



[Link alla repository Github](#)

Progetto per il corso di
Fondamenti di Intelligenza Artificiale
Fabio Palomba

Dipartimento di Informatica
Università degli studi di Salerno
a.a 2023 - 2024

Autori

Angelo Alberico - Gianvincenzo Landolfi - Luigi Rocchino

Sommario

1	Introduzione	4
1.1	Introduzione ai Pokémon	4
1.2	Battaglie Pokemon	5
1.3	Specifica PEAS	6
1.4	Proprietà dell'ambiente	7
2	Analisi del problema	7
2.1	NO all'Apprendimento	8
2.2	Scomposizione del problema	9
2.2.1	Ricerca locale	9
2.2.2	Distanza dal Fronte	10
3	Struttura del Progetto	11
4	Progettazione degli Algoritmi	12
4.1	Algoritmo Genetico	12
4.1.1	Codifica degli Individui	12
4.1.2	Inizializzazione della Popolazione	13
4.1.3	Funzione di Fitness	13
4.1.4	Operatori Genetici	15
4.1.5	Selezione	16
4.1.6	Crossover	16
4.1.7	Mutazione	17
4.1.8	Stopping Condition	17
4.2	Distanza dal Fronte	18
5	Implementazione	18
5.1	Gestione dei dati	18
5.2	Implementazione GA	19
5.2.1	NSGA-II	20
5.2.2	SPEA2	21

5.3	Scelte di implementazione	21
5.4	Implementazione Distanza dal fronte	22
6	Risultati	23
6.1	Conclusioni e Sviluppi futuri	25
7	Riferimenti	25

1 Introduzione

I Pokémon rappresentano un vasto universo affascinante, dove l'impiego di strumenti di intelligenza artificiale apre nuove prospettive nell'analisi delle interazioni tra queste creature. Questo progetto si concentra sull'utilizzo di algoritmi di intelligenza artificiale per prevedere l'esito degli scontri tra due squadre Pokémon. Attraverso l'analisi delle caratteristiche e delle abilità dei Pokémon, cerchiamo di sviluppare un modello predittivo per determinare il vincitore di un confronto.

Per cominciare, verranno introdotti i Pokémon, seguendo poi con l'analisi della specifica PEAS (Performance, Environment, Actuators, Sensors) e delle proprietà dell'ambiente in cui si svolgono gli scontri.

1.1 Introduzione ai Pokémon

I Pokémon sono creature immaginarie popolari nell'universo dei videogiochi, dei fumetti, dell'animazione e dei giocattoli. Creati nel 1996 da Satoshi Tajiri e Ken Sugimori e sviluppati dalla società giapponese Nintendo, i Pokémon sono diventati un fenomeno culturale globale.

Queste creature abitano un mondo fantastico popolato da allenatori, ciascuno dei quali cerca di catturare, addestrare e combattere con i Pokémon. Ogni Pokémon ha abilità uniche, caratteristiche fisiche e poteri speciali, rendendoli affascinanti e diversificati.

I Pokémon sono comunemente classificati in diverse specie e tipologie, che variano da creature simili a animali reali a forme bizzarre e mistiche. I giochi Pokémon si concentrano spesso sulla formazione di squadre di Pokémon per competere in lotte contro altri allenatori, in tornei o in avventure per diventare il migliore allenatore di Pokémon.

Con l'introduzione di nuove generazioni di videogiochi, serie animate,

film e giocattoli, l'universo dei Pokémon continua a evolversi, attirando un vasto pubblico di appassionati di tutte le età.

1.2 Battaglie Pokemon

Le battaglie Pokémon sono uno degli aspetti centrali del gioco Pokémon e comprendono diversi elementi chiave che influenzano il loro esito. Ecco come funzionano, concentrandoci sui valori importanti:

- **Il Pokémon:** Ogni giocatore può schierare fino a sei Pokémon nella loro squadra. Durante una battaglia, sceglierai uno di questi Pokémon per combattere contro il Pokémon avversario. Ogni Pokémon può avere un'abilità speciale unica che influisce sulla battaglia in modi diversi. Ad esempio, un Pokémon potrebbe avere un'abilità che aumenta la sua velocità quando viene colpito da un attacco di tipo Acqua. Le abilità possono fornire vantaggi tattici o difensivi durante la battaglia e possono essere cruciali nel determinare l'esito degli scontri.
- **Il "Totale delle statistiche Pokémon"** è un indicatore generale della potenza complessiva del Pokémon. I Pokémon con un totale di statistiche più elevato tendono ad essere più forti e più versatili in battaglia. Tuttavia, è importante notare che una statistica più alta non garantisce automaticamente la vittoria in battaglia, poiché altri fattori come i tipi Pokémon e le mosse utilizzate possono avere un impatto significativo sul risultato della battaglia.
- **I Tipi dei Pokémon:** Ogni Pokémon ha uno o due tipi, come Acqua, Fuoco, Erba, Elettro, ecc. I tipi determinano i punti di forza e di debolezza di un Pokémon rispetto ad altri tipi. Ad esempio, un Pokémon di tipo Acqua sarà efficace contro i Pokémon di tipo Fuoco, ma sarà debole contro i Pokémon di tipo Erba. Una buona Squadra pokemon deve cercare di avere più tipi possibili.

- **Le Mosse:** Ogni Pokémon può imparare diverse mosse, che possono essere di attacco, di difesa, di supporto o di altro tipo. Le mosse hanno diversi tipi e poteri, che possono influenzare l'efficacia di un attacco contro un altro Pokémon. Alcune mosse possono infliggere danni diretti ai PS del Pokémon avversario, mentre altre possono causare stati alterati come il paralizzato o l'avvelenato.
- **Il Tipo delle Mosse:** Le mosse hanno anche tipi, come le mosse di tipo Acqua, Fuoco, Volante, ecc. L'efficacia di una mossa dipende dal tipo del Pokémon che la usa e dal tipo del Pokémon avversario. Ad esempio, una mossa di tipo Acqua sarà super efficace contro un Pokémon di tipo Fuoco, ma meno efficace contro un Pokémon di tipo Erba.

1.3 Specifica PEAS

Un ambiente viene generalmente descritto tramite la formulazione PEAS:

- **Performance:** L'operato dell'agente è valutato in base a diverse caratteristiche e statistiche dei Pokémon.
- **Enviroment:** L'ambiente in cui opera l'agente è costituito dall'insieme di tutte le possibili squadre che si possono comporre con i Pokémon.
- **Actuators:** L'agente interagisce con l'ambiente selezionando i Pokémon disponibili per formare le squadre.
- **Sensors:** L'agente raccoglie dall'ambiente tutte le informazioni riguardanti i Pokémon che formano le squadre.

1.4 Proprietà dell'ambiente

Le proprietà relative all'ambiente sono:

- **Completamente Osservabile:** I sensori di un ambiente danno accesso allo stato completo dell'ambiente in ogni momento. In quanto si ha accesso a tutte le informazioni relative ai Pokémon.
- **Stocastico:** Siccome è presente una componente randomica che determina lo stato successivo.
- **Sequenziale:** Le decisioni dell'agente (come selezionare o cambiare un Pokémon) influenzano le decisioni successive e le prestazioni complessive del team.
- **Statico:** L'ambiente è invariato mentre un agente sta deliberando.
- **Discreto:** L'ambiente fornisce un numero limitato di percezioni e azioni distinte, chiaramente definite.
- **Singolo Agente:** L'ambiente consente la presenza di un unico agente.

2 Analisi del problema

Il problema che ci proponiamo di affrontare riguarda la determinazione del vincitore in uno scontro tra due squadre Pokémon. Questo compito presenta diverse sfide, tra cui la vastità dello spazio di ricerca, la complessità delle interazioni tra i Pokémon e le diverse strategie adottate dagli allenatori.

Una delle principali sfide è decidere quale approccio adottare per risolvere il problema. Due approcci comuni sono la ricerca locale e l'apprendimento. Nella ricerca locale, l'obiettivo è trovare una soluzione

ottima esplorando in profondità le possibili mosse e adattando la strategia in base alle condizioni del momento. D'altro canto, l'apprendimento coinvolge l'uso di algoritmi di intelligenza artificiale per addestrare un modello predittivo in grado di stimare il risultato di uno scontro basandosi su dati storici.

Il nostro obiettivo è identificare l'approccio più adatto per affrontare il problema della determinazione del vincitore in uno scontro tra squadre Pokémon, tenendo conto delle specifiche esigenze e delle caratteristiche uniche del dominio del problema.

2.1 NO all'Apprendimento

Nonostante l'appel e la promessa di precisione offerta dagli algoritmi di apprendimento, la loro adozione potrebbe non essere la scelta più sensata nel contesto della determinazione del vincitore in uno scontro tra squadre Pokémon. La principale ragione dietro questa decisione risiede nell'assenza di dati storici di partite. Nell'ambito dei combattimenti Pokémon, i dati storici dettagliati e affidabili sulle partite passate sono spesso difficili da ottenere o semplicemente non esistono. Senza un ampio set di dati su partite precedenti, un algoritmo di apprendimento potrebbe non essere in grado di addestrarsi efficacemente o di generare previsioni accurate. Inoltre, anche se disponibili, i dati storici potrebbero non riflettere appieno la varietà delle situazioni di gioco, con molte partite che si svolgono in modi unici e imprevedibili. Pertanto, senza una base solida di dati storici su cui basare il processo di apprendimento, l'uso di algoritmi di apprendimento potrebbe non essere pratico o produttivo per affrontare il problema della determinazione del vincitore in uno scontro Pokémon.

2.2 Scomposizione del problema

Nel tentativo di risolvere il complesso problema della determinazione del vincitore in uno scontro tra due squadre Pokémon, possiamo suddividerlo in due sottoproblemi distinti.

Il primo sottoproblema riguarda l'individuazione delle migliori squadre possibili attraverso l'uso di algoritmi di ottimizzazione di Ricerca Locale, come l'Hill Climbing, il Simulated Annealing e gli Algoritmi Genetici. Questi algoritmi ci consentono di esplorare una varietà di soluzioni valide che eccellono in diversi aspetti legati alle statistiche dei Pokémon che formeranno la squadra.

Il secondo sottoproblema si concentra sulla previsione del vincitore dello scontro. Utilizzando le informazioni fornite dal primo sottoproblema, possiamo progettare un algoritmo che, prendendo in input, l'output dell'algoritmo di Ricerca Locale e le due squadre in competizione, calcola la distanza di ciascuna squadra rispetto alle squadre forti individuate dal primo sottoproblema. Utilizzando queste informazioni, siamo in grado di determinare quale delle due squadre disti di meno dalle rispettive squadre forti e quindi prevedere il vincitore dello scontro.

2.2.1 Ricerca locale

Nel contesto del primo sottoproblema, possiamo considerare l'utilizzo di diversi algoritmi di ricerca locale per individuare le migliori squadre possibili. Tra questi, l'Hill Climbing, il Simulated Annealing e l'Algoritmo Genetico sono tra i più comuni.

L'Hill Climbing è un algoritmo di ottimizzazione locale che esplora lo spazio delle soluzioni cercando iterativamente una soluzione migliore adiacente alla soluzione corrente. Sebbene sia efficiente e facile da implementare, l'Hill Climbing può rimanere bloccato in massimi locali

e non garantisce la ricerca della soluzione ottimale.

Simulated Annealing è una tecnica di ottimizzazione probabilistica ispirata al processo di ricottura dei metalli, che permette di esplorare lo spazio delle soluzioni in modo più ampio, accettando occasionalmente soluzioni peggiori per evitare minimi locali. Tuttavia, richiede la messa a punto di parametri sensibili, come la temperatura di annealing.

L'Algoritmo Genetico è una tecnica di ottimizzazione basata su popolazioni ispirata alla teoria dell'evoluzione biologica, che utilizza concetti come la selezione naturale, la mutazione e l'incrocio per esplorare lo spazio delle soluzioni. È particolarmente adatto a problemi con molteplici obiettivi e vincoli, come la ricerca delle migliori squadre Pokémon.

Nel nostro contesto, l'utilizzo di un Algoritmo Genetico potrebbe essere preferibile, poiché permette di esplorare efficacemente lo spazio delle soluzioni multi-obiettivo e di identificare un insieme di squadre competitive rappresentate dal fronte di Pareto.

2.2.2 Distanza dal Fronte

Per quanto riguarda il secondo sottoproblema, possiamo utilizzare un approccio basato sulla distanza dal fronte di Pareto per determinare il vincitore dello scontro. Progettiamo un algoritmo che, prendendo in input il fronte di Pareto e le due squadre in competizione, calcola la distanza di ciascuna squadra rispetto alle squadre forti del fronte.

Successivamente, utilizziamo queste informazioni per determinare quale delle due squadre disti di meno dalla rispettiva squadra forte del fronte di Pareto. La squadra che si avvicina di più alla rispettiva squadra forte del fronte di Pareto è considerata quella con maggiori probabilità di vincere lo scontro.

Questo approccio ci consente di prevedere il vincitore dello scontro in modo efficace, basandoci sulle caratteristiche delle squadre presenti nel fronte di Pareto.

3 Struttura del Progetto

La struttura del nostro progetto è stata progettata per massimizzare l'efficienza e la flessibilità nell'implementazione del nostro algoritmo genetico per la determinazione del vincitore in uno scontro tra due squadre Pokémon. Abbiamo adottato un approccio modulare e organizzato, che comprende l'utilizzo della framework JMetal per implementare il nostro algoritmo genetico.

Abbiamo scelto JMetal per la sua flessibilità e la vasta gamma di funzionalità offerte per la progettazione e l'implementazione di algoritmi evolutivi. La sua architettura modulare ci ha consentito di adattare facilmente l'algoritmo genetico alle nostre specifiche esigenze, mentre le sue funzionalità di ottimizzazione multiobiettivo si sono rivelate particolarmente utili per gestire la complessità delle nostre analisi.

Inoltre, abbiamo integrato nel nostro progetto due dataset completi contenenti tutti i dati relativi ai Pokémon, strutturato in formato CSV. Questi dataset sono stati fondamentali per alimentare il processo decisionale del nostro algoritmo genetico, consentendo una valutazione accurata delle squadre Pokémon e delle loro prestazioni.

Abbiamo decomposto il nostro progetto in due sottosistemi distinti per affrontare i due sottoproblemi precedentemente identificati. Il primo sottosistema si occupa dell'individuazione delle migliori squadre possibili, mentre il secondo affronta l'analisi delle prestazioni delle squadre in competizione e la previsione del vincitore dello scontro. Questa suddivisione ci ha permesso di gestire in modo efficiente la complessità

del problema e di implementare soluzioni mirate per ciascun aspetto del processo decisionale.

4 Progettazione degli Algoritmi

4.1 Algoritmo Genetico

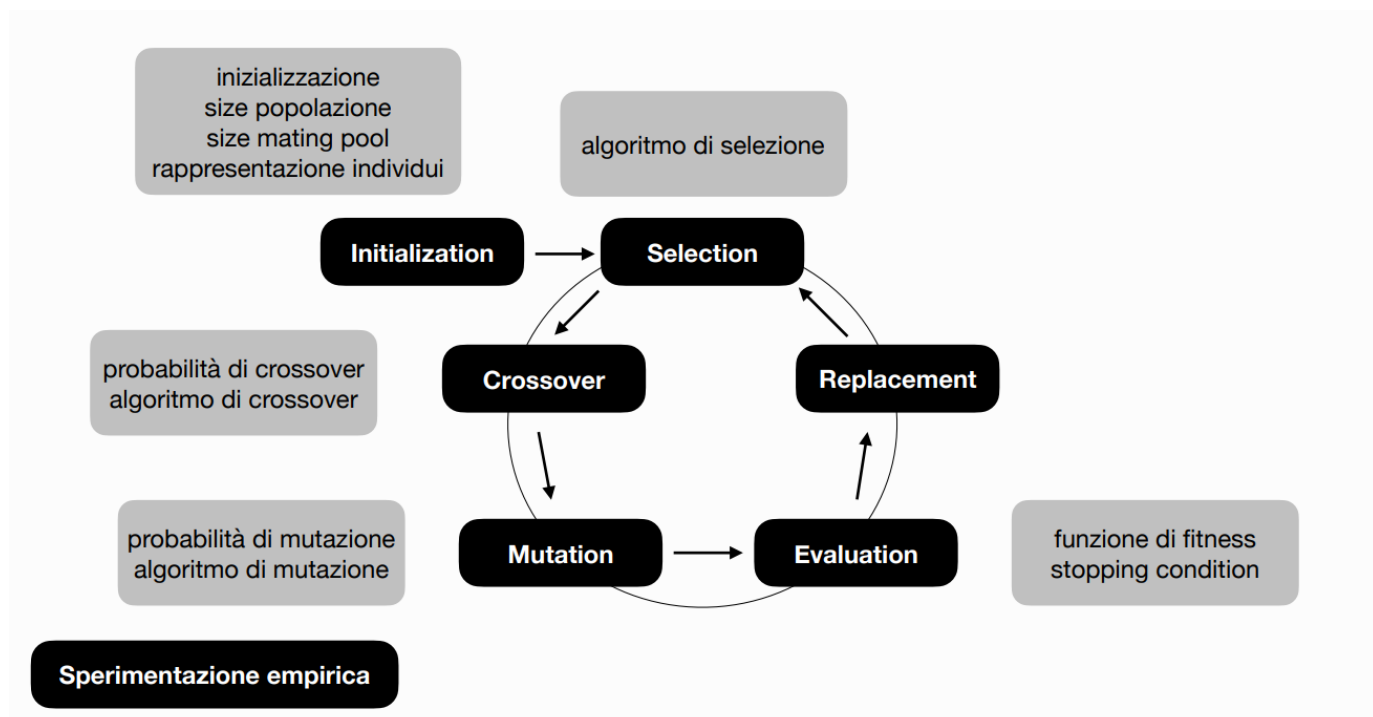


Figura 1 - Step per la progettazione del GA.

4.1.1 Codifica degli Individui

Per rappresentare gli individui nel nostro algoritmo genetico, adotteremo un approccio basato su un array di interi. Ogni elemento di questo array corrisponderà alla chiave di un Pokémon all'interno di un'HashMap pre-caricata che contiene tutti i Pokémon del dataset.

Attraverso questa scelta, miriamo a garantire una gestione efficiente degli individui e un accesso rapido alle informazioni specifiche di ciascun Pokémon. Questa rappresentazione agevolerà le operazioni di selezione, crossover e mutazione, fornendo nel contempo una buona efficienza computazionale.

4.1.2 Inizializzazione della Popolazione

Una caratteristica fondamentale degli algoritmi genetici è la presenza di una popolazione iniziale di individui, che costituisce il punto di partenza per il processo evolutivo. Questa popolazione iniziale è essenziale perché fornisce diversità genetica all'algoritmo, consentendo di esplorare una vasta gamma di soluzioni potenziali nello spazio del problema. Senza una popolazione iniziale diversificata, l'algoritmo genetico potrebbe convergere prematuramente su soluzioni subottimali.

Per garantire una valutazione accurata delle performance del nostro algoritmo genetico, esploreremo empiricamente due approcci distinti all'inizializzazione della popolazione. Il primo approccio prevede l'inizializzazione casuale, in cui gli individui vengono generati casualmente all'interno del dominio del problema.

Il secondo approccio impiega un metodo di inizializzazione basato su euristiche. Qui, sfrutteremo conoscenze specifiche del dominio del problema per generare una popolazione iniziale che rifletta le caratteristiche desiderate delle soluzioni.

4.1.3 Funzione di Fitness

Le funzioni di fitness sono fondamentali negli algoritmi genetici poiché servono a valutare la qualità di ciascun individuo all'interno della popolazione. Determinano quale individuo è più adatto a sopravvivere e a essere selezionato per generare la prossima generazione di individui.

Adotteremo una funzione di fitness multiobiettivo, che considererà simultaneamente più criteri di valutazione. Questo ci consentirà di valutare gli individui in base a più obiettivi (funzioni) e di specificare dei pesi per ognuno di essi.

Le nostre quattro funzioni di fitness saranno:

1. **Media del Totale di un Team:** Questa funzione calcolerà la media delle statistiche totali dei Pokémon presenti nella squadra. Le statistiche totali includeranno i punti base di attacco, difesa, velocità e altri attributi rilevanti. Un punteggio più alto indicherà una squadra globalmente più potente.
2. **Copertura del tipo Pokemon:** Questa funzione valuterà la diversità dei tipi di Pokémon presenti nella squadra. Una copertura equilibrata dei diversi tipi di Pokémon potrà aumentare le possibilità di affrontare una varietà di avversari con efficacia.
3. **Copertura del tipo di Mossa:** Questa funzione valuterà la diversità dei tipi di mosse disponibili nella squadra. Una copertura equilibrata dei diversi tipi di mosse potrà consentire al team di gestire una gamma più ampia di situazioni di combattimento.
4. **Statistiche delle mosse:** Questa funzione valuterà le statistiche e la potenza delle mosse utilizzate dai Pokémon nella squadra. Le mosse con statistiche più alte e potenti potranno influenzare positivamente le prestazioni complessive del team durante gli scontri.

Per il nostro scopo, utilizzeremo una funzione di fitness multi-obiettivo espressa dalla forma:

$$\text{Fitness} = w_1 \cdot f_1 + w_2 \cdot f_2 + \dots + w_i \cdot f_i$$

dove ogni f_i rappresenta uno degli obiettivi della nostra ottimizzazione, e w_i è il peso associato all'obiettivo corrispondente. È importante notare che i valori di ciascun obiettivo f_i saranno normalizzati prima di essere utilizzati nella funzione di fitness. La normalizzazione, che fa parte delle tecniche di Feature scaling, è necessaria per garantire che gli obiettivi con diverse scale o range di valori abbiano un impatto equilibrato sulla valutazione complessiva della fitness. Questo processo di normalizzazione aiuta a garantire che ogni obiettivo contribuisca in modo equo al processo di ottimizzazione, migliorando l'efficacia complessiva del nostro algoritmo genetico. In particolare utilizzeremo la min-max normalization:

$$\hat{y} = a + \frac{(x - \min(x))(b - a)}{\max(x) - \min(x)}$$

4.1.4 Operatori Genetici

Gli operatori genetici includono la selezione, il crossover e la mutazione e sono fondamentali nell'evoluzione della popolazione all'interno di un algoritmo genetico. Questi operatori lavorano insieme per esplorare e sfruttare lo spazio delle soluzioni in modo efficace, influenzando il bilancio tra exploitation ed exploration.

Un adeguato equilibrio tra exploitation ed exploration è cruciale per il successo dell'algoritmo genetico. L'exploitation favorisce la convergenza verso soluzioni di alta qualità, mentre l'exploration permette di esplorare nuove possibilità e di evitare massimi locali. Pertanto, gli operatori genetici devono essere progettati e bilanciati attentamente per ottenere il miglior compromesso tra exploitation ed exploration.

4.1.5 Selezione

La fase di selezione in un algoritmo genetico svolge un ruolo fondamentale nel determinare quali individui della popolazione saranno inclusi nel mating poll, i quali avranno la possibilità di riprodursi e generare la prossima generazione di individui. Per la nostra implementazione, esploreremo due strategie di selezione diverse: K-Tournament e RandomSelection.

- **K-Tournament:** La strategia K-Tournament seleziona casualmente K individui dalla popolazione e li fa competere tra loro. L'individuo con la fitness più alta nel torneo viene selezionato per la riproduzione.
- **RandomSelection:** La strategia di selezione casuale, o RandomSelection, seleziona casualmente gli individui dalla popolazione senza considerare la loro fitness. Anche se questa strategia può sembrare meno sofisticata rispetto al K-Tournament, può essere utile per mantenere una maggiore diversità nella popolazione e prevenire la convergenza prematura verso una soluzione subottimale.

4.1.6 Crossover

Il crossover è un operatore genetico fondamentale che permette di combinare le informazioni genetiche provenienti da due genitori selezionati per generare una prole con caratteristiche derivate da entrambi i genitori. Per la nostra implementazione, esploreremo due strategie di crossover diverse: K-Point e RandomK-Point.

- **K-Point:** La strategia K-point il punto di crossover è fissato e non è casuale. Questo punto divide i genitori in due segmenti, e i segmenti vengono scambiati tra i genitori per generare i discendenti. Il punto di crossover verrà selezionato sistematicamente per effettuare sperimentazioni empiriche.
- **RandomK-Point:** La strategia RandomK-Point utilizza un approccio simile al K-Point, ma il punto di crossover è selezionato casualmente lungo la lunghezza dei cromosomi genitori.

4.1.7 Mutazione

La mutazione è un altro operatore genetico essenziale all'interno degli algoritmi genetici, il cui compito è introdurre variazioni casuali nei genotipi degli individui della popolazione.

Una delle strategie di mutazione comuni è il **Random Resetting**, in cui un gene casuale all'interno del cromosoma di un individuo viene selezionato casualmente e sostituito con un valore casuale. Verrà sperimentata la probabilità di mutazione ideale.

4.1.8 Stopping Condition

La stopping condition, o condizione di terminazione, determina quando l'esecuzione dell'algoritmo deve essere interrotta. Serve a garantire che l'algoritmo genetico abbia sufficiente tempo per esplorare e sfruttare efficacemente lo spazio delle soluzioni, evitando allo stesso tempo di continuare indefinitamente l'ottimizzazione senza ottenere miglioramenti significativi.

La stopping condition verrà implementata impostando un numero massimo di iterazioni. Tale numero verrà definito empiricamente.

4.2 Distanza dal Fronte

Come già accennato in precedenza questo algoritmo avrà il compito di determinare la vincitrice tra due squadre Pokémon prese in input. Innanzitutto implementeremo una funzione che si occuperà di calcolare la distanza tra due team Pokémon considerando:

- Nome del Pokémon
- Tipo del Pokémon
- Totale del Pokémon
- Nome delle mosse del Pokémon
- Tipo delle mosse del Pokémon

Successivamente l'algoritmo si salverà per ognuno dei due team, la minima distanza rispetto al team del fronte meno distante da loro. Dopodichè andrà a restituire la probabilità di vittoria del primo team rispetto al secondo, andando a confrontare queste distanze.

5 Implementazione

5.1 Gestione dei dati

Per quanto riguarda i dati abbiamo trovato 2 csv che contengono rispettivamente le caratteristiche dei Pokémon (Pokedex V1) e le caratteristiche delle mosse (Elenco Mosse V2).

Entrambi i dataset hanno il formato dei dati di tipo **strutturato** ed abbiamo effettuato la **data preparation** con l'obiettivo di preparare i dati da dare in input all'algoritmo Genetico.

In particolare abbiamo effettuato **data cleaning**, nonché la pulizia dei dati mancanti o rumorosi. Con la **data imputation** abbiamo mitigato il problema di dati mancanti o stimato il loro valore, come segue:

- Nel dataset Pokedex V2:
 - **Scartare le righe del dataset:**
 - * Abbiamo rimosso i Pokémon considerati illegali nelle competizioni ufficiali.
 - * Abbiamo rimosso tutti i Pokémon che non possedevano alcuna mossa.
- Nel dataset Elenco Mosse V2:
 - **Imputazione tramite mostfrequent imputation:**
 - * Abbiamo sostituito nella colonna potenza i valori mancanti "-" e i valori "Variabile" con la moda, per uniformare il trattamento di queste mosse con gli altri valori.
 - * Abbiamo sostituito nella colonna PP i valori "Variabili" con la moda.
 - **Imputazione deduttiva:**
 - * Abbiamo sostituito nella colonna potenza "OHKO" con il valore massimo, poiché queste mosse causano il massimo danno possibile.
 - * Abbiamo sostituito nella colonna "precisione" i valori nulli ("-", "-", "-%", "-%") con il valore 100%, poiché i valori precedenti indicavano che la mossa colpiva sempre.

5.2 Implementazione GA

JMetal offre una varietà di algoritmi genetici (GA) e loro varianti per l'ottimizzazione multi-obiettivo e mono-obiettivo. In particolare tra gli

algoritmi di ottimizzazione multi-obiettivo, abbiamo implementato due varianti: **NSGA-II** e **SPEA2**.

Entrambi questi algoritmi sono stati implementati con l'obiettivo di confrontare le loro prestazioni nell'ottimizzazione dei criteri multi-obiettivo del problema in questione. La scelta tra NSGA-II e SPEA2 sarà discussa e valutata nella Sezione 6 Risultati.

5.2.1 NSGA-II

NSGA-II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II): NSGA-II è uno degli algoritmi genetici più popolari per la ricerca multi-obiettivo. Si basa su un processo di ordinamento non dominato per mantenere una popolazione di soluzioni diverse e di alta qualità. Inoltre, include una procedura di selezione basata sulla densità per mantenere una diversità nel set di soluzioni non dominate.

Esso utilizza l'ordinamento non-dominato per mantenere la diversità delle soluzioni e il **crowding distance** per favorire la distribuzione uniforme delle soluzioni sull'intero **fronte di Pareto**.

L'NSGA-II è un algoritmo **elitista**, il che significa che i cromosomi migliori di una generazione saranno presenti anche nella generazione successiva. Affinché ciò avvenga, è necessario ordinare tutti gli individui di ogni generazione secondo il concetto di dominanza di Pareto e calcolare la cosiddetta crowding-distance per ciascun individuo.

Quindi, per garantire l'elitismo, ogni volta che si forma il pool di accoppiamento (**mating pool**), vengono selezionati gli individui con il rango migliore, ovvero il rango più basso, e con un alto valore di crowding-distance. Questo assicura che i migliori individui vengano conservati e trasferiti alla generazione successiva, contribuendo così alla convergenza verso soluzioni di alta qualità nel tempo.

5.2.2 SPEA2

SPEA2 (Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2): SPEA2 è un altro algoritmo genetico utilizzato per la ricerca multi-obiettivo. Si concentra sulla gestione della diversità delle soluzioni e sulla selezione delle soluzioni di Pareto ottimali in base alla loro forza e alla densità della popolazione. SPEA2 utilizza una procedura di archivio esterno per mantenere le soluzioni non dominate e una procedura di selezione basata su tornei per guidare l'evoluzione della popolazione.

5.3 Scelte di implementazione

Sono state implementate tutti gli approcci descritti nella fase di progettazione Sezione 4 Implementazione GA. In particolare:

- Per la selezione abbiamo utilizziamo:
 - **TournamentSelection:** Questo metodo coinvolge la divisione della popolazione in n tornei, ognuno dei quali seleziona un vincitore basandosi sulle prestazioni degli individui partecipanti. I vincitori dei tornei vengono inclusi nel pool di accoppiamento per la generazione successiva.
 - **BinaryTournamentSelection:** È una forma specifica di selezione a torneo in cui vengono selezionati due individui casuali dalla popolazione e viene scelto solo il migliore dei due per la riproduzione. Per individuare l'individuo migliore utilizza la Ranking e crowding distance precedentemente spiegata nella Sezione 5.2.1.
 - **RandomSelection:** Questo metodo seleziona casualmente gli individui dalla popolazione senza alcun tipo di confronto o valutazione basata sul fitness.
- Per il crossover abbiamo utilizzato :

- **IntegerSBXCrossover** (Simulated Binary Crossover): simile all'approccio uniform ma utilizzando una distribuzione binomiale simulata.
 - **NPointCrossover**: che testeremo e confronteremo con gli approcci single-point, double-point e uniform.
- Per la mutazione abbiamo utilizzato :
 - **IntegerPolynomialMutation**: si seleziona una variabile intera nella soluzione da mutare. La distribuzione polinomiale produce un valore casuale che viene aggiunto o sottratto al valore corrente della variabile intera per generare il nuovo valore mutato.

Le decisioni finali in merito agli approcci utilizzati saranno descritte nella Sezione 6 Risultati.

5.4 Implementazione Distanza dal fronte

È stato implementato un algoritmo chiamato "distance" che si occupa di calcolare il valore della distanza tra due squadre Pokèmon. Un valore più alto indica una distanza minore tra le due squadre, e viceversa.

Successivamente un algoritmo chiamato "predict" prende in input un file chiamato "squadra.dat", il quale contiene le squadre Pokemon appartenenti al Fronte di Pareto, date in output dall'algoritmo genetico. Per ciascuna delle due squadre calcola la distanza con ciascuna squadra del Fronte, e salva il valore di distanza più alto (che indica la distanza minore). Dopodichè utilizza i due valori ottenuti per effettuare la predizione tramite una normalizzazione sulla differenza. Il risultato della normalizzazione indica la percentuale di vittoria della prima squadra rispetto la seconda.

6 Risultati

Successivamente all' implementazione, abbiamo condotto una sperimentazione empirica per confrontare le prestazioni di NSGA-II e SPEA2 nell'ottimizzazione dei criteri multi-obiettivo del problema in questione. Dopo aver variato i parametri e analizzato i risultati ottenuti, abbiamo osservato che NSGA-II ha mostrato performance migliori rispetto a SPEA2 in termini di convergenza e diversità delle soluzioni.

NSGA-II si è dimostrato particolarmente efficace nell'ottenere un insieme di soluzioni non dominate distribuite uniformemente lungo il fronte di Pareto. La sua efficacia e robustezza riscontrate durante la fase di test ci hanno convinto che fosse la scelta più appropriata per il nostro problema.

In definitiva sono stati scelti i seguenti parametri per NSGA-II:

- Per l'inizializzazione della popolazione abbiamo utilizzato:
 - **Inizializzazione Casuale:**
È stata scelta per favorire l'exploration.
- Size popolazione:
 - **Size = 100:**
Sono state provate diverse size e questa è stata la migliore.
- Size mating pool:
 - **Size = 50:**
Sono state provate diverse size e questa è stata la migliore.
- Per le funzioni di fitness:

- **evaluateTotal** con peso 1.25
- **coverageType** con peso 1.25
- **coverageMoveType** con peso 1
- **evaluateMoveStats** con peso 0.5
- Per la selezione abbiamo utilizzato:
 - **BinaryTournamentSelection**: È stato scelto siccome dava risultati migliori utilizzando RankingAndCrowdingDistanceComparator.
- Per il crossover abbiamo utilizzato:
 - **IntegerSBXCrossover**: È stato scelto siccome dava risultati migliori, con probabilità a 0,9 e con K=6.
- Per la mutazione abbiamo utilizzato:
 - **IntegerPolynomialMutation**: È stato scelto siccome l'unico applicabile tra quelli disponibili nella framework JMetal, con probabilità a 1/6 (6 = numero di pokemon dell'individuo squadra).
- Come stopping condition abbiamo utilizzato:
 - **Numero di iterazioni = 100** Sono stati provati diversi numeri e questo è stato il migliore.

6.1 Conclusioni e Sviluppi futuri

Il progetto prova a prevedere i risultati di una partita di Pokémon tuttavia, è fondamentale tenere presente che, come in molti contesti competitivi, il risultato di una battaglia Pokémon può dipendere da numerosi fattori. La capacità strategica e tattica del giocatore è cruciale.

L'algoritmo sviluppato dimostra una considerevole precisione predittiva, soprattutto quando le squadre coinvolte sono leggermente sbilanciate. Questo aspetto è significativo nel contesto di migliorare l'esperienza di gioco. Fornire al giocatore una guida affidabile durante gli scontri può incrementare il coinvolgimento e la soddisfazione, incoraggiando una partecipazione più attiva e competitiva.

7 Riferimenti

[0] Materiale del corso 2023/2024 di FIA (Fondamenti di intelligenza artificiale)

[1] Tesi di Laurea: Algoritmi evolutivi multiobiettivo e possibilistic worst-case distance per l'ottimizzazione di circuiti elettronici

[2] ChatGPT-3.5