



Artificial Intelligence

**ARTIFICIAL INTELLIGENCE FOR MATCHMAKING**



# INDICE

Definizione del  
Problema

Cos'è AIMm?

Come  
funziona?

CRISP-DM

Conclusioni

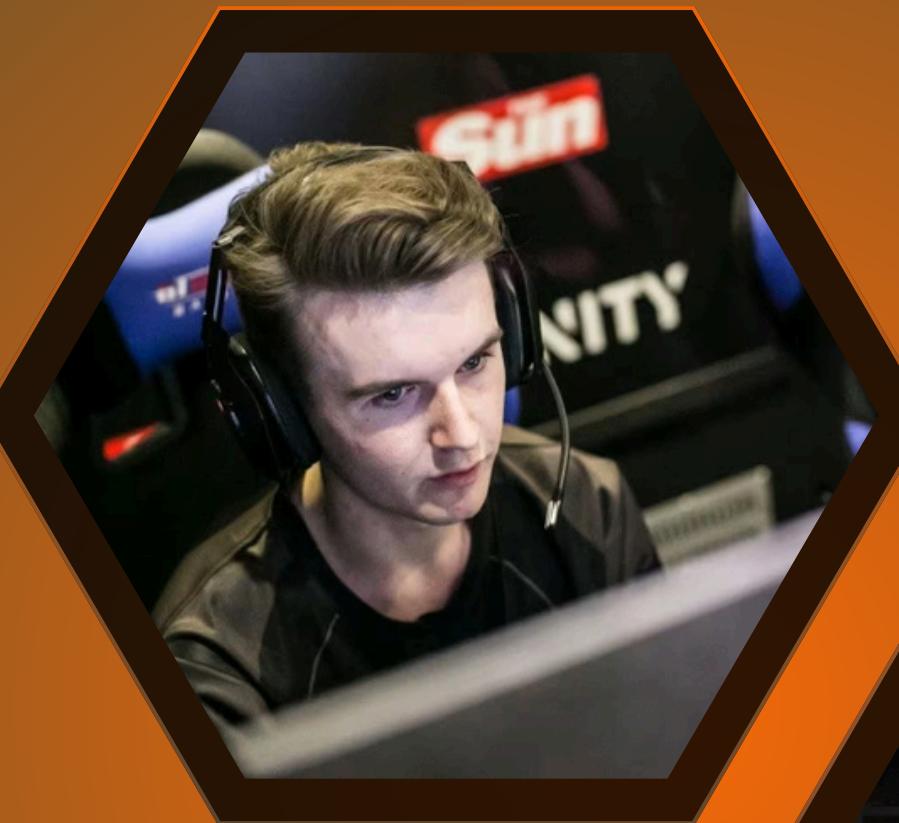
TEAM



# DEFINIZIONE DEL PROBLEMA

Con lo sviluppo dell'industria videoludica e l'aumento dell'utenza nel settore, si è creato un dislivello tra i picchi di newbies (neofiti) ed esperti. Solitamente, nei videogiochi online, si partecipa ad una partita con altri giocatori ma non è detto che la partita sia bilanciata; la maggior parte dei prodotti videoludici non presenta esperienze soddisfacenti per entrambe le squadre.





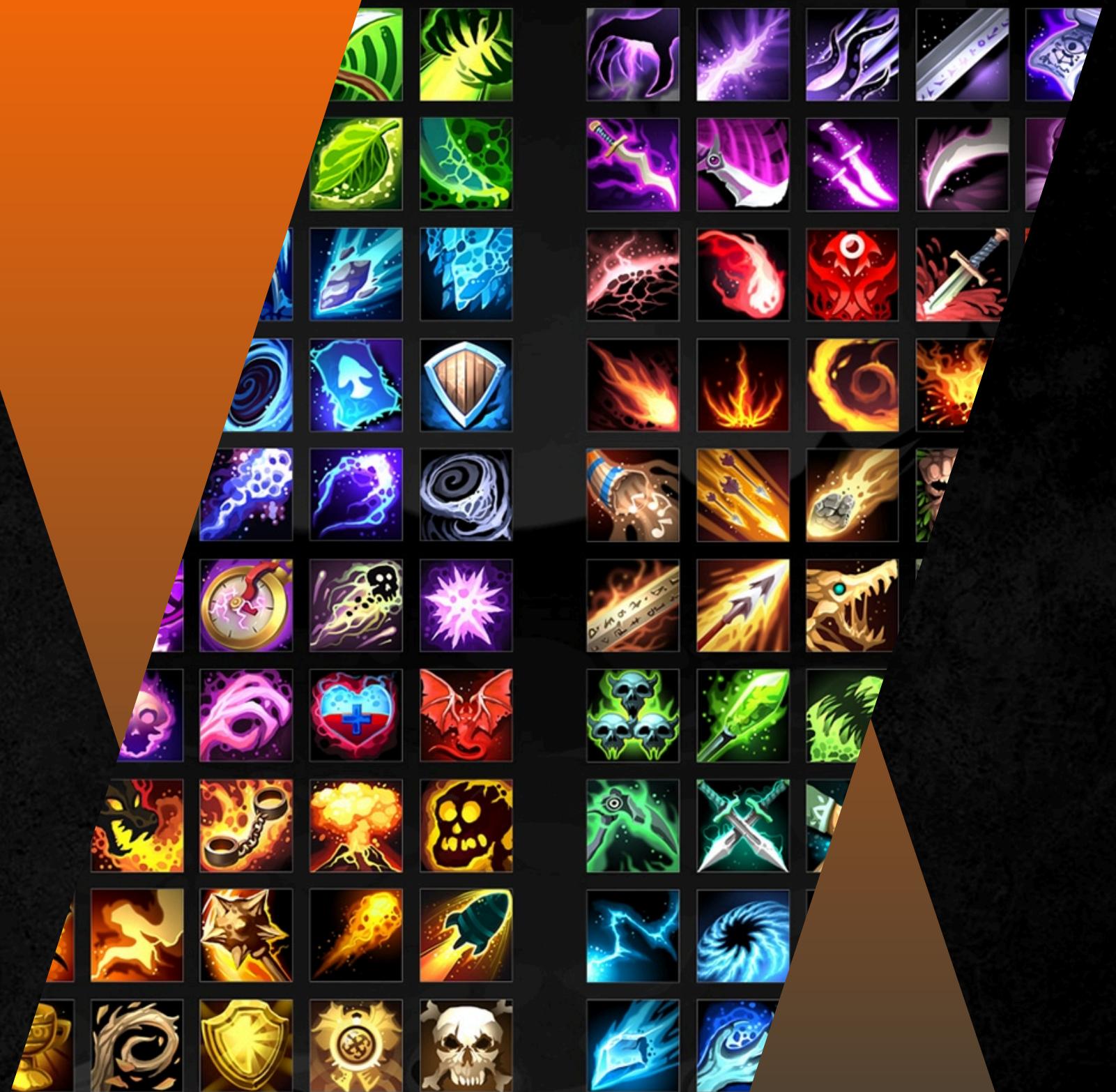
# SOLUZIONE

La soluzione sta nel cambiare il paradigma di gestione e selezione dei giocatori all'interno delle lobby per un corretto bilanciamento, ma non eccessivo, avendo esperienze propositive ed evolutive per i principianti e soddisfacenti per i più esperti.



# COS'È AIMM?

è un progetto che mira a correggere i paradigmi SBMM (Skill-Based Matchmaking) all'interno dei videogiochi online, cercando di bilanciare al punto giusto, senza un cosiddetto "overbalancing" o "underbalancing" per un'esperienza universalmente divertente.





# COME FUNZIONA?

AlMm studia tutti i giocatori presenti all'interno del prodotto videoludico di cui fa parte e, in base alla dispersione delle statistiche delle varie esperienze di gioco, comprenderà il livello di abilità delle lobby che dovrà gestire e monitorare, garantendo un buon bilanciamento

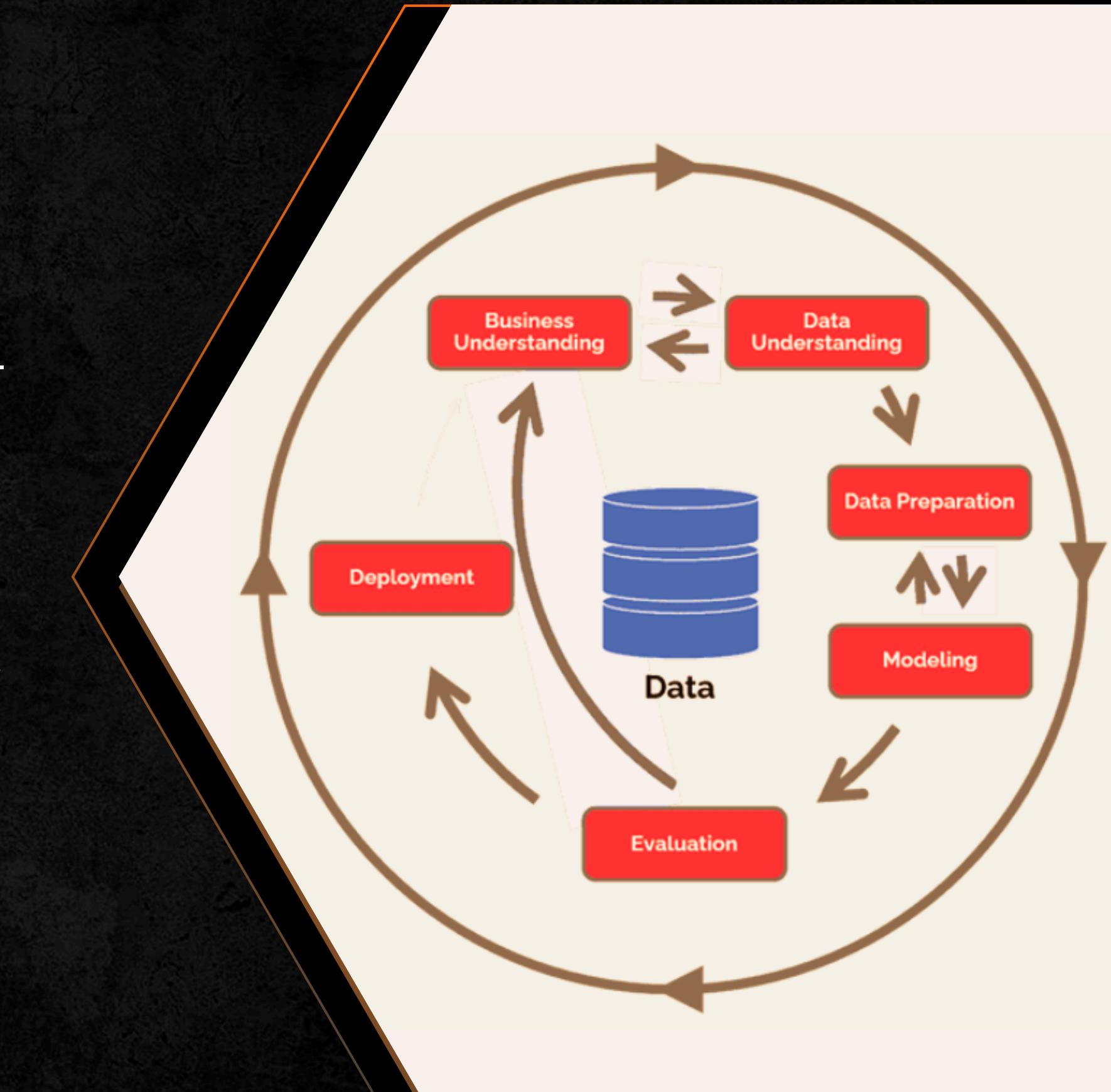
In altre parole, studia le esperienze già presenti e si applicherà attivamente sui nuovi giocatori





# CRISP-DM

Per la progettazione di AIMm, si è utilizzato il CRISP-DM, modello che consente una combinazione dinamica, iterativa e incrementale tra l'ingegneria dei dati e del software. Seguendo le varie fasi, siamo riusciti a comprendere maggiormente i veri requisiti e obiettivi di AIMm, i dati utilizzati, come vengono preparati e usati per il modello per poi effettuare un'evaluation, testandolo, per poi dispiegarlo.





# BUSINESS UNDERSTANDING

## Rischi

- Bilanciamento eccessivamente alto/basso
- Tempi di ricerca della lobby maggiorati
- Risultati negativi se il dataset non è abbastanza popolato

## Obiettivi

- Bilanciare in base all'insieme di tutte le statistiche (con pesi) e non solo una piccola parte
- Giocabilità (Fairness) aumentata per l'utente

## Costo-Beneficio

- Più dati (con maggiore qualità) significheranno maggiore bilanciamento di AIMM





# DATASET

Il Dataset utilizzato prevede le statistiche della Leaderboard del videogioco “Call of Duty: Modern Warfare (2019)”, usato per mettere in pratica il paradigma AIMm.

## Reperibilità

Kaggle

## Author

Aisha Hakami

## Link

[Kaggle - cod.csv](#)

## Genere

Players Behavior Dataset



# DATA UNDERSTANDING

## Dati

I dati presenti nel dataset rappresentano le statistiche individuali di gioco, come le abilità (skills) e il tempo di gioco (level)

## Problemi

Tuttavia, il dataset presenta diversi outlier, esperienze surreali con statistiche calcolate male o inventate e non rispecchia a pieno le qualità di un classico registro di giocatori di un videogioco multigiocatore.





# DATA PREPARATION

- **Data Cleaning:** rimozione di dati rumorosi o surreali e ricalcolo di feature dipendenti
- **Feature Scaling:** tramite StandardScaler (std. unitaria)
- **Feature Selection:** per la selezione di Feature, abbiamo analizzato le Feature Interactions, migliorandole/ricalcolandole.
- **Data Balancing:** conoscendo il dominio applicativo, abbiamo ridotto i dati in base ai parametri e vari controlli.

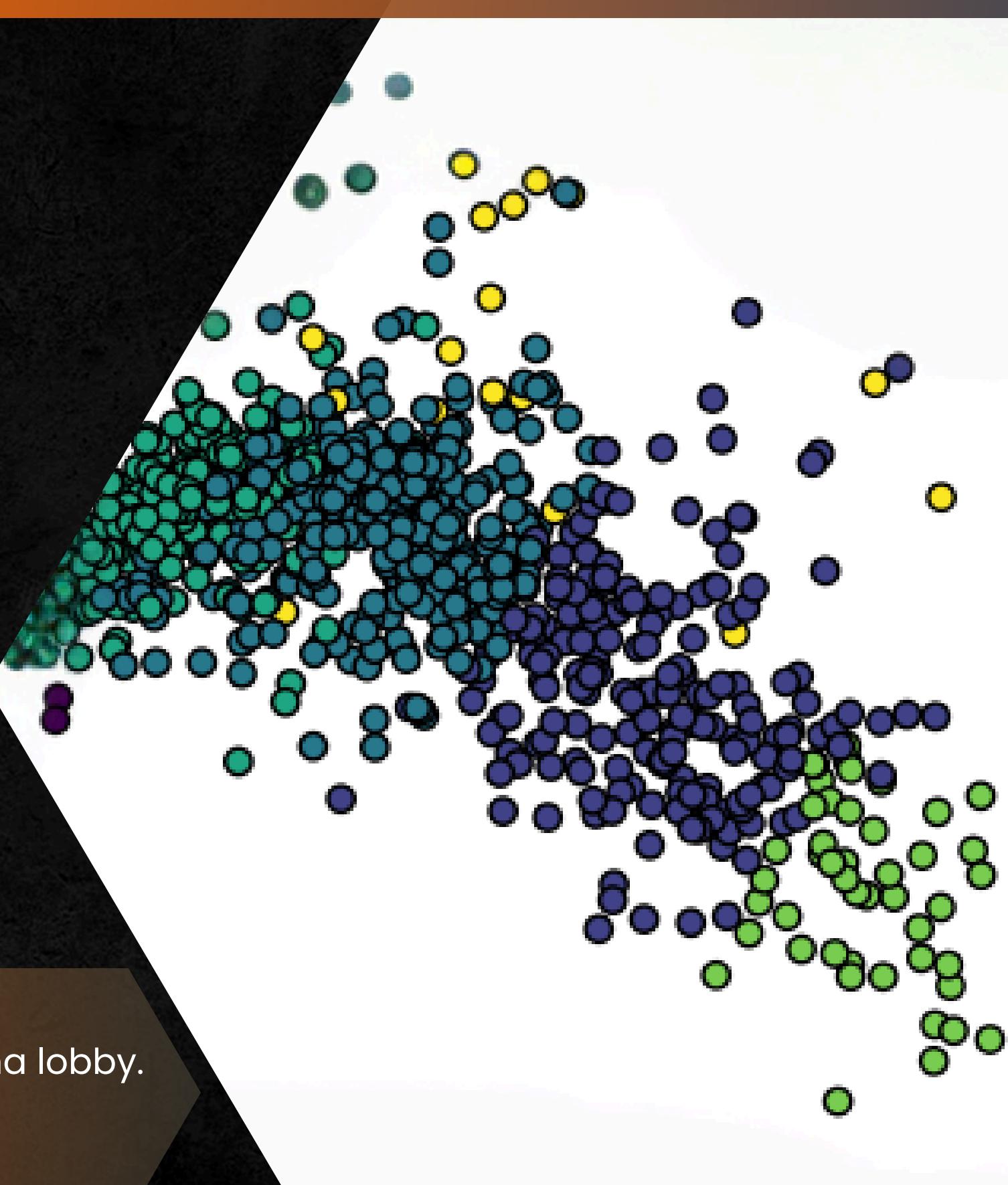




# MODELING

Inizialmente si è pensato ad un problema di classificazione, data la selezione di giocatori in varie lobby. Effettivamente, però, le lobby sono dinamiche e tutto va in base alla dispersione e variabilità del numero dei giocatori e la loro qualità. Abbiamo risolto il problema tramite un algoritmo di clustering, più precisamente K-Means.

K-Means con Elbow Method per il numero di clusters, KNN per i player in coda per una lobby.  
La visualizzazione di essi è avvenuta con successo grazie a PCA.





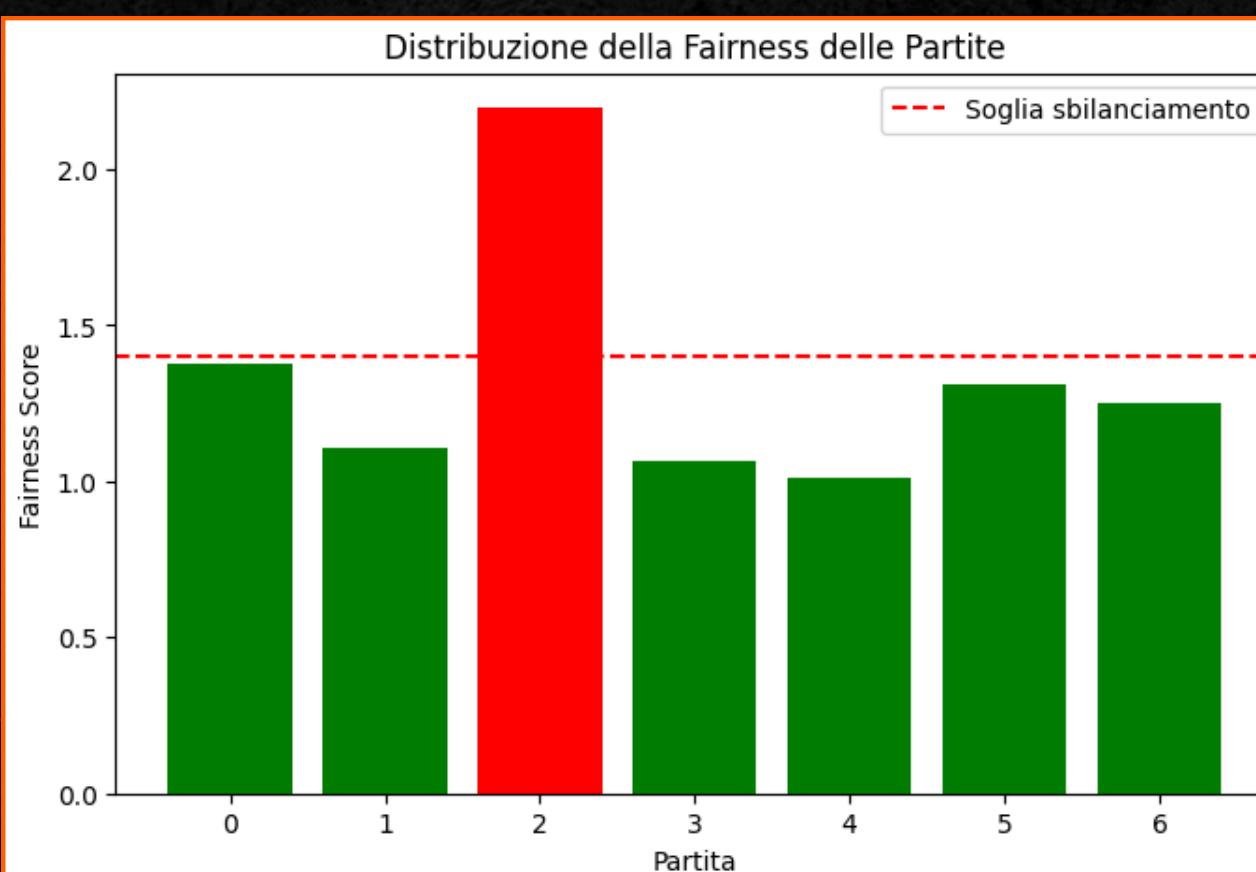
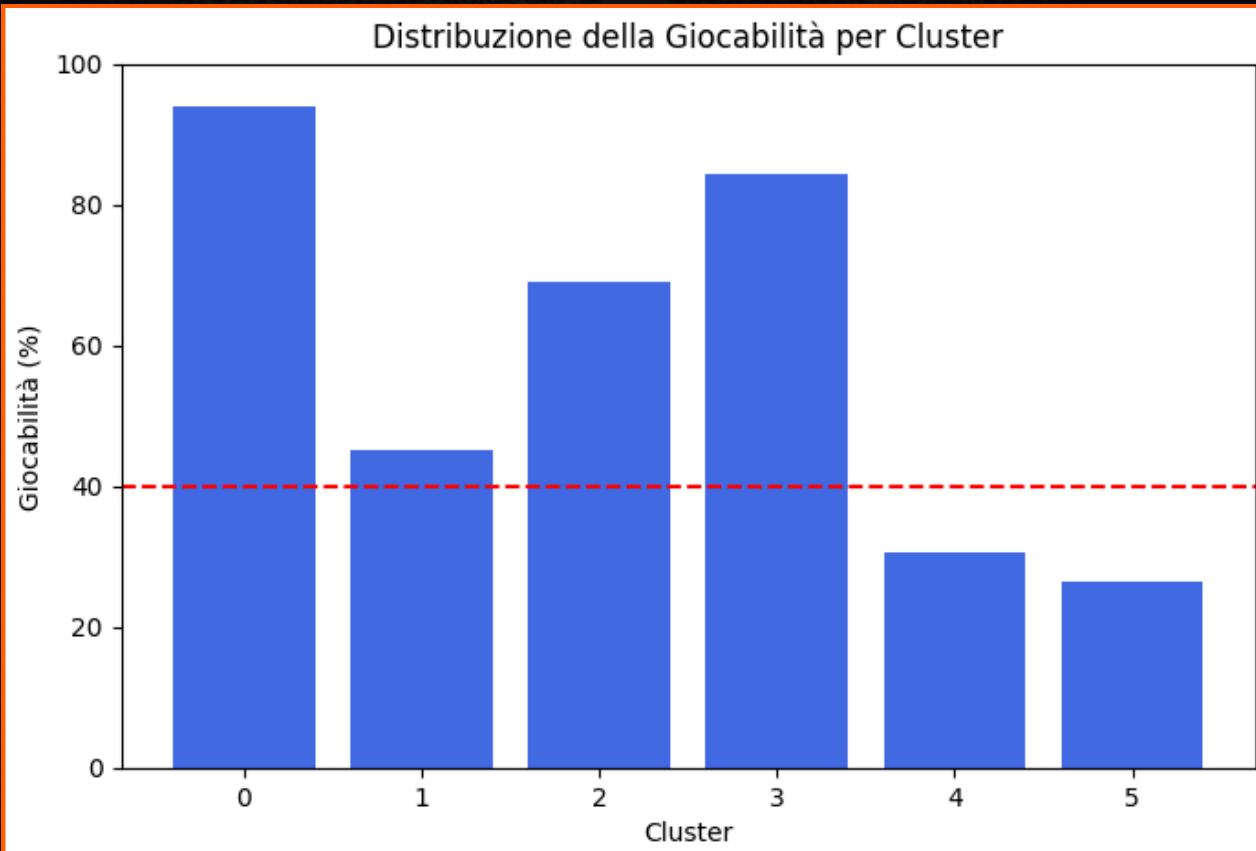
# EVALUATION

Nella fase di valutazione, abbiamo utilizzato delle formule guidate da un'euristica, conoscendo il dominio applicativo. Abbiamo scelto di usare delle formule per la varianza dei dati e per l'algoritmo utilizzato.

## Formule:

- **Giocabilità:** rappresenta la coerenza del cluster, analizzando le abilità dei player, attraverso l'uso della deviazione standard.
- **Fairness:** rappresenta il bilanciamento delle squadre in una specifica lobby, che è il rapporto tra il team più forte e il più debole. Per bilanciare si è usato il rapporto tra questi.

**N.B.:** Data la mancanza di qualità e quantità di dati, ci aspettiamo anche situazioni di sbilancio ma che non superino di molto la soglia.





Deploy



# DEPLOYMENT

Il progetto AIMm non è altro che un paradigma riusabile e facilmente modificabile in base al tipo di progetto, al genere videoludico e alla quantità di dati.

**Saverio D'Avanzo**

[s.davanzo5@studenti.unisa.it](mailto:s.davanzo5@studenti.unisa.it)

**Giuseppe Sabetta**

[g.sabetta3@studenti.unisa.it](mailto:g.sabetta3@studenti.unisa.it)

**Nome Progetto**

**Artificial Intelligence Matchmaking**



# CONCLUSIONI

Nonostante il dataset, abbiamo creato un modello in grado di bilanciare le partite di videogiochi online con l'efficacia media del 60% per migliorare l'esperienza del giocatore, indipendentemente dalle sue abilità.

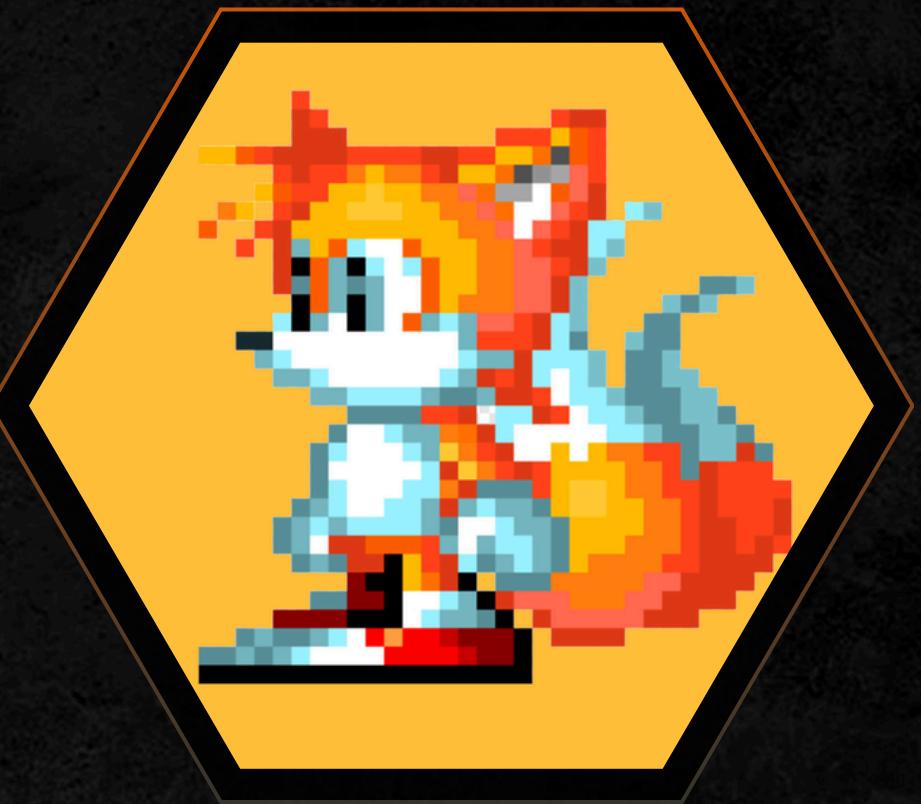




# OUR TEAM



Giuseppe Sabetta



Saverio D'Avanzo