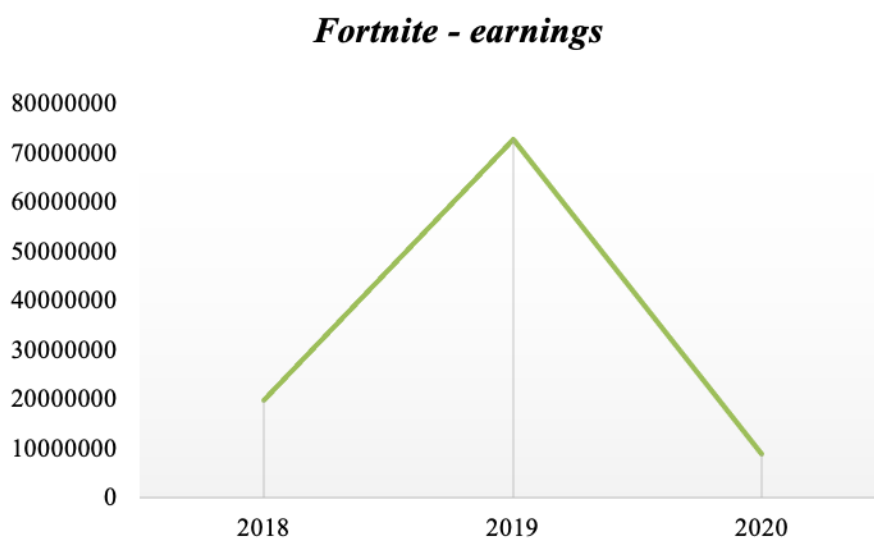


Figura 53: Fortnite – earnings [38]

Il valore dei montepremi dei due giochi, la cui evoluzione appare del tutto in crescita, raggiunge il massimo nel 2019, seguito da un brusco calo nell'anno a seguire, quando i principali tornei sono stati cancellati.

Per quanto concerne le ore guardate su Twitch, nonostante si verifichi un aumento per i due titoli di gioco tra il 2019 e il 2020, tale espansione risulta irrisoria rispetto alla crescita in aggregato che ha avuto la piattaforma.

A titolo esemplificativo, nel mese di agosto del 2019, mese in cui si è disputato il torneo mondiale, il gioco *Dota 2* ha raggiunto un totale di 70885379 di ore guardate su Twitch contro le 38252005 di ore registrate l'anno successivo, nello stesso mese, senza l'evento.

Si considerino altri due titoli esport: *Rocket League* e *Rainbow Six Siege*. L'andamento delle due variabili di riferimento, per i due giochi, è mostrato nelle Figure 54, 55, 56 e 57.

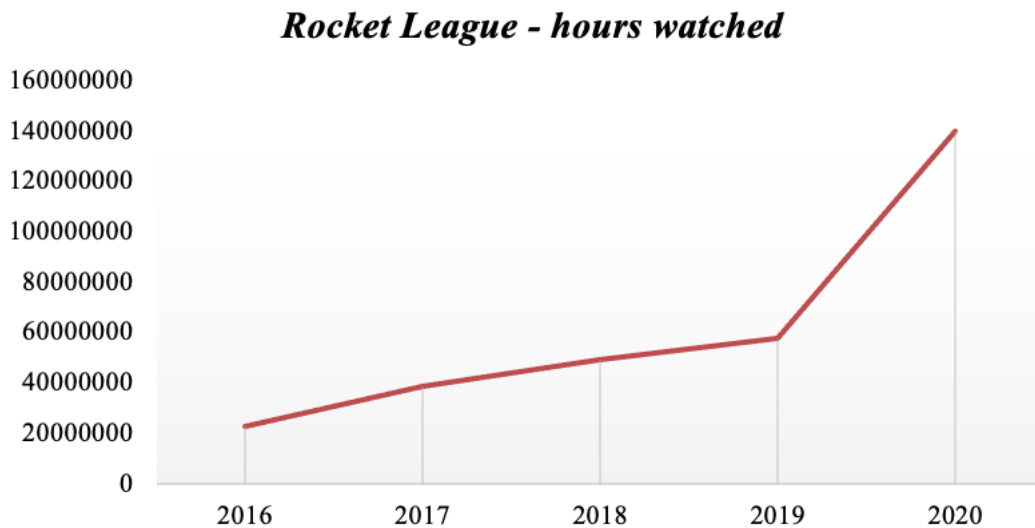


Figura 54: *Rocket League - hours watched* [38]

Rocket League - earnings

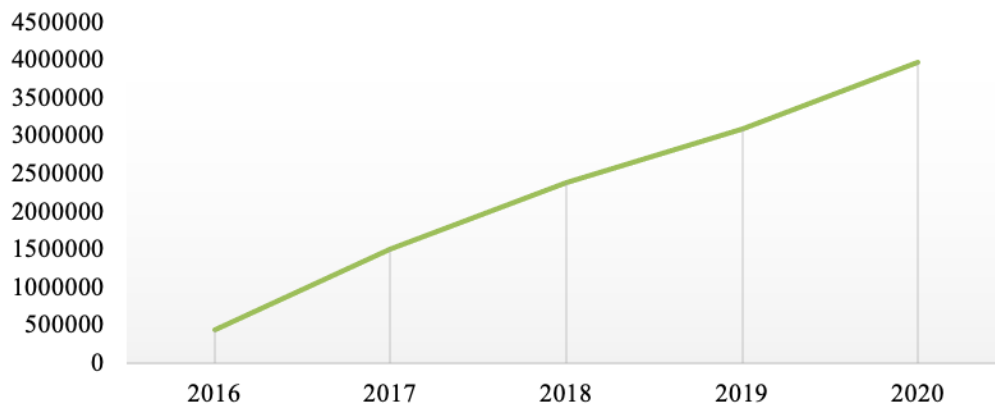


Figura 55: Rocket League – earnings [38]

Rainbow Six Siege - hours watched

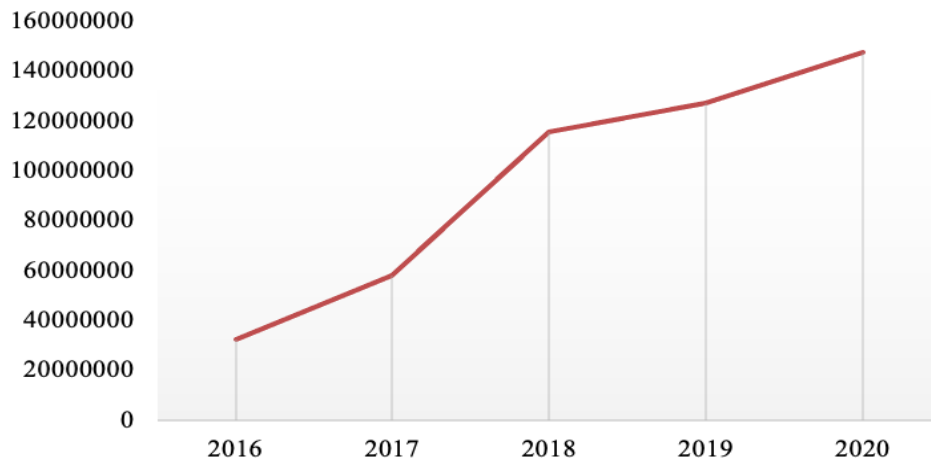


Figura 56: Rainbow Six Siege - hours watched [38]

Rainbow Six Siege - earnings

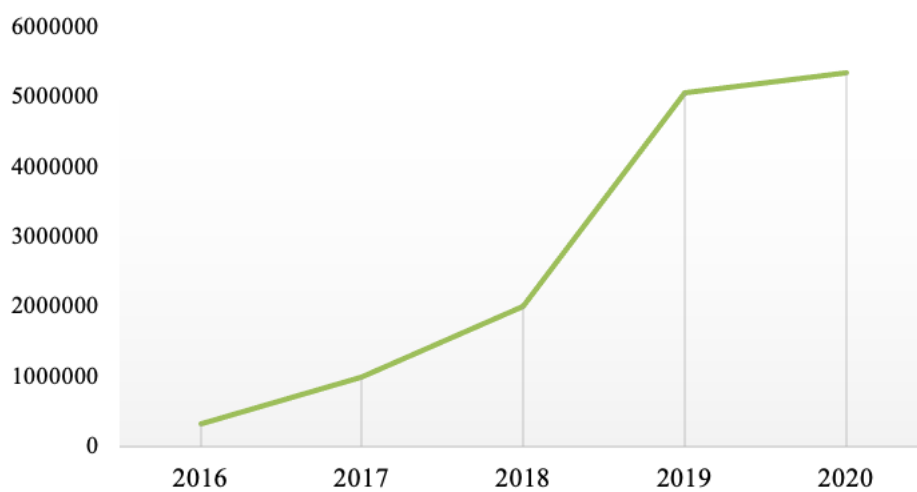


Figura 57: Rainbow Six Siege - earnings [38]

Osservando dai grafici, ciò che accomuna i due esport è la crescita sia in termini di ore visualizzate sulla piattaforma Twitch che per il valore dei premi in denaro messi in gioco nei tornei ed in questo caso, neanche la pandemia ha invertito tale tendenza. In particolare, in questi due esempi il valore degli *earnings* non decresce, tra il 2019 e 2020, in quanto, per *Rocket League*, i campionati sono stati svolti online, mentre, per *Rainbow Six Siege*, il campionato mondiale è stato svolto a Febbraio, prima che le restrizioni a causa del Covid fossero messe in atto.

Capitolo 4: Analisi empiriche

4.1 Introduzione

A valle delle statistiche descrittive illustrate nel capitolo precedente, in questo, vengono presentati i modelli di stima usati per l'analisi empirica ed i risultati ottenuti.

L'obiettivo dell'analisi è quello di stimare, in primo luogo, l'impatto dell'interazione degli utenti sulla piattaforma Twitch, misurata in termini di ore visualizzate relative ad un determinato contenuto esport, sull'ammontare dei montepremi relativo a quel determinato titolo. Quest'ultimo, in particolare, è utilizzato come proxy alla game consumption e di conseguenza, ricollegandosi alla *research question*, si analizzerà se eventualmente l'utilizzo della piattaforma Twitch possa influenzare il successo dei giochi esport.

Da un punto di vista operativo, l'analisi usa due principali modelli di stima: il metodo dei minimi quadrati (*OLS – Ordinary Least Squares*), a cui si aggiunge il modello ad effetti fissi.

Il metodo dei minimi quadrati permette di trovare la relazione fra una o più variabili indipendenti e una variabile dipendente, e dunque permette di ottenere una funzione che si avvicini il più possibile a spiegare l'andamento del fenomeno osservato. In particolare, il metodo si occupa di stimare i parametri ignoti in un modello di regressione lineare. In maggior dettaglio, lo stimatore OLS minimizza la somma dei quadrati delle differenze tra i valori osservati e quelli predetti dalla retta di regressione stimata.

Nel caso più generale, di un modello con n variabili indipendenti e una dipendente, la retta di regressione stimata è del tipo: $Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \dots + \beta_n X_{ni} + u_i$, $i = 1, \dots, n$; dove Y è la variabile dipendente, $X_1 \dots X_n$ sono le n variabili indipendenti o noti come regressori, $(Y_i, X_{1i} \dots X_{ni})$ rappresentano l' i -esima osservazione sulla variabile dipendente e le n variabili indipendenti, $\beta_0, \beta_1 \dots \beta_n$ sono i parametri ignoti stimati dal modello e u_i è l'errore di regressione costituito sia da fattori omessi che a pari delle variabili indipendenti influenzano quella dipendente che dall'errore nella misura di Y .

Per quanto concerne il modello ad effetti fissi, questo permette di analizzare i dati tramite delle variabili non osservate, fisse nel tempo, che potrebbero essere correlate con le variabili dipendenti ed influenzare il risultato della stima. Il concetto di effetto fisso è

esplicitato dal fatto che qualsiasi cambiamento causato da queste variabili sulla popolazione osservata sarà sempre lo stesso.

Il software statistico usato per l'analisi econometrica è *Stata* (SE- *Standard Edition* versione 17.0) che garantisce la manipolazione e gestione di *data panel* di grandi dimensioni.

4.1.1 Modello Empirico

L'effetto dell'utilizzo di Twitch sui montepremi dei tornei esport è stato stimato attraverso l'utilizzo di 5 modelli di regressione.

Il primo modello, denotato come *Model 1*, è il seguente:

$$\log(Y_{i,t}) = \beta_0 + \beta_1 \log(HW_{i,t}) + \tau_t + \alpha_i + \varepsilon_{i,t} \quad (\text{Model 1}).$$

La variabile dipendente $Y_{i,t}$ rappresenta gli *earnings per tournaments* del gioco esport i al tempo t (*mese e anno*). La scelta di normalizzare la variabile relativa ai montepremi al numero di tornei organizzati permette di capire come il guadagno sul singolo torneo è influenzato dall'utilizzo di Twitch. $HW_{i,t}$ è la variabile dipendente ossia l'ammontare di ore visualizzate (*hours watched*) sulla piattaforma digitale relative al gioco i al tempo t .

In questo modello, così come nei successivi, la variabile dipendente e le variabili indipendenti sono espresse in logaritmo. Pertanto, il coefficiente β_1 , che misura l'impatto, fornirà una variazione percentuale. In particolare, una variazione dell'1% di HW produce una variazione di β_1 % in Y . Dunque, in questo modo, il coefficiente γ ha l'interpretazione di un coefficiente di elasticità.

I termini τ_t e α_i rappresentano rispettivamente l'effetto fisso temporale (*time fixed effect*) e l'effetto fisso sul gioco (*game fixed effect*).

I *time fixed effects* sono delle dummy che identificano ogni mese e anno presente nel dataset, questo perché la dimensione nel panel è mensile. In questo modo si riesce a controllare per i trend temporali che sono indipendenti dalle variabili di interesse nel modello.

Analogamente, i *game fixed effects* sono set di dummy che identificano il gioco specifico e che controllano i fattori idiosincratici del gioco che non variano nel tempo (es.: effetto branding).

I coefficienti β_0 e β_1 sono i parametri ignoti da stimare, mentre ε è l'errore econometrico.

Il secondo modello, denotato come *Model 2*, è il seguente:

$$\log(Y_{i,t}) = \beta_0 + \beta_1 \log(HW_{i,t}) + \beta_2 \log(HW_{i,t} * \delta_i) + \tau_t + \alpha_i + \varepsilon_{i,t} \quad (\text{Model 2}).$$

L'unica differenza rispetto al modello precedente è l'aggiunta di un ulteriore regressore nato dall'interazione fra le *hours watched* del gioco *i* al tempo *t* e la dummy δ_i il cui valore è pari a 1 qualora il titolo sia un export, altrimenti 0.

In questo modo, tale equazione ha il compito di catturare l'effetto differenziale, misurato istantaneamente al tempo *t*, tra i titoli export e i non export presenti nel panel. In particolare, viene presentato l'eventuale effetto aggiuntivo qualora esistesse un effetto differenziale.

I successivi modelli, *Model 3* e *Model 4*, rappresentano una variazione rispettivamente dei due modelli esposti sopra.

$$\log(Y_{i,t}) = \beta_0 + \sum_{h=-3}^0 \gamma_{t+h} \log(HW_{i,t+h}) + \tau_t + \alpha_i + \varepsilon_{i,t} \quad (\text{Model 3}).$$

Anche in questo caso la regressione è espressa in termini logaritmici. La principale differenza con i modelli precedentemente mostrati è la presenza di una particolare sommatoria come regressore. Si nota la variabile $HW_{i,t+h}$, quest'ultima non è altro che la variabile dipendente, ossia l'ammontare di ore visualizzate, *hours watched*, relative al gioco *i* al tempo *t*. Tuttavia, in questo caso, la variabile *hours watched* non è stata considerata esclusivamente al tempo

$t = 0$, bensì anche al tempo $t = -1$, $t = -2$, $t = -3$, inserendo, dunque, tre *lag* temporali.

L'idea alla base è che, almeno da un punto di vista intuitivo, è che il montepremi del torneo organizzato al tempo *t* non dipende esclusivamente dalle *hours watched* al tempo *t* (il torneo è già stato organizzato), bensì anche dalle *hours watched* e quindi dal successo che il titolo ha acquisito sulla piattaforma nei tre mesi precedenti. Ci si aspetta che tale effetto sia positivo e decrescente man mano che si va indietro nel tempo.

La scelta di introdurre tre *timelags* è spiegata dal fatto che la maggior parte dei tornei viene organizzata stagionalmente. In particolare, i grandi tornei internazionali includono quattro sessioni di gioco, ognuna per ogni stagione e, generalmente, le finali, vengono organizzate e dunque, disputate, nei tre mesi estivi.

Anche qua, i termini τ_t e α_i rappresentano rispettivamente l'effetto fisso temporale (*time fixed effect*) e l'effetto fisso sul gioco (*game fixed effect*).

I coefficienti $\beta_0, \gamma_{t-3}, \gamma_{t-2}, \gamma_{t-1}$ e γ_t sono i parametri ignoti da stimare, mentre ε è l'errore econometrico. In particolare, γ è il coefficiente di interesse che misura l'effetto delle *hours watched* sugli *earnings*.

$$Y_{i,t} = \beta_0 + \sum_{h=-3}^0 \beta_{t+h} \log(HW_{i,t+h}) + \sum_{h=-3}^0 \gamma_{t+h} \log(HW_{i,t+h} * \delta_i) + \tau_t + \alpha_i + \varepsilon_{i,t} \quad (Model\ 4).$$

Il *Model 4* mostrato sopra, costruito analogamente al terzo con la presenza dei tre lag temporali, inserisce la variabile interagita fra le *hours watched* e la dummy Esport.

L'obiettivo è lo stesso presentato per il *Model 2*.

In questa equazione, infatti, si vuole catturare l'effetto differenziale tra i titoli esport e i non esport presenti nel panel considerando, questa volta, anche i tre lag temporali.

Da tale modello ci si aspetta che tale effetto differenziale esista e che sia statisticamente significativo, in quanto esport e non esport fanno riferimento a mercati diversi e dunque con caratteristiche omesse in questa analisi che si concentra maggiormente sui titoli esport.

Infine, dalle osservazioni svolte nel capitolo sulle statistiche descrittive, si notava, nel 2020, un andamento discostante fra *hours watched* ed *earnings*. In particolare, ciò che si è verificato è una particolare crescita delle *hours watched* sulla piattaforma e un calo degli *earnings*.

Come già anticipato nel capitolo precedente, questo fenomeno sembra esser dovuto alla cancellazione dei principali eventi a causa della pandemia che da un lato ha ridotto l'ammontare dei montepremi, dall'altro, invece, per le persone, costrette a star rinchiusi nelle proprie abitazioni, le piattaforme digitali, come Twitch, hanno rappresentato degli ottimi riempitivi per il tempo libero, e per tal motivo hanno registrato una crescita in termini di traffico.

Per studiare al meglio tale effetto, è stata inclusa un'ulteriore regressione, denotata come *Model 5*.

$$Y_{i,t} = \beta_0 + \beta_0 + \beta_1 \log (HW_{i,t}) + \beta_2 \log (HW_{i,t} * \delta_i) + \beta_3 \log (HW_{i,t} * \sigma_i) \\ + \beta_2 \log (HW_{i,t} * \delta_i * \sigma_i) + \tau_t + \alpha_i + \varepsilon_{i,t} \quad (Model\ 5)$$

In tale equazione si osserva la presenza di due ulteriori regressori interagiti con una nuova dummy σ_i . Quest'ultima non rappresenta altro che la dummy 2020: tale variabile vale 1 qualora l'osservazione n-esima sia relativa all'anno 2020, altrimenti 0. In tal modo l'obiettivo è quello di valutare l'esistenza di un ulteriore effetto aggiuntivo sulle variabili di interesse, considerando anche il caso di differenziazione fra titoli esport e non, per l'anno 2020.

Da un punto di vista operativo, il panel ha subito qualche modifica dovuta all'aggiunta di nuove variabili. In primo luogo, sono stati generati i tre lag temporali ed espresse le variabili indipendenti e dipendenti anche in logaritmo. Qualora la trasformazione in logaritmo per la variabile dipendente non fosse possibile, poiché la generazione della variabile *earnings per tournaments* ha dato vita ad un *missing value*, dovuto al fatto che non esistono *earnings* e dunque tornei per quel dato titolo in quel mese ed anno, per default sono state poste a 0.

Infine, sono state create le variabili interagite e ad ogni gioco è stato assegnato un codice alfanumerico che lo identificasse univocamente, semplificando la manipolazione di tali dati che precedentemente erano in formato stringa.

In conclusione, la *Tabella 6* in basso riassume le principali variabili usate nell'analisi empirica.

Tabella 6: Set di variabili usate nell'analisi empirica

<i>Variabile</i>	<i>Tipo</i>	<i>Descrizione</i>
earnings_tournaments _{<i>i,t</i>}	Indipendente	Ammontare dei montepremi per il numero di tornei organizzati per il gioco <i>i</i> nel periodo <i>t</i>
HW _{<i>i,t</i>} (Hours Watched)	Dipendente	Numero di ore visualizzate su Twitch del contenuto <i>i</i> nel periodo <i>t</i>
HW _{<i>i,t-1</i>} (Hours Watched)	Dipendente (time lag)	Numero di ore visualizzate su Twitch del contenuto <i>i</i> nel periodo <i>t-1</i>
HW _{<i>i,t-2</i>} (Hours Watched)	Dipendente (time lag)	Numero di ore visualizzate su Twitch del contenuto <i>i</i> nel periodo <i>t-2</i>
HW _{<i>i,t-3</i>} (Hours Watched)	Dipendente (time lag)	Numero di ore visualizzate su Twitch del contenuto <i>i</i> nel periodo <i>t-3</i>
Date	Time variable	Mese e Anno
GAME	Panel variable	Titolo del contenuto
game_cod	Panel variable	Codice alfanumerico del contenuto
δ_i (DummyEsport)	Dummy	Variabile dummy che vale 1 qualora il titolo sia un esport, altrimenti 0
σ_i (Dummy2020)	Dummy	Variabile dummy che vale 1 qualora l'osservazione sia del 2020, altrimenti 0

4.1.2 Risultati

La *Tabella 7*, in basso, contiene i risultati per i cinque modelli descritti nel paragrafo precedente.

Tabella 7: Risultati stima modelli econometrici [49]

VARIABLES	Y= log(earnings/tournaments)				
	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5
log ($HW_{i,t}$)	0.337*** (0.084)	0.110** (0.050)	0.365*** (0.101)	0.089** (0.044)	0.029 (0.047)
log ($HW_{i,t} * \delta_i$)		0.943*** (0.212)		1.100*** (0.274)	1.031*** (0.221)
log ($HW_{i,t-1}$)			-0.032 (0.053)	0.053*** (0.020)	
log ($HW_{i,t-2}$)			0.111*** (0.041)	0.026** (0.012)	
log ($HW_{i,t-3}$)			0.131** (0.057)	0.018 (0.013)	
log ($HW_{i,t-1} * \delta_i$)				-0.427* (0.238)	
log ($HW_{i,t-2} * \delta_i$)				0.295* (0.151)	
log ($HW_{i,t-3} * \delta_i$)				0.433** (0.196)	
log ($HW_{i,t} * \sigma_i$)					0.183** (0.075)
log ($HW_{i,t} * \delta_i * \sigma_i$)					-0.085*** (0.026)
Constant	-3.325*** (1.143)	-3.440*** (0.945)	-6.156*** (2.008)	-6.463*** (1.593)	-2.640*** (0.859)
Observations	11,996	11,996	8,829	8,829	11,996
R-squared	0.741	0.750	0.759	0.768	0.753

Robust standard errors in parentheses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Note: I 5 modelli derivano da stime OLS, equazioni del tipo log-log. Tutti i modelli contengono sia i time fixed effects che i game fixed effects. Le osservazioni sono mensili da gennaio 2016 a dicembre 2020. Il Model 1 mostra l'effetto istantaneo al tempo 0 fra earnings su tournaments e hours watched. Il Model 2 mostra l'effetto istantaneo al tempo 0 con la differenziazione fra export (E) e non export. Il Model 3 mostra l'effetto overall considerando i 3 lag temporali (t-1, t-2, t-3). Il Model 4 mostra l'effetto overall considerando i 3 lag temporali (t-1, t-2, t-3) con la differenziazione fra export e non

esport. Infine, il Model 5 contiene un'ulteriore interazione che cattura un eventuale effetto differenziato per l'anno 2020. Gli errori standard sono clusterizzati a livello di gioco.

Prima di presentare nel dettaglio i risultati, si nota come in tutti e cinque i modelli stimati l' R^2 presenta un valore superiore a 0,7. Pertanto, si può concludere che per la totalità dei modelli la variazione dei dati sugli *earnings per tournaments* può essere spiegata dalle variabili esplicative incluse.

Per quanto concerne il *Model 1*, questo rappresenta il modello di stima econometrico più semplice progettato. Quello che si evince dai risultati è che il coefficiente β_1 per il $\log(HW_{i,t})$ è positivo e significativo con un livello di confidenza del 99%. Dunque, è possibile concludere che le *hours watched* al tempo t influenzano positivamente l'ammontare dei montepremi. In particolare, una variazione dell'1% delle ore visualizzate produce una variazione di circa il 34% sugli *earnings*.

Focalizzandosi sul *Model 2*, l'output delle stime confronta due scenari: gli esport e i non esport. In questo modello, il coefficiente di $\log(HW_{i,t})$ cattura l'effetto sui non esport mentre, il coefficiente di $\log(HW_{i,t} * \delta_i)$, variabile interagita, lo cattura sugli esport.

Per entrambe le due tipologie di titoli, l'effetto trovato è positivo e statisticamente significativo. Nel dettaglio, per gli esport è significativo con un livello di confidenza del 99%; per i non esport, invece, del 95%.

Ciò che si osserva dai risultati è che l'effetto è particolarmente consistente per i titoli esport, con un coefficiente β_2 di quasi il 95%, e più debole ma pur sempre positivo per i non esport, con β_1 di circa il 12%.

Questo risultato è in linea con le aspettative in quanto gli investimenti sui titoli esport hanno maggiormente coinvolto sia i grandi editor che la piattaforma Twitch.

Nel *Model 3* sono stati aggiunti i tre lag temporali. Ciò che si osserva sorprendentemente è il fatto che l'effetto osservato al tempo $t-1$ non solo è negativo ma è anche non significativo.

Al contrario, sia l'effetto al tempo t , che quello al tempo $t-2$ e $t-3$ risultano positivi e statisticamente significativi con un intervallo di confidenza rispettivamente del 99% e 95%.

Inoltre, le attese previste erano tali che l'effetto misurato man mano che si tornava indietro

nel tempo fosse minore. Invece, le stime mostrano un effetto alquanto opposto: il coefficiente ottenuto a $t-3$ è leggermente più alto rispetto a quello ricavato a $t-2$.

Nonostante questi risultati potrebbero apparire poco intuitivi, si ritiene necessario sottolineare come anche negli studi presenti in letteratura si osservano trend del genere. Basti pensare allo studio sull'effetto dei like su Facebook sulle vendite del brand sportivo Nike, portato avanti da Boldt et al (2016), presentato già nel Capitolo 2. Gli autori notarono che le vendite della Nike sembrano essere ben dipendenti dall'interazione più recente e da quella più passata che gli utenti hanno su Facebook, in termini di like. Se in quest'ultimo contesto, gli autori spiegano questo effetto a causa dei diversi prodotti venduti dal brand, a cui si innescano diversi comportamenti di acquisto; nel caso degli export, invece, questo potrebbe essere spiegato dalla diversità dei vari titoli di gioco inclusi nell'analisi, non solo dal punto di vista del genere ma anche e soprattutto dall'ecosistema coinvolto per ogni titolo.

Il *Model 4* differisce dal terzo a causa della presenza della variabile interagita. Per quanto concerne i titoli non export si rileva un impatto positivo e alto al tempo t , per poi decrescere indietro nel tempo pur rimanendo positivo e statisticamente significativo.

Relativamente agli export si osserva un effetto straordinario istantaneo, il coefficiente raggiunge il valore del 110%, per poi presentare un andamento analogo a quello mostrato nel *Model 3*: al tempo $t-1$ l'effetto è negativo e per i successivi periodi l'impatto è positivo e crescente.

Infine, il *Model 5* indaga sull'eventuale effetto differenziato per l'anno 2020. Come già predetto nel capitolo sulle statistiche descrittive, nel 2020 si osserva un impatto negativo, statisticamente significativo fra variabile dipendente e quella indipendente.

In questo caso, le intuizioni iniziali sono risultate veritiere e dunque, si ribadisce che la causa di questo fenomeno sia dovuta all'emergenza sanitaria che ha stravolto entrambi i mercati.

Capitolo 5: Conclusioni

L'obiettivo di questo progetto di tesi è stato quello di analizzare la relazione che sussiste fra l'utilizzo di piattaforme digitali e di un *real world outcome*. In particolare, il caso studio trattato ha avuto il compito di contribuire alla più recente letteratura, investigando sull'esistenza di un eventuale impatto positivo che l'interazione degli utenti sulla piattaforma digitale di live streaming Twitch ha sul mondo degli esport.

In questo lavoro si è focalizzata l'attenzione su una particolare tipologia di piattaforme digitali: *le attention platforms*. Social media, blogs, piattaforme di streaming on-demand e live streaming, ne sono degli esempi e sono tutti strumenti che permettono l'interazione fra persone in diverse parti del mondo.

La caratteristica peculiare è che, la maggior parte delle volte, l'interazione che il singolo utente ha con la piattaforma avviene consentendogli di creare, condividere e scambiare contenuti sulla rete Internet ad un minimo costo.

Nonostante il business model di tali piattaforme digitali non sembra di gran lungo diverso da quello dei giornali o della televisione, la grande mole di dati, ottenuta dall'interazione che gli utenti hanno con la piattaforma, rappresenta la vera ricchezza e la chiave di lettura del successo di questi mezzi.

Sono svariati i modi in cui gli *owner* di tali piattaforme o i marketer possono sfruttare tali dati. Il *targeting advertising*, il *machine learning* sono fra i più comuni modi.

Tuttavia, in questo studio, l'interesse su tali dati nasce dall'investigare una metodologia che consenta a ricercatori e a *business decision maker* di identificare le preferenze dei consumatori e predire i loro comportamenti d'acquisto.

A tal proposito, l'analisi elaborata si inserisce nella più recente letteratura in cui si indaga sul potere predittivo dei dati provenienti dalle piattaforme digitali su outcome reali che fanno riferimento, nella maggior parte dei casi, ai classici mercati merceologici.

L'ipotesi principale è che i dati raccolti dalle azioni che gli utenti hanno con la piattaforma, comprendenti la visualizzazione dei contenuti; gli apprezzamenti; i commenti; i tweet, possano essere considerate come una proxy dell'attenzione, dell'interesse dell'utente/consumatore verso un prodotto/servizio connesso alla piattaforma.

Lo scopo finale del lavoro, dunque, è sottolineare come i dati, se opportunamente utilizzati, rappresentano delle *key resources* per le grandi organizzazioni per portare avanti mirati piani strategici.

Infatti, tali analisi dimostrano che un uso intelligente di questi strumenti permette di raggiungere un vantaggio competitivo che non nasce esclusivamente da un miglioramento tecnologico bensì dalla comprensione di fattori psicologici che spingono gli utenti/consumatori ad intraprendere delle scelte.

Per i marketer, la partnership con delle piattaforme digitali, come quelle citate, risulta altamente strategica vista la forte correlazione che si osserva fra outcome reali, come le vendite di un determinato prodotto, e le attività svolte nel mondo digitale nate dall'interazione che gli utenti hanno con la piattaforma.

In questo progetto, dopo un'iniziale overview del concetto di *digital e attention platforms*, si sono presentati i precedenti lavori che hanno studiato il legame fra i social data e l'andamento di outcome reali. L'effetto dei tweet sui ricavi dei film o le vendite degli iPhone, l'effetto dei like su Facebook sulle vendite della Nike sono alcuni degli studi citati.

In ognuno di questi lavori, si conviene sul fatto che l'effetto dell'interazione degli utenti con la piattaforma sull'outcome reale d'interesse sia positivo.

Il caso studio approfondito in questa sede, come anticipato, analizza l'effetto che l'interazione degli utenti con la piattaforma Twitch ha sull'*esport game consumption*.

Twitch rientra perfettamente nella definizione di *attention platform*, offrendo agli utenti, per lo più gratuitamente, l'accesso a contenuti che possono visualizzare e commentare in *real time*. A tal proposito, nell'analisi sono state utilizzate le ore visualizzate per ogni contenuto appartenente alla categoria *game* come proxy dell'attenzione/interesse degli utenti verso quel titolo e dunque come proxy del successo di quest'ultimo sulla piattaforma.

Ciò che si è dimostrato è come tale successo su Twitch si rifletta in termini di un rialzo nelle vendite del gioco o di un incremento del tempo speso giocando a quel determinato titolo.

A causa della caratteristica intrinseca degli esport di essere, prevalentemente, dei *free to play game*, le informazioni sulle vendite risultano difficili da reperire al pari della stima delle ore spese dagli utenti *worldwide* a giocare.

Per tale motivo si è fatto uso dell'ammontare dei montepremi come approssimazione del successo del titolo esport in termini commerciali.

Tale decisione è stata supportata da diversi studi e considerazioni presenti in letteratura, discussi nel Capitolo 2.

In particolare, il valore dei montepremi connesso ad un torneo ha sempre rappresentato una misura dell'attrattività dell'evento e dell'importanza che quest'ultimo avesse per il settore.

Verosimilmente tanto è più alto il valore dei montepremi, maggiore sarà l'interesse degli spettatori a seguire l'evento ed inoltre, i tornei con un montepremi più alti riguardano quei giochi esport che hanno più successo anche in termini di vendite e che dunque, coinvolgono un ecosistema di potenziali investitori molto più ampio.

Da un punto di vista operativo, l'analisi del modello econometrico, che catturasse l'effetto ricercato, è stata sviluppata considerando un panel di dati osservati da gennaio 2016 a dicembre 2020. Quest'ultimo contiene le osservazioni mensili riguardanti le ore visualizzate su Twitch e le informazioni relative al valore totale dei montepremi e al numero di tornei organizzati per ogni titolo. Il modello di stima è stato progettato tramite il metodo OLS con effetti fissi sia temporali che a livello di gioco.

Alla luce dei risultati di stima ottenuti, si può concludere che il successo del gioco su Twitch influenza positivamente e significativamente l'ammontare dei montepremi e di conseguenza ciò si traduce in un incremento della game consumption relativa al titolo in oggetto.

Tale conclusione risulta di un immenso valore per gli editori di esport e organizzatori di eventi.

Per quest'ultimi, la partnership con Twitch per la trasmissione di eventi e contenuti esport risulta, infatti, strategica. L'analisi dei dati di traffico derivanti dall'interazione che gli utenti hanno con la piattaforma non solo è un mezzo di previsione per i *future income* ma principalmente per apprendere i gusti dei consumatori, avere degli *insight* sui loro comportamenti e dunque, progettare un prodotto/servizio che sia più affine alle loro

esigenze o realizzare campagne di marketing e pubblicitarie mirate a catturare la loro attenzione

Infine, si sottolinea che, anche se in questo studio il focus principale è stato l'industria degli *esport videogame*, la metodologia e i modelli elaborati possono essere estesi a diversi scenari riguardanti svariati settori. Ciò che si vuole enfatizzare è che le informazioni derivanti dalle *digital platforms* possono essere interpretate come una misura dell'interesse da parte della collettività verso un determinato prodotto/evento e ciò deve fornire un incentivo ai ricercatori e ai *marketer* per estrarre un maggior valore commerciale e sociale [50].

Bibliografia e Sitografia

- [1] A. Napione, «New Media Entertainment: sviluppo e competizione nel settore video Over The Top,» 2020. [Online]. Available: <https://webthesis.biblio.polito.it/13896/1/tesi.pdf>. [Consultato il giorno 14 settembre 2021].
- [2] «SELECT COMMITTEE ON THE EUROPEAN UNION,» [Online]. Available: https://ec.europa.eu/information_society/newsroom/image/document/2016-7/nicolai_van_gorp_-_house_of_lords_call_for_evidence_online_platforms_and_the_eu_dsm_uk_180915_14019.pdf. [Consultato il giorno 15 settembre 2021].
- [3] E. COMMISSION, «Online Platforms and the Digital Single Market Opportunities and Challenges for Europe,» 25 maggio 2016. [Online]. Available: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?qid=1466514160026&uri=CELEX:52016DC0288>. [Consultato il giorno 15 settembre 2021].
- [4] C. G. Antonio, *Elaborazione personale tramite Paint*.
- [5] P. C. Evans e A. Gawer, «The Rise of the Platform Enterprise A Global Survey,» *THE EMERGING PLATFORM ECONOMY SERIES*, 2016.
- [6] D. S. Evans, A. Hagiu e R. Schmalensee, «Multi-sided market considerations,» in *Industrial organization and the digital economy*, MIT Press, 2006.
- [7] D. S. Evans, «Attention Platforms, the Value of Content, and Public Policy,» *Review of Industrial Organization*, 2019.
- [8] D. S. Evans, «The Economics of Attention Markets,» *Global Economics Group; University College London*.
- [9] L. Procopio, «Come la diffusione del live streaming ha cambiato la comunicazione digitale: il caso Twitch,» 2020. [Online]. Available: http://tesi.cab.unipd.it/65372/1/Lucas_Procopio_2020.pdf. [Consultato il giorno 14 settembre 2021].
- [10] «Wikipedia,» [Online]. Available: <https://it.wikipedia.org/wiki/Twitch.tv>. [Consultato il giorno 14 settembre 2021].
- [11] [Online]. Available: <https://www.businessinsider.com/statistics-about-twitch-2014-8?r=US&IR=T..> [Consultato il giorno 14 settembre 2021].
- [12] «La stampa,» [Online]. Available: <https://www.lastampa.it/tecnologia/2014/08/26/news/amazon-compra-twitch-affare-da-970-milioni-di-dollari-1.35627040>. [Consultato il giorno 14 settembre 2021].
- [13] G. A. Caramagna, *Elaborazione personale tramite Power Point*.
- [14] [Online]. Available: <https://help.twitch.tv/s/article/how-to-subscribe?language=it>. [Consultato il giorno 14 settembre 2021].
- [15] [Online]. Available: <https://festamaurizio.it/guadagnare-twitch-italia>. [Consultato il giorno 14 settembre 2021].
- [16] [Online]. Available: <https://twitchadvertising.tv/>. [Consultato il giorno 14 settembre 2021].
- [17] G. A. Caramagna, *Elaborazione personale tramite World*, 2021.

- [18] J. Hamari e M. Sjöblom, «What is eSports and why do people watch it?,» *Game Research Lab, School of Information Sciences, University of Tampere*, 2017.
- [19] A. C. B. Kenon A. Brown¹, B. Murphy e L. Puesan, «Intersections of Fandom in the Age of Interactive Media: eSports Fandom as a Predictor of Traditional Sport Fandom,» *Communication & Sport*, vol. 6, n. 4, pp. 418-435, 2018.
- [20] Newzoo, «Global Esports & Live Streaming Market Report,» 2021. [Online]. Available: <https://newzoo.com/products/reports/global-esports-live-streaming-market-report/>. [Consultato il giorno 15 settembre 2021].
- [21] N. B. Lassen, R. Madsen e R. Vatrappu, «Predicting iPhone Sales from iPhone Tweets,» *Proceedings. IEEE 18th International Enterprise Distributed Object Computing Conference, EDOC 2014*, 2014.
- [22] S. Asur e B. A. Huberman, «Predicting the Future with Social Media,» *2010 IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology*, 2010.
- [23] S. Hudson e R. Hudson, «Engaging with consumers using social media: a case study of music festivals,» *International Journal of Event and Festival Management*, vol. 4, n. 3, pp. 206-223, 2013.
- [24] E. Trapani, «Tesionline Economia,» [Online]. Available: <https://economia.tesionline.it/economia/articolo/pubblicità-e-consumatori-i-modelli-di-gerarchia-degli-effetti/12650>. [Consultato il giorno 9 agosto 2021].
- [25] L. C. Boldt, V. Vinayagamoorthy, F. Winder, M. Schnittger, M. Ekran, R. R. Mukkamala, N. B. Lassen, B. Flesch, A. Hussain¹ e R. Vatrappu, «Forecasting Nike's Sales using Facebook Data,» *2016 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*, p. 2016.
- [26] J. Park, G. L. Ciampaglia e E. Ferrara, «Style in the Age of Instagram: Predicting Success within the Fashion Industry using Social Media,» *Proceedings of the 19th ACM Conference on Computer-Supported Cooperative Work & Social Computing*, pp. 64-73, 2016.
- [27] K. Lee, B. Lee e W. Oh, «Thumbs Up, Sales Up? The Contingent Effect of Facebook Likes on Sales Performance in Social Commerce,» *Journal of Management Information Systems*, pp. 109-143, 2016.
- [28] Barbaranelli, «Modelli equazioni strutturali,» 2017-2018. [Online]. Available: https://elearning.uniroma1.it/pluginfile.php/516836/mod_resource/content/2/MAGISTRALE%202017-2018%20VOL%202.pdf. [Consultato il giorno 11 agosto 2021].
- [29] J. Macey, V. Tyrväinen, H. Pirkkalainen e J. Hamari, «Does esports spectating influence game consumption?,» *Behaviour & Information Technology*, 2020.
- [30] W. W. Jang, K. K. Byon, T. A. B. III e Y. Tsuji, «Mediating effect of esports content live streaming in the relationship between esports recreational gameplay and esports event broadcast,» *Sport, Business and Management: An International Journal*, vol. 11, n. 1, pp. 89-108, 2021.
- [31] T. Y. Qian, J. J. Zhang, J. J. Wang e J. Hulland, «Beyond the Game: Dimensions of Esports Online Spectator Demand,» *Communication & Sport*, pp. 1-27, 2019.
- [32] «Statista,» July 2019. [Online]. Available: <https://www.statista.com/statistics/532689/annual-esports-prize-pools-worldwide/>. [Consultato il giorno 12 agosto 2021].
- [33] S.-C. Ma, K. K. Byon, W. (. Jang, S.-M. Ma e T.-N. Huang, «Esports Spectating Motives and Streaming Consumption: Moderating Effect of Game Genres and Live-Streaming Types,» *Sustainability*, 2021.
- [34] Y. H. Kim, J. Nauright e C. Suveatwatanakul, «The rise of E-Sports and potential for Post-COVID continued growth,» *Sport in Society*, 2020.

- [35] «Statista,» 2021. [Online]. Available: <https://www.statista.com/statistics/501853/leading-esports-games-worldwide-total-prize-pool/>. [Consultato il giorno 12 agosto 2021].
- [36] T. Seck, «Q1 2021's Most Impactful PC Games: LOL, CS:GO, and Fortnite Stay on Top While COVID-19 Policies Continue to Upset the Ranking,» *Sport Business Journal*, 28 Aprile 2021.
- [37] M. R. Ward e A. D. Harmon, «ESport Superstars,» *Journal of Sports Economics*, 2019.
- [38] G. A. Caramagna, *Elaborazione personale tramite foglio di calcolo Excel*, 2021.
- [39] G. Calgaro, «Apex Legends: genesi del nuovo fenomeno videoludico, con un occhio agli eSports,» 14 Febbraio 2019. [Online]. Available: <https://esports.gazzetta.it/news/14-02-2019/apex-legends-genesi-del-nuovo-fenomeno-videoludico-con-un-occhio-allesport-49645>. [Consultato il giorno 18 Agosto 2021].
- [40] G. Saitto, «GTA 5 non muore mai, su Twitch è più popolare del Just Chatting,» 7 maggio 2021. [Online]. Available: <https://www.tomshw.it/videogioco/gta-5-non-muore-mai-su-twitch-e-piu-popolare-del-just-chatting/>. [Consultato il giorno 18 agosto 2021].
- [41] «Perché Rust è così virale su Twitch?,» 9 gennaio 2021. [Online]. Available: https://www.tuttosport.com/news/esports/curiosita/2021/01/09-78001960/perche_rust_e_cosi_virale_su_twitch_. [Consultato il giorno 18 agosto 2021].
- [42] «How many people play League of Legends? – UPDATED 2021,» 31 luglio 2021. [Online]. Available: <https://leaguefeed.net/did-you-know-total-league-of-legends-player-count-updated/>. [Consultato il giorno 18 agosto 2021].
- [43] «Wikipedia,» 17 agosto 2021. [Online]. Available: https://it.wikipedia.org/wiki/League_of_Legends. [Consultato il giorno 18 agosto 2021].
- [44] M. D. Marco, «La League of Legends World Championship è stato l'evento di esport più seguito del 2020,» 31 dicembre 2020. [Online]. Available: <https://esports.gazzetta.it/news/31-12-2020/la-league-of-legends-world-championship-e-stato-levento-di-esport-piu-seguito-del-2020-esports-61683>. [Consultato il giorno 18 agosto 2021].
- [45] A. C. B. B. M. a. L. P. Kenon A. Brown1, «Intersections of Fandom in the Age of Interactive Media: eSports Fandom as a Predictor of Traditional Sport Fandom,» *Communication & Sport*, vol. 6, n. 4, pp. 418-435, 2018.
- [46] W. Geyser, «The Incredible Growth of eSports [+ eSports Statistics],» luglio 14 2021. [Online]. Available: <https://influencermarketinghub.com/esports-stats/>. [Consultato il giorno 28 agosto 2021].
- [47] F. Sgambato, «eSport: cosa è successo con la pandemia a un mercato che vale un miliardo,» 8 aprile 2021. [Online]. Available: <https://www.economyup.it/innovazione/esport-cosa-e-successo-con-la-pandemia-a-un-mercato-che-vale-un-miliardo/>. [Consultato il giorno 28 agosto 2021].
- [48] «The ten most popular esports in the world currently by way of prize money,» 18 marzo 2021. [Online]. Available: <https://sportslumo.com/esports/the-ten-most-popular-esports-in-the-world-currently-by-way-of-prize-money/>. [Consultato il giorno 28 agosto 2021].
- [49] G. A. Caramagna, *Elaborazione personale dei risultati tramite software Stata*, 2021.
- [50] S. Vujić e X. Zhang, «Does Twitter chatter matter? Online reviews and box office revenues,» *Applied Economics*, vol. 50, n. 34-35, pp. 3702-3717, 2018.

RINGRAZIAMENTI

Alla fine di questo elaborato ritengo doveroso lasciare uno spazio per ringraziare coloro i quali mi hanno supportato nel raggiungimento di questo traguardo.

Questi due anni al Politecnico di Torino hanno rappresentato la realizzazione di un obiettivo che mi ero posto anni fa. Lasciare la mia città natale, la mia comfort zone è stata una scelta coraggiosa ma che sentivo profondamente di intraprendere per poter crescere sia da un punto di vista professionale che umano.

Nonostante l'emergenza sanitaria abbia reso questa esperienza un po' anomala, il Politecnico di Torino è stato un luogo altamente stimolante che mi ha dato l'opportunità di studiare ciò che davvero desideravo e mi ha fatto capire ciò che realmente mi piace e ciò su cui posso dare il meglio di me.

Inoltre, mi ha dato la possibilità di poter prendere parte ad un'esperienza Erasmus in Francia e vivere, dunque, per sei mesi in un contesto dinamico, multietnico e professionalmente interessante per la mia formazione.

Vorrei ringraziare tutti i docenti del Politecnico e quelli francesi che ho incontrato nel mio percorso. In particolare, vorrei ringraziare il professor Carlo Cambini, relatore di questa tesi, per la disponibilità che ha sempre mostrato sia nelle fasi cruciali dell'elaborazione di questo saggio, sia per la passione che mi ha trasmesso durante i suoi insegnamenti.

Inoltre, vorrei ringraziare il professor Lorien Sabatino per avermi seguito costantemente durante la stesura dell'elaborato e per avermi concesso la realizzazione di questo progetto con grande disponibilità.

Un ringraziamento è rivolto a tutti i colleghi incontrati in questi due anni, sia in Italia che in Francia, con i quali ho avuto la possibilità di poter lavorare insieme in svariati progetti, uno dei quali ha ampiamente ispirato la realizzazione di questo elaborato.

Vorrei ringraziare tutti i miei amici, in particolare quelli *di una vita* su cui posso sempre contare, tra cui Dani, Fede, Chiara, Sere, Elvira, Laura, Luca, Clari, Enza, Marco, Vincenzo e Davide, con i quali ho vissuto momenti indimenticabili e spero di viverne tanti altri insieme.

Vorrei dedicare tutto questo ai miei nonni che troppo presto hanno lasciato questa Terra e ringraziarli per avermi donato una meravigliosa e grandissima famiglia su cui contare. Per cui un grazie alle mie zie, i miei zii, le mie cugine e i miei cugini che mi hanno

sostenuto in questo percorso dal primo momento, che non hanno mai smesso di credere in me e che non mi hanno mai fatto sentire solo, specialmente nei momenti più difficili. Un grazie particolare va a Marti e Peppe E. per il prezioso supporto datomi in questa esperienza.

In conclusione, il ringraziamento più speciale va ai miei genitori e a mia sorella. Loro sono le colonne portanti della mia vita. Con tanto sacrificio e coraggio mi hanno appoggiato costantemente nelle mie scelte. Sono stati sempre al mio fianco, a sostenermi, a consigliarmi, ad aiutarmi, ad incoraggiarmi a non mollare. Il raggiungimento di tale obiettivo è solo grazie a voi, per cui ve lo dedico con immenso amore. Siete la mia fortuna e il dono più prezioso mai ricevuto, spero sempre di potervi rendere fiero.

Sempre pronto ad affrontare nuove sfide perché d'altronde non si tratta solo di vincere, si tratta anche di non arrendersi. Per aspera ad astra!