Introduzione alle tecniche di AI

Prof. Ing. Loris Penserini, PhD

https://orcid.org/0009-0008-6157-0396

Machine Learning con Supervisione

esempi concreti

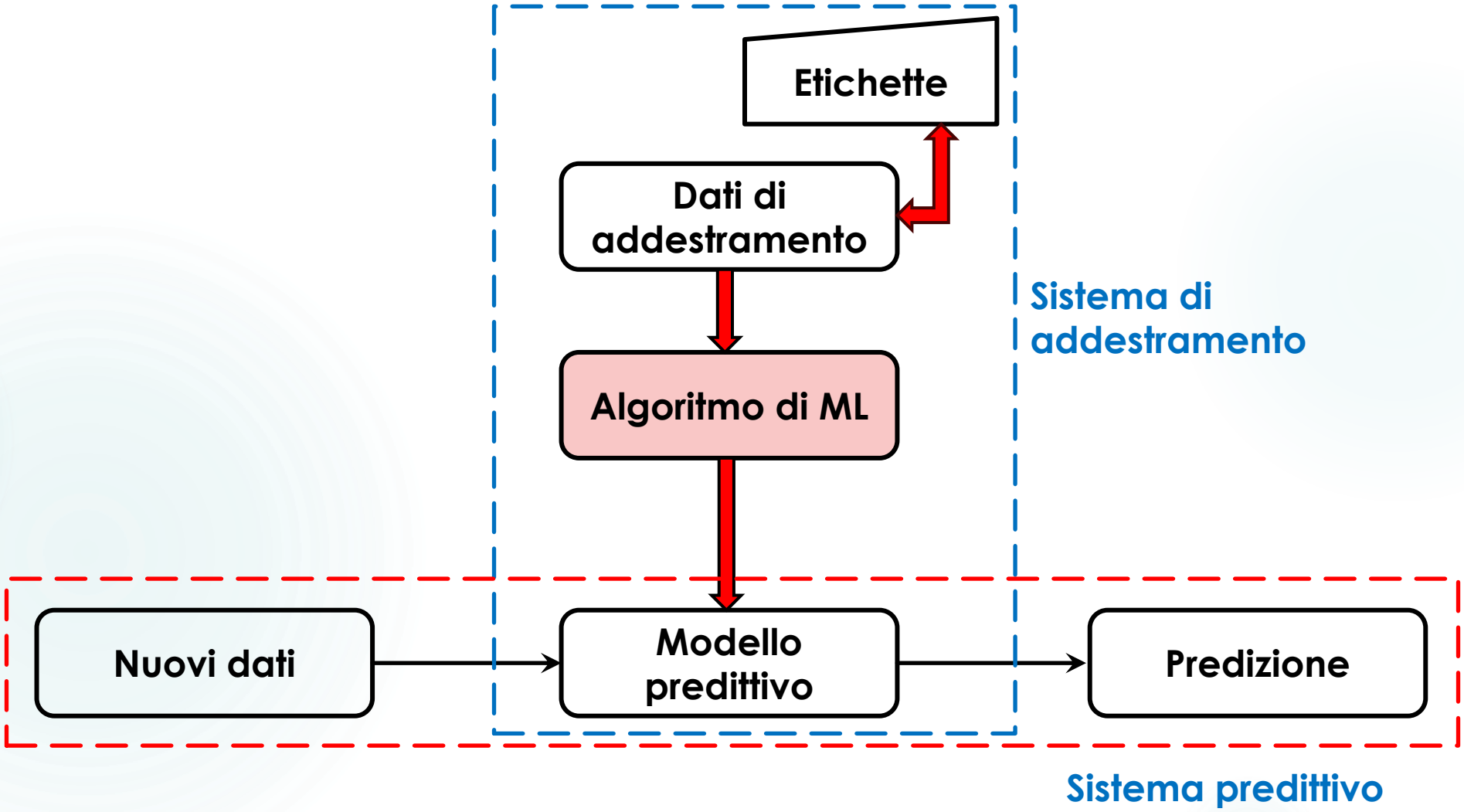
ML con Supervisione

In questi sistemi di AI, lo scopo è quello di istruire un modello a partire da dati etichettati per rendere il sistema autonomo nel fare predizioni su dati mai visti prima o futuri.

Nel caso di filtraggio di messaggi di email, come spam oppure non-spam, si procede con un corpus di messaggi di addestramento già etichettati (spam/non-spam).

Le tecniche di apprendimento con supervisione con etichette per classi discrete è chiamata anche compito di classificazione.

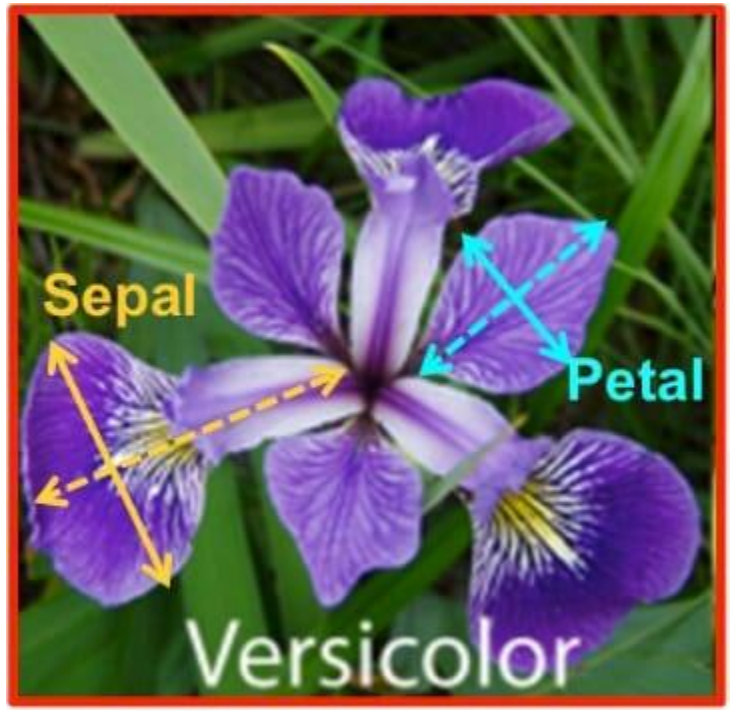
ML con Supervisione



Esempio: data set «Iris» [Raschka et al., 2020]

Costruiamo un classificatore di specie di Iris: Virginica, Setosa e Versicolor.

Il dataset contiene misurazioni di 150 iris delle tre specie elencate e raffigurate.

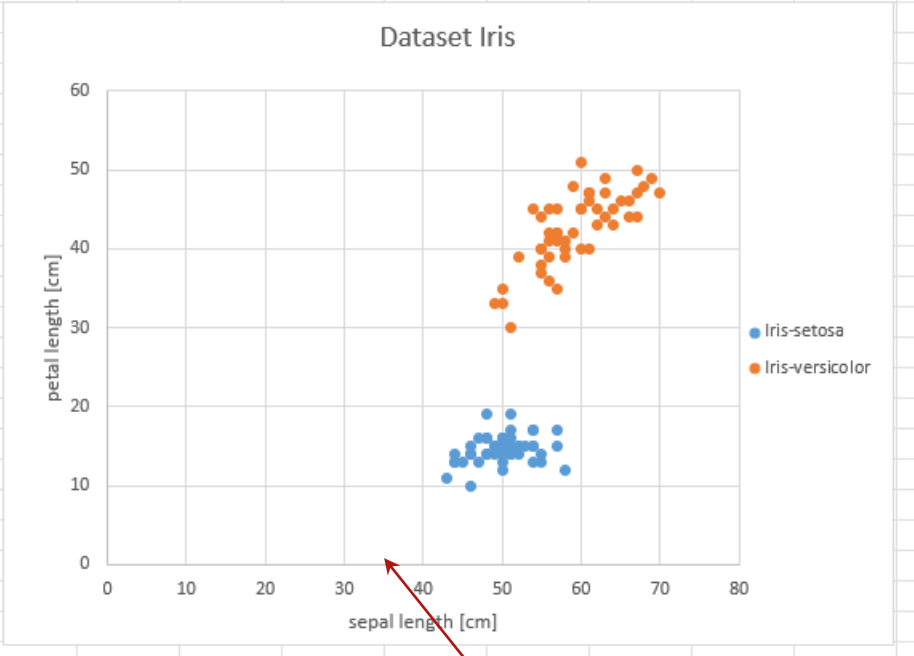


Schema del data set «Iris» [Raschka et al., 2020]

Ciascun esempio di fiore rappresenta una riga del nostro dataset e le misurazioni del fiore in cm sono organizzate in colonne, che chiameremo le caratteristiche del dataset.

Campioni
(istanze, osservazioni)

	A	B	C	D	E
1	Sepal length	Sepal width	Petal length	Petal width	Class label
2	51	35	14	2	Iris-setosa
3	49	30	14	2	Iris-setosa
4	47	32	13	2	Iris-setosa
5	46	31	15	2	Iris-setosa
6	50	36	14	2	Iris-setosa
7	54	39	17	4	Iris-setosa
8	46	34	14	3	Iris-setosa
9	50	34	15	2	Iris-setosa
10	44	29	14	2	Iris-setosa
11	49	31	15	1	Iris-setosa
12	54	37	15	2	Iris-setosa
13	48	34	16	2	Iris-setosa
14	48	30	14	1	Iris-setosa
15	43	30	11	1	Iris-setosa
16	58	40	12	2	Iris-setosa
17	57	44	15	4	Iris-setosa
18	54	39	13	4	Iris-setosa
19	51	35	14	3	Iris-setosa
20	57	38	17	3	Iris-setosa
21	51	38	15	3	Iris-setosa
22	54	34	17	2	Iris-setosa



Caratteristiche o features
(attributi, misurazioni, dimensioni)

Etichette della classe → target

Distribuzione degli esempi di fiori presenti nel dataset

Definire una Terminologia per il ML

E’ facile intuire che il ML è un campo molto ampio e altrettanto interdisciplinare, poiché utilizza nelle sue applicazioni tecniche e principi provenienti da altri settori di ricerca.

Per questa ragione molti termini e concetti usati nel ML potrebbero essere stati visti e studiati in altri settori.

Per cui è bene definire e condividere una terminologia anche nel settore del ML.

Terminologia

Esempio di addestramento: rappresenta una istanza (o riga/record/campione) della tabella che definisce il dataset. Sinonimo di osservazione.

Addestramento/training: Durante il training, al modello viene fornito un insieme di dati di esempio, noto come training set (o *dataset*), e l'algoritmo di apprendimento utilizza questi dati per adattare i parametri interni del modello, con l'obiettivo di fare previsioni o prendere decisioni accurate quando verrà esposto a nuovi dati.

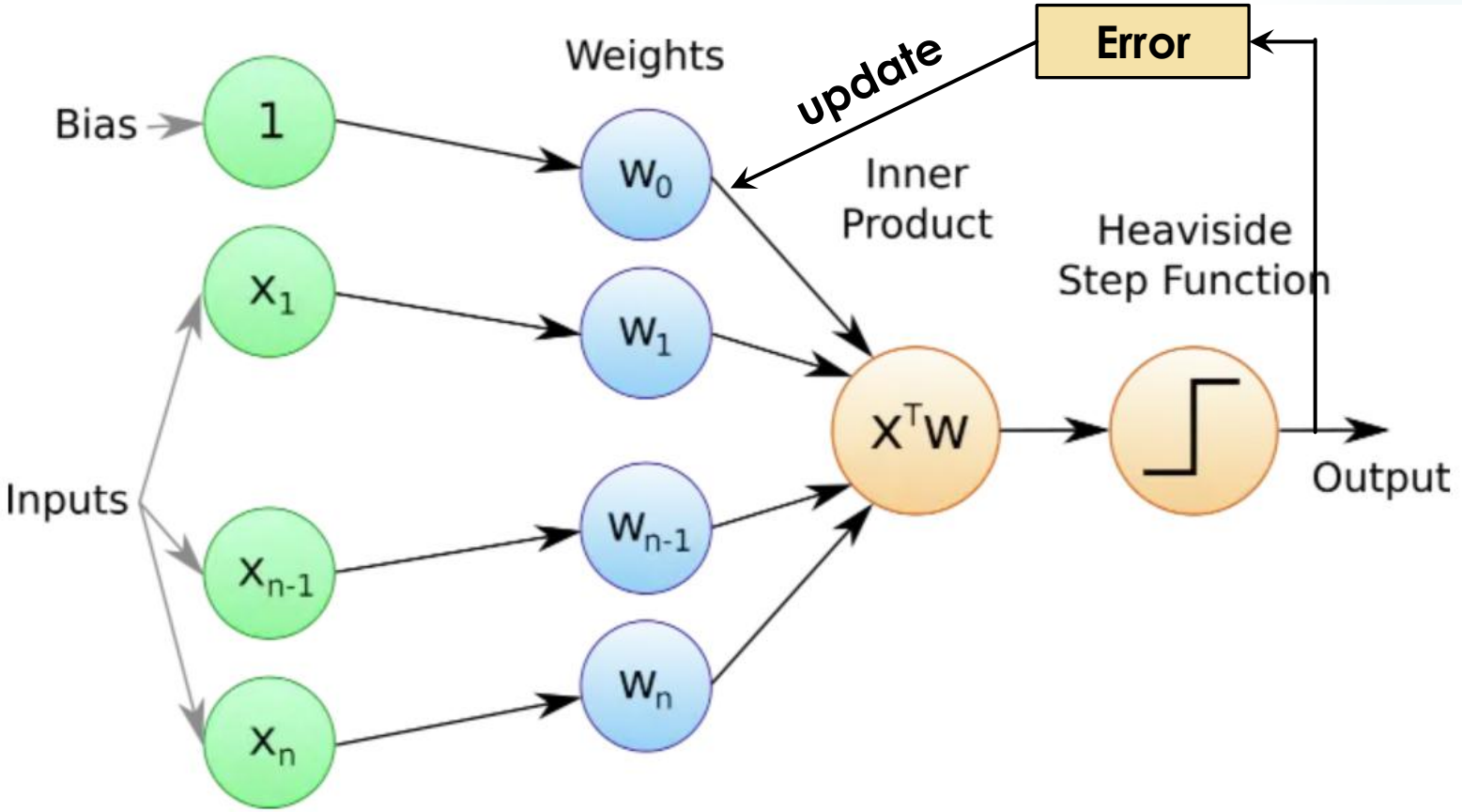
Caratteristica/features: si riferisce agli attributi o alle proprietà osservabili di un dato che vengono utilizzati per costruire un modello di apprendimento. Colonne o dimensioni nella tabella del dataset. Le features sono fornite come input a un algoritmo di machine learning e possono influenzare l'output o la previsione del modello. La scelta delle giuste features è cruciale per il successo di un modello di machine learning.

Etichetta/Target: si riferisce al valore o alla variabile che il modello deve predire o stimare. In altre parole, il target rappresenta l'uscita desiderata, la risposta corretta o la variabile dipendente in un problema di apprendimento supervisionato.

Funzione di loss/di costo: è una funzione matematica che misura quanto le previsioni di un modello siano lontane dai valori reali (o target). È uno degli elementi fondamentali per l'addestramento di un modello, poiché fornisce una metrica per valutare le prestazioni del modello.

Classificazione con «Perceptron»

Il **perceptron** è un algoritmo di **classificazione binaria** di apprendimento supervisionato, originariamente sviluppato da Frank Rosenblatt nel 1957. Classifica i dati di input in uno di due stati separati sulla base di una procedura di addestramento eseguita su dati di input precedenti.



Convenzioni notazionali

Useremo l'apice $\boldsymbol{i}$ per far riferimento all'i-esimo esempio di addestramento e il pedice $\boldsymbol{j}$ per far riferimento alla j-esima dimensione del dataset di addestramento. Lettere minuscole in grassetto per i vettori (es. $\boldsymbol{x} \in \mathbb{R}^{\boldsymbol{m}\times\boldsymbol{1}}$) e lettere maiuscole in grassetto per le matrici (es. $\boldsymbol{X} \in \mathbb{R}^{\boldsymbol{m}\times\boldsymbol{n}}$). In particolare, segue che:

$x_1^{(150)}$: fa riferimento alla prima dimensione dell'esempio/istanza e alla 150-esima riga del dataset di esempi di addestramento. Nell'esempio di Iris, è il fiore *150:lunghezza del sepalo*. Quindi, **ogni riga rappresenta un'istanza di** fiore e può essere scritta come vettore quadridimensionale:

$$\boldsymbol{x^{(i)}} \in \mathbb{R}^{\mathbf{1}\times\mathbf{4}} \quad \boldsymbol{x^{(i)}} = \left[\boldsymbol{x_1^{(i)}}\ \boldsymbol{x_2^{(i)}}\ \boldsymbol{x_3^{(i)}}\ \boldsymbol{x_4^{(i)}}\right]$$

Mentre ciascuna dimensione di caratteristiche è un vettore colonna 150-dimensionale,

$$\boldsymbol{x^{(i)}} \in \mathbb{R}^{\mathbf{150}\times\mathbf{1}} \quad \boldsymbol{x_j} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{x_j^{(1)}} \\ \boldsymbol{x_j^{(2)}} \\ \dots \\ \boldsymbol{x_j^{(150)}} \end{bmatrix}$$

anche le variabili target: $\boldsymbol{y^{(i)}} \in \mathbb{R}^{\mathbf{150}\times\mathbf{1}}$ $\boldsymbol{y} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{y_j^{(1)}} \\ \boldsymbol{y_j^{(2)}} \\ \dots \\ \boldsymbol{y_j^{(150)}} \end{bmatrix}$ con $\boldsymbol{y} \in$ {Setosa, Versicolor, Virginica}

Formalizzazione del «Perceptron»

Per un determinato esempio/istanza $\boldsymbol{x^{(i)}}$, si definisce una funzione decisionale $\boldsymbol{\Phi(z)}$ che prende una combinazione lineare di determinati valori di input **x** e un corrispondente valore di pesi **w**, dove **z** è il cosiddetto input della rete, per cui la somma ponderata:

$$z = w_0 \cdot x_0 + w_1 \cdot x_1 + \cdots + w_m \cdot x_m = \sum_{j=0}^{m} w_j \cdot x_j = w^T \cdot x$$

$$\boldsymbol{w} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{w_0} \\ \cdots \\ \boldsymbol{w_m} \end{bmatrix}; \quad \boldsymbol{x} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{x_0} \\ \cdots \\ \boldsymbol{x_m} \end{bmatrix} \quad \boldsymbol{con} \quad \boldsymbol{w, x} \in \mathbb{R}^{(\boldsymbol{m+1})\times \boldsymbol{1}} \ \boldsymbol{vettori}$$

Se l'input di rete di un determinato esempio, $\boldsymbol{x^{(i)}}$, è maggiore di una determinata soglia, **θ**, possiamo predire la classe 1 e viceversa la classe -1:

$$\boldsymbol{\Phi(z)} = \begin{cases} \boldsymbol{1} & \boldsymbol{if} \quad \boldsymbol{z \geq 0} \\ \boldsymbol{-1} & \boldsymbol{altrimenti} \end{cases}$$

Apprendimento del «Perceptron»

Sia il neurone di McCulloch-Pitts sia il modello con soglia del perceptron di Rosenblatt si basano su una semplificazione che replica il funzionamento del neurone cerebrale, che può reagire o non reagire, cioè un **classificatore binario**. Per cui la **regola del neurone di Rosemblatt** è piuttosto semplice e si riflette sull'analogo algoritmo:

- **Inizializzare i pesi a 0 o a piccoli numeri casuali**
- **Per ogni esempio di addestramento, $x^{(i)}$:**
  - **Calcolare (predire) il valore di output, $\hat{y}$;**
  - **Aggiornare i pesi**

In questo esempio l'output è l'etichetta della classe che è stata predetta dalla funzione a passo unitario (es. setosa o versicolor).

Aggiornamento con «Perceptron»

Simultaneo aggiornamento di ciascun peso w_j:

$$\boldsymbol{w_j} := \boldsymbol{w_j} + \triangle \boldsymbol{w_j}$$

$con\ \triangle w_j$ aggiornamento di w_j

L'aggiornamento è calcolato con la regola d'apprendimento del perceptron:

$$\triangle \boldsymbol{w_j} = \eta \cdot (y^{(i)} - \hat{y}^{(i)}) \cdot x_j^{(i)}$$

dove:

$\boldsymbol{\eta}$ è il tasso di apprendimento (in genere varia da 0 a 1);

$\boldsymbol{y^{(i)}}$ è l'etichetta effettiva della classe per l'i-esimo esempio di addestramento;

$\boldsymbol{\hat{y}^{(i)}}$ è l'etichetta della classe che è stata predetta.

Esempio

Per un dataset bidimensionale l'aggiornamento sarà calcolato come segue:

$$\triangle \boldsymbol{w_0} = \eta \cdot (y^{(i)} - output^{(i)})$$

$$\triangle \boldsymbol{w_1} = \eta \cdot (y^{(i)} - output^{(i)}) \cdot x_1^{(i)}$$

$$\triangle \boldsymbol{w_2} = \eta \cdot (y^{(i)} - output^{(i)}) \cdot x_2^{(i)}$$

Per cui si vuol far notare che non si ricalcola l'etichetta predetta, prima che tutti i pesi siano stati aggiornati.

Project Work

Utilizzando l'architettura del Perceptron, prima illustrata, formulare i due possibili scenari di: predizione corretta e di predizione errata evidenziando come variano i pesi.

Considerare:

- il tasso di apprendimento $\boldsymbol{\eta = 1}$
- valore di input $\boldsymbol{x_j^{(i)} = 0,5}$
- $\boldsymbol{\triangle w_j}$**??**

PW: Regola di Apprendimento

Nei due scenari in cui il perceptron predice correttamente l'etichetta della classe, i pesi rimangono immutati, in quanto i valori di aggiornamento sono uguali a 0:

$$y^{(i)} = -1,\ \hat{y}^{(i)} = -1,\ \triangle \boldsymbol{w_j} = \eta \cdot (-1 - (-1)\ ) \cdot x_j^{(i)} = 0$$

$$y^{(i)} = 1,\ \hat{y}^{(i)} = 1,\ \triangle \boldsymbol{w_j} = \eta \cdot (1 - 1) \cdot x_j^{(i)} = 0$$

Al contrario, nel caso di una **predizione errata**:

$$y^{(i)} = 1,\ \hat{y}^{(i)} = -1,\ \triangle \boldsymbol{w_j} = \eta \cdot (1 - (-1)\ ) \cdot x_j^{(i)} = \eta \cdot (2) \cdot x_j^{(i)}$$

$$y^{(i)} = -1,\ \hat{y}^{(i)} = 1,\ \triangle \boldsymbol{w_j} = \eta \cdot (-1 - 1) \cdot x_j^{(i)} = \eta \cdot (-2) \cdot x_j^{(i)}$$

Cioè quando avviene una predizione errata si introduce un fattore moltiplicativo che spinge l'esempio ad essere predetto meglio nella successiva iterazione predittiva.

PW: Applicazione della Regola

Nel caso:

$$y^{(i)} = -1, \quad \hat{y}^{(i)} = +1, \quad \eta = 1$$

Cioè stiamo classificando erroneamente, e supponiamo di avere: $x_j^{(i)} = 0{,}5$

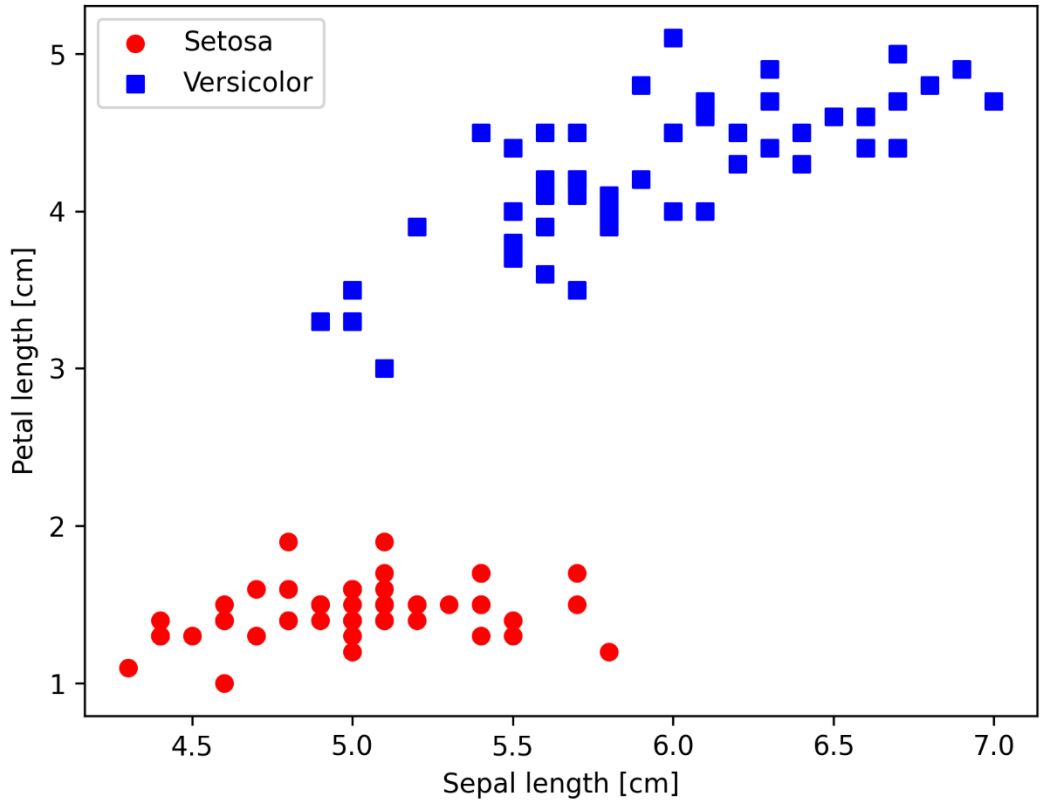
$$\triangle \boldsymbol{w_j} = \eta \cdot \big(1 - (-1)\big) \cdot x_j^{(i)} = 1 \cdot (2) \cdot 0{,}5 = 1$$

$$\boldsymbol{w_j} := \boldsymbol{w_j} + \triangle \boldsymbol{w_j}$$

Per cui il peso, w_j, è ora aggiornato con peso maggiore al precedente, per cui la prossima volta lo stesso esempio, x_j, sarà predetto con più probabilità.

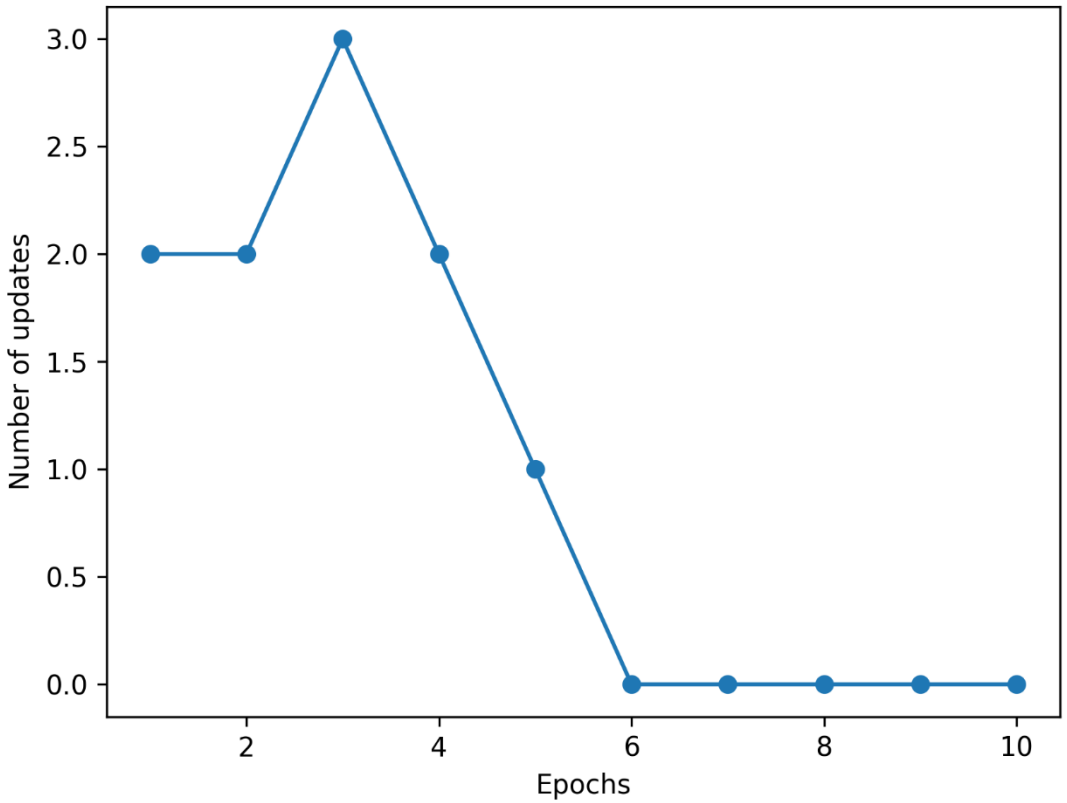
Esempio con dataset Iris

Implementazione in Python del perceptron: caricamento e visualizzazione del dataset Iris



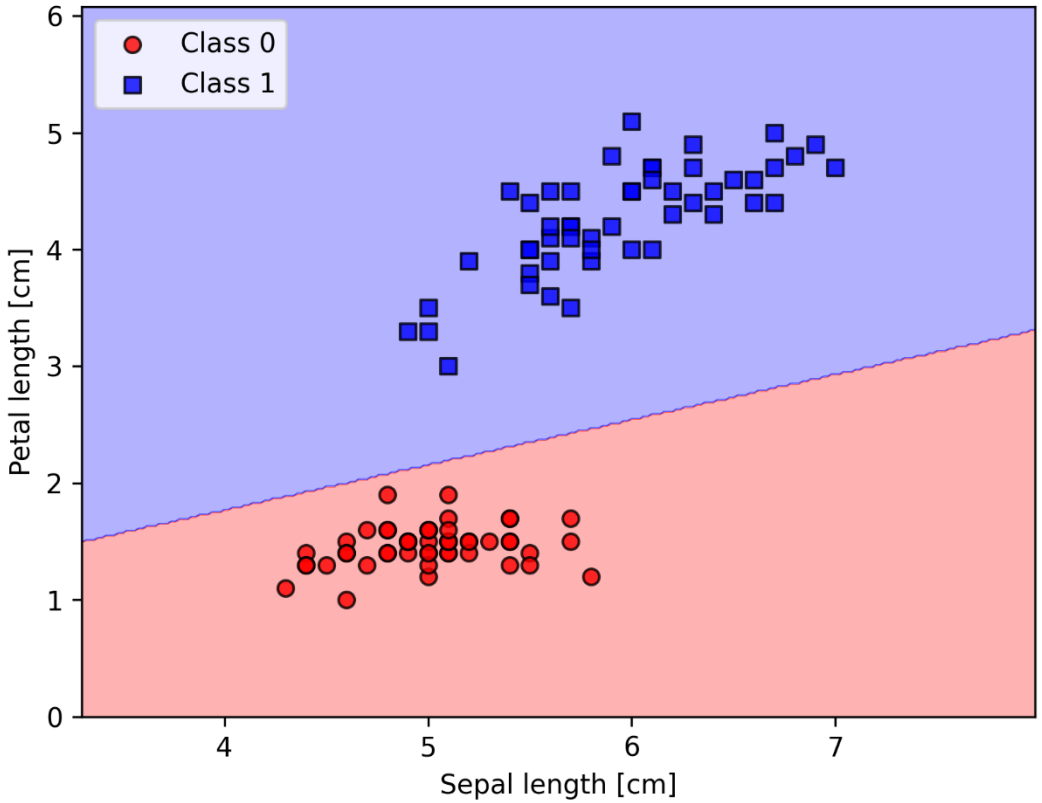
Esempio con dataset Iris

Implementazione in Python del perceptron: l'errore si azzera dopo sei epoche

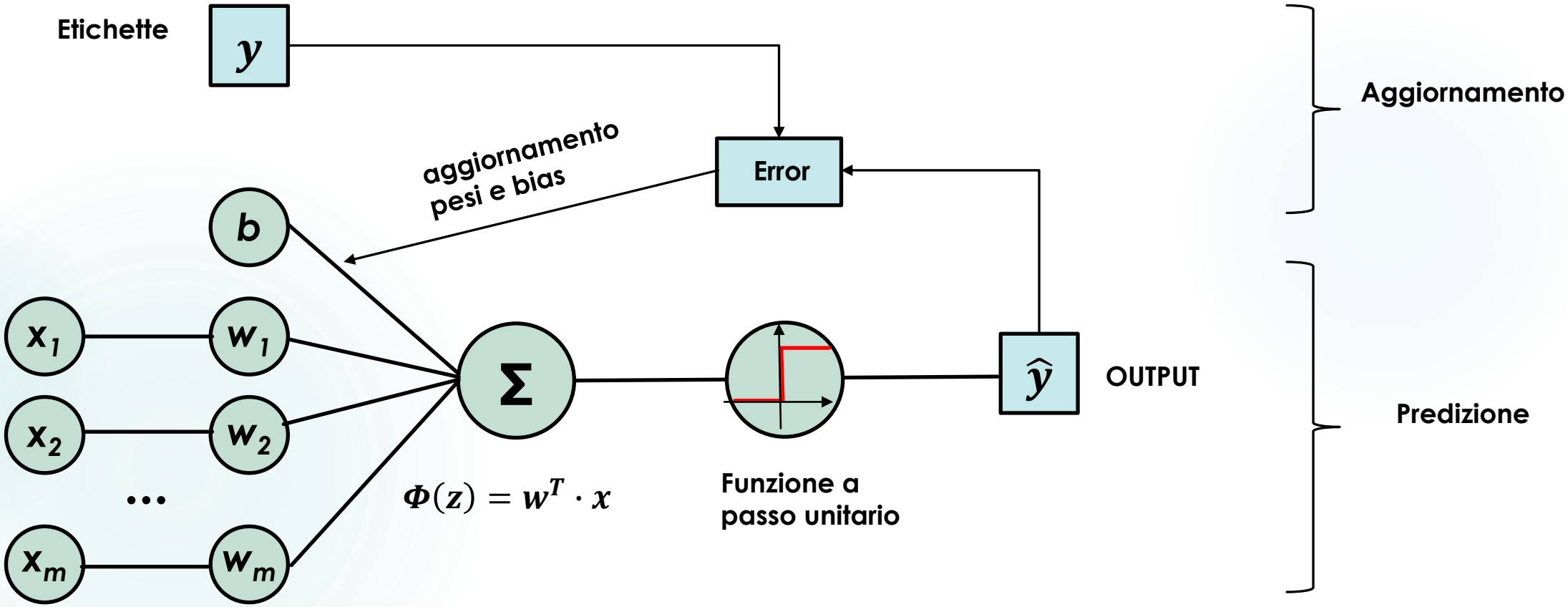


Esempio con dataset Iris

Implementazione in Python del perceptron: risultato della classificazione (regioni decisionali)



Esempio con dataset Iris



Semplici algoritmi di Reinforcement Learning

Reinforcement Learning

Si tratta di un altro tipo di tecnica di ML, con lo scopo di sviluppare un sistema (agente) che migliora le proprie prestazioni sulla base di interazioni con l'ambiente.

Le informazioni sullo stato corrente dell'ambiente includono anche una **funzione di ricompensa** (**reward**), per cui al contrario del ***Supervised* ML** (es. *classificazione*, *regressione*) qui si ha una vera e propria misura della qualità dell'azione, attraverso la funzione di ricompensa.

Un esempio classico di applicazione di RL sono i motori dei giochi di scacchiera.

Giochi di Scacchiera

In questo caso, l'intelligenza artificiale considera giochi a due giocatori in cui le mosse sono alternate (***utente-reale***, ***AI-player***) e interpreta lo svolgersi del gioco come una struttura dati ad «albero» in cui la «radice» è la posizione di partenza e le «foglie» sono le posizioni finali (vincenti, perdenti o patta).

Il primo livello dell'albero corrisponde alle possibili mosse per il primo giocatore, il secondo livello rappresenta tutte le possibili mosse che il secondo giocatore può fare a partire dalla mossa iniziale del primo giocatore. E così via.

Storia del TicTacToe - TRIS

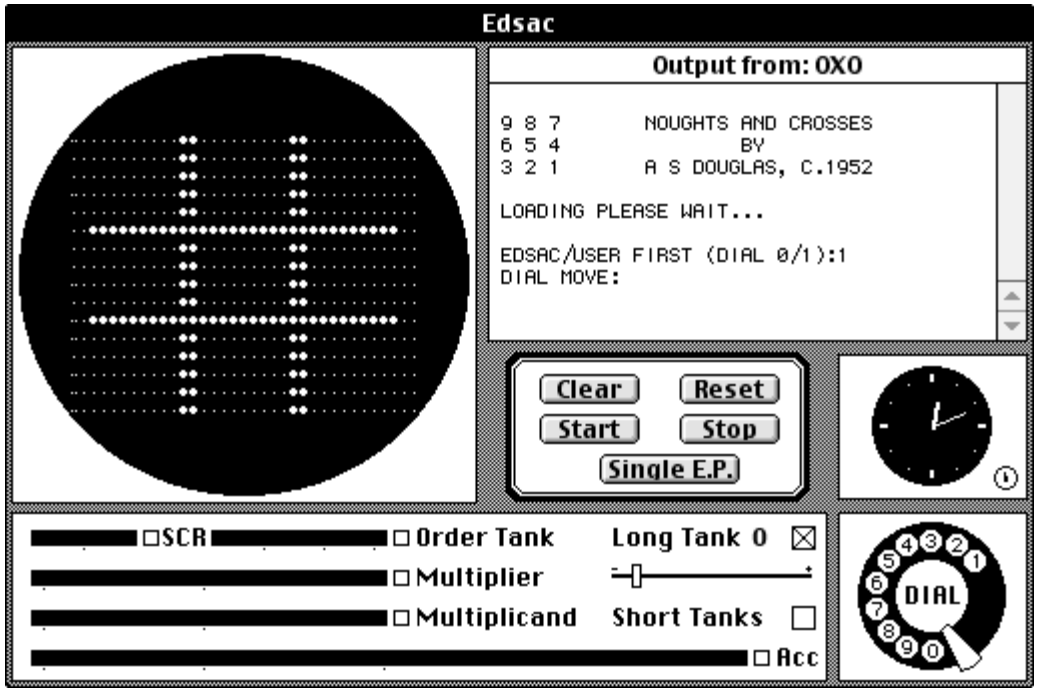
Possiamo far risalire i primi giochi a «tre di fila» all'antico Egitto, la storia di Tic Tac Toe risale al 1300 a.C., quando si potevano trovare tabelloni da gioco simili a quelli dei giorni nostri sulle tegole e incise nella pietra.

Sebbene le versioni antiche non ci siano molto familiari oggi, il gioco Tic Tac Toe che conosciamo ha iniziato a prendere piede a metà del 1800 in Gran Bretagna. Nel 1858, un popolare tabloid in Inghilterra fece riferimento al gioco per la prima volta con il nome di «Noughts and Crosses»

TicTacToe nell'era digitale

La storia di Tic Tac Toe è cambiata radicalmente quando il gioco è stato portato nel mondo digitale nel 1952 come gioco chiamato «OXO» (sviluppato sullo storico computer EDSAC).

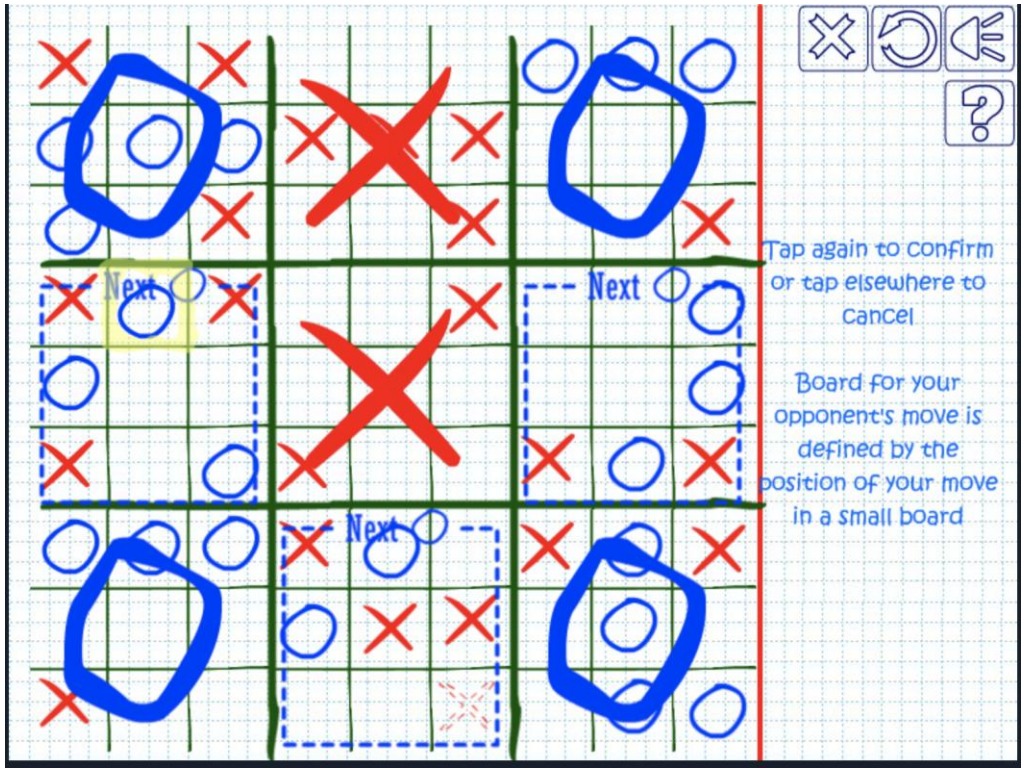
Prodotto da **Sandy Douglas**, uno scienziato informatico britannico, OXO è diventato uno dei primi videogiochi conosciuti che contrappongono giocatori umani a un avversario computerizzato in grado di giocare a giochi perfetti.



Una variante del TicTacToe

I giocatori devono collegare tre X o O su più griglie più piccole. Il vincitore di ogni partita piazza quindi una X o una O più grande su una griglia 3x3 più grande.

Questa versione consente ai giocatori di riflettere un po' di più su come stanno giocando. Devono definire una strategia per le loro vincite in modo che tre board più piccole siano tutte allineate.



Game-Tree con TRIS (TicTacToe)

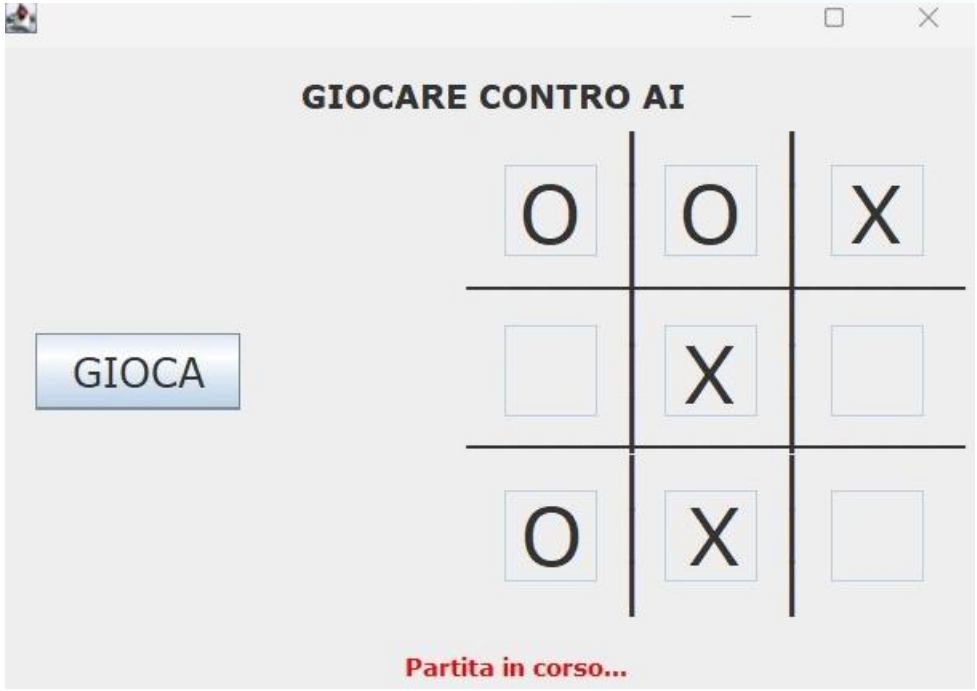
La scacchiera rappresenta lo stato corrente cioè l'ambiente esterno al quale l'agente intelligente (AI-Player) deve rispondere con la sua mossa. Per cui ogni mossa, sia del giocatore-umano (O) sia del AI-Player (X), modificano lo stato della scacchiera e definiscono l'evoluzione della partita.

Il «problema» di modellare in termini algoritmici il gioco del Tris richiede l'utilizzo di diversi elementi informatici:

- **Ricorsione**
- **OOP: strutture dati LISTA e ALBERO**
- **Deep Copy di oggetti**
- **RL con tecnica del MinMax**

Opzionali:

- **Thread**
- **GUI**



Game-Tree con TRIS (TicTacToe)

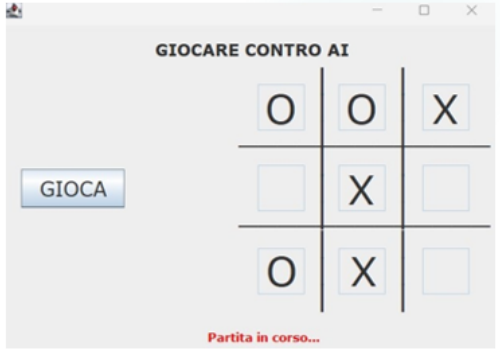
La scacchiera rappresenta lo stato corrente cioè l'ambiente esterno al quale l'agente intelligente (AI-Player) deve rispondere con la sua mossa. Per cui ogni mossa, sia del giocatore-umano (O) sia del AI-Player (X), modificano lo stato della scacchiera e definiscono l'evoluzione della partita.

Il «problema» di modellare in termini algoritmici il gioco del Tris richiede l'utilizzo di diversi elementi informatici:

- **Ricorsione**
- **OOP: strutture dati LISTA e ALBERO**
- **Deep Copy di oggetti**
- **RL con tecnica del MinMax**

Opzionali:

- **Thread**
- **GUI**



Shallow copy vs Deep copy

Copia di Oggetti

Quando si copia un oggetto in Java ci sono due casi:

Shallow copy (copia superficiale)
Viene creato un nuovo oggetto, ma i campi che sono riferimenti ad altri oggetti **non vengono duplicati**: puntano agli stessi oggetti in memoria.

- Se modifichi l'oggetto referenziato, cambia anche nella copia.

Deep copy (copia profonda)
Viene creato un nuovo oggetto e vengono duplicati anche **gli oggetti referenziati** (ricorsivamente, se necessario).

- La copia è completamente indipendente dall'originale.

Approcci per Deep Copy

- **Copy constructor**: chiaro e leggibile.
- **Metodo clone() con Cloneable**: meno usato oggi, ma possibile se si ridefinisce clone() in tutte le classi.
- **Serializzazione**: trasformare in byte stream e rileggere (copia profonda automatica).
- **Librerie esterne**: es. Apache Commons Lang (SerializationUtils.clone()).

Esempio con “Copy constructor”

```java
class Persona {
    String nome;
    Indirizzo indirizzo;
    List<String> hobbies;

    public Persona(String nome, Indirizzo indirizzo, List<String> hobbies) {
        this.nome = nome;
        this.indirizzo = indirizzo;
        this.hobbies = hobbies;
    }

    // copy constructor (deep copy solo parziale)
    public Persona(Persona other) {
        this.nome = other.nome;  // String è immutabile → ok
        this.indirizzo = new Indirizzo(other.indirizzo); // deep copy
        this.hobbies = other.hobbies; // ⚠ shallow copy → stesso riferimento
    }
}
```

```java
class Indirizzo {
    String via;
    String citta;

    public Indirizzo(String via, String citta) {
        this.via = via;
        this.citta = citta;
    }

    // copy constructor
    public Indirizzo(Indirizzo other) {
        this.via = other.via;
        this.citta = other.citta;
    }
}
```

Esempio con “Copy constructor”

```java
class Persona {
    String nome;
    Indirizzo indirizzo;
    List<String> hobbies;

    public Persona(String nome, Indirizzo indirizzo, List<String> hobbies) {
        this.nome = nome;
        this.indirizzo = indirizzo;
        this.hobbies = hobbies;
    }

    // copy constructor (deep copy solo parziale)
    public Persona(Persona other) {
        this.nome = other.nome;  // String è immutabile → ok
        this.indirizzo = new Indirizzo(other.indirizzo); // deep copy
        this.hobbies = other.hobbies; // ⚠ shallow copy → stesso riferimento
    }
}
```

```java
List<String> hobby = new ArrayList<>();
hobby.add("calcio");

Persona p1 = new Persona("Mario", new Indirizzo("Via Roma", "Milano"), hobby);
Persona p2 = new Persona(p1);

p2.hobbies.add("pittura");

System.out.println(p1.hobbies); // [calcio, pittura]  ⚠ effetto collaterale
System.out.println(p2.hobbies); // [calcio, pittura]
```

Progetto del TicTacToe con strutture dati: LISTA e ALBERO

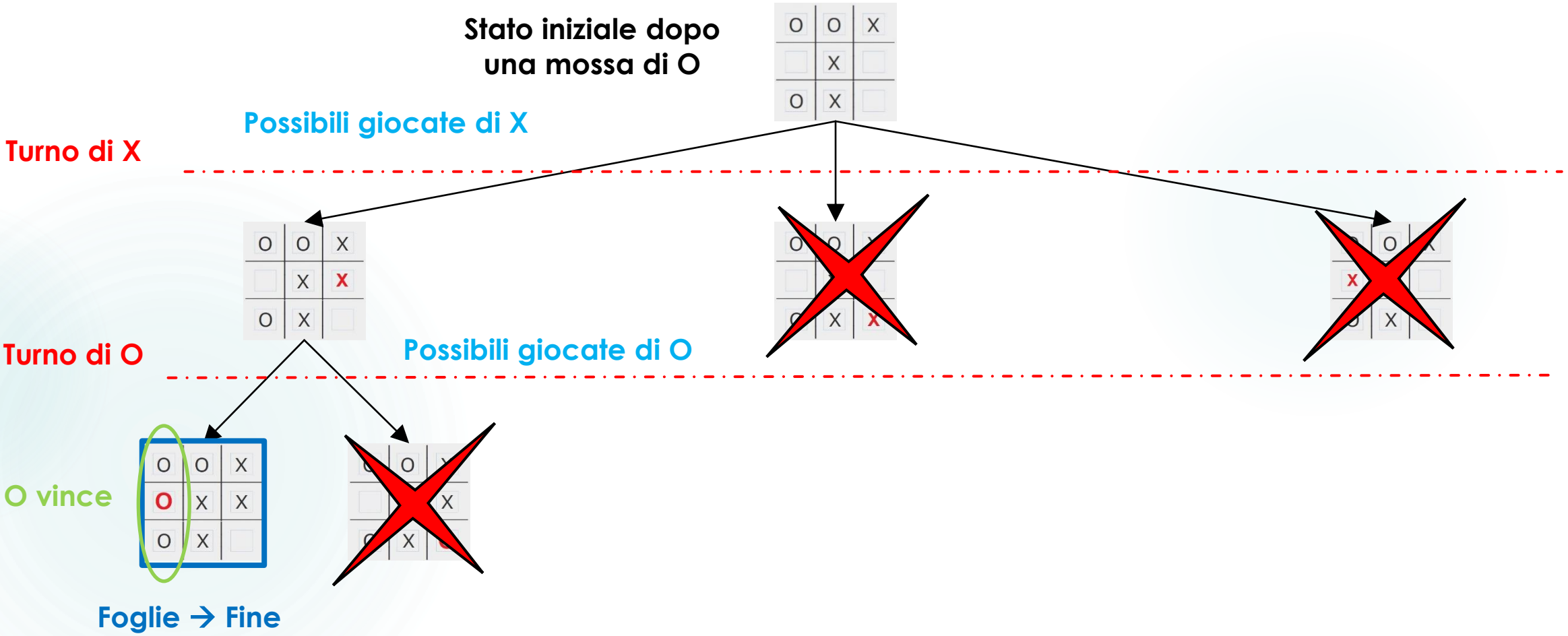
Strutture dati complesse

I linguaggi di programmazione oltre ai tipi di dati primitivi, forniscono la possibilità di definire strutture dati più complesse allo scopo di semplificare la scrittura di algoritmi per modellare specifici problemi del mondo reale.

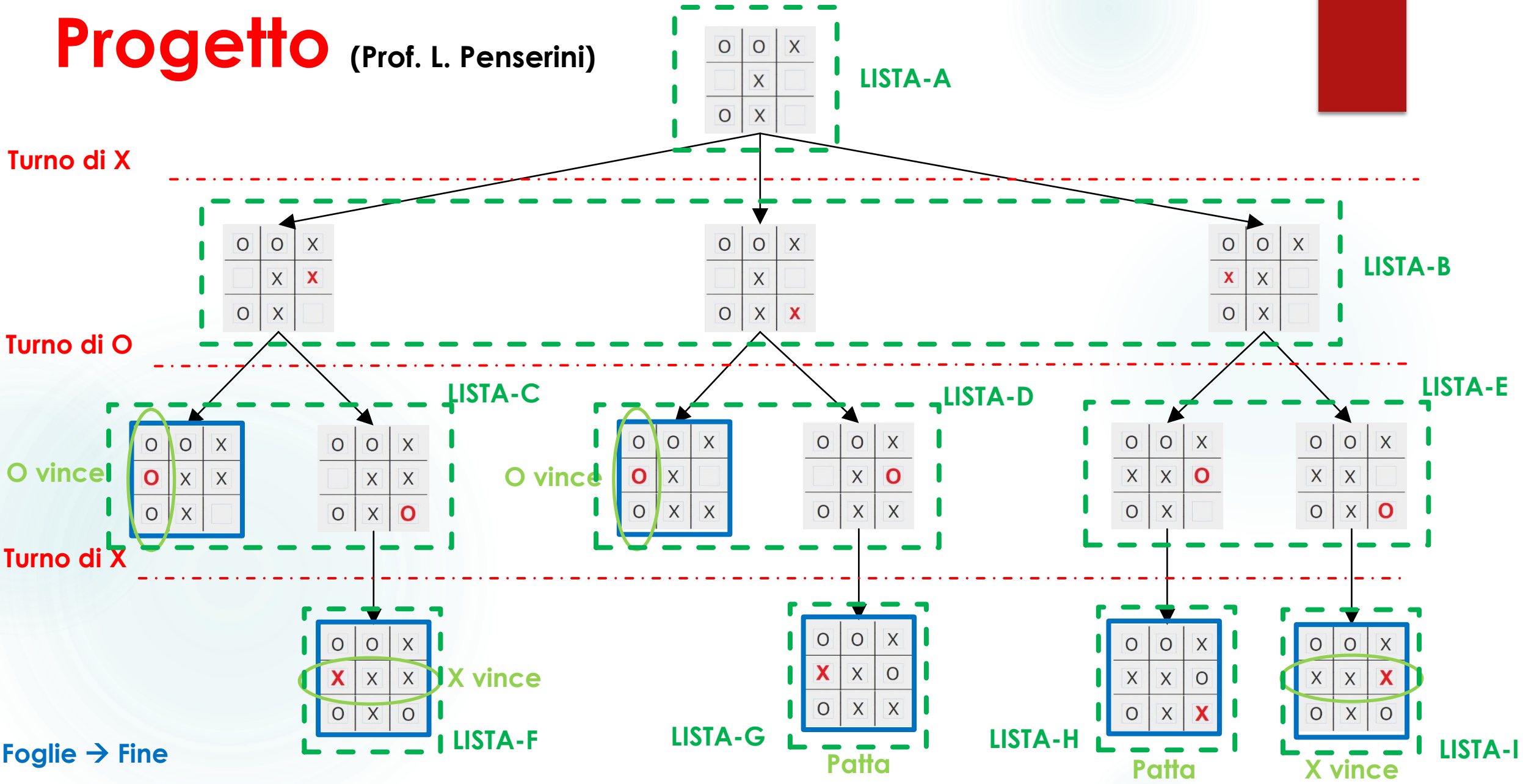
Per esempio nel gioco del TRIS lo stato della scacchiera è rappresentato da un ***nodo*** nella struttura dati albero.

Ma ciascun ***nodo*** dell'albero, a sua volta, può contenere diverse mosse, per cui il nodo è modellato come una **lista di *n* elementi**.

Modellare il problema



Progetto (Prof. L. Penserini)



Perché questa scelta...

L'approccio classico di Reinforcement Learning prevede la **funzione di reward**, per cui l'AI-Player deve conoscere in anticipo le potenziali «mosse» che i due giocatori possono compiere partendo da un preciso stato della scacchiera. Solo a quel punto l'AI-Player è in grado di applicare le giuste «ricompense» a seconda della «mossa» giocata.

Per cui, occorre progettare una struttura dati che contenga tutto l'albero delle mosse, come descritto in figura...

Esplorare lo spazio degli stati

Quando AI-Player gioca la sua «mossa» nel gioco del TRIS, lui è in grado di esplorare tutto lo spazio degli stati:

Poiché sono circa 255.168 stati che si possono giocare. Di questi, 131.184 (51,41%) sono vinti dal primo giocatore, 77.904 (30,53%) sono vinti dal secondo giocatore e 46.080 (18,06%) finiscono patta.

Senza adottare nessuna strategia, semplice «forza bruta», la prima mossa è certamente quella più complicata per AI-Player: su un Core-i7 10th Gen e 16GB di RAM, impiega circa un paio di secondi.

Confronta l'algoritmo realizzato con questa soluzione: https://www.half-real.net/tictactoe/

Funzione di Ricompensa e MinMax

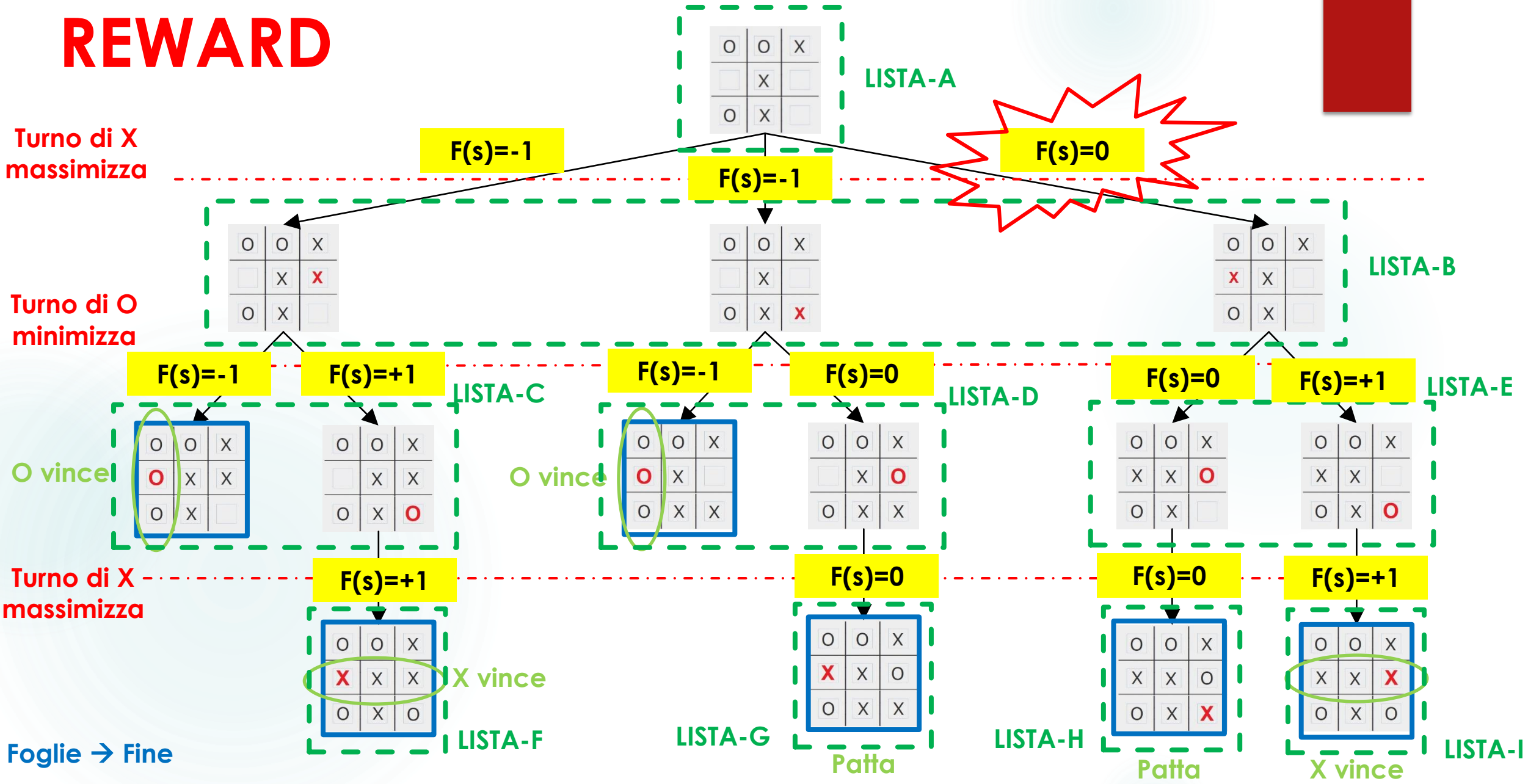
Ipotizzando che AI-Player gioca con X, la funzione di ricompensa (*F(s)*, *reward*) è la seguente:

$$\forall s \in \mathbb{S}, F(s) \begin{cases} 1 & s \equiv vittoria\ di\ X \\ 0 & s \equiv patta \\ -1 & s \equiv vittoria\ di\ O \end{cases}$$

con s lo stato corrente della scacchiera, e $\mathbb{S}$ lo spazio degli stati possibili da giocare e *F(s)* la funzione di ricompensa.

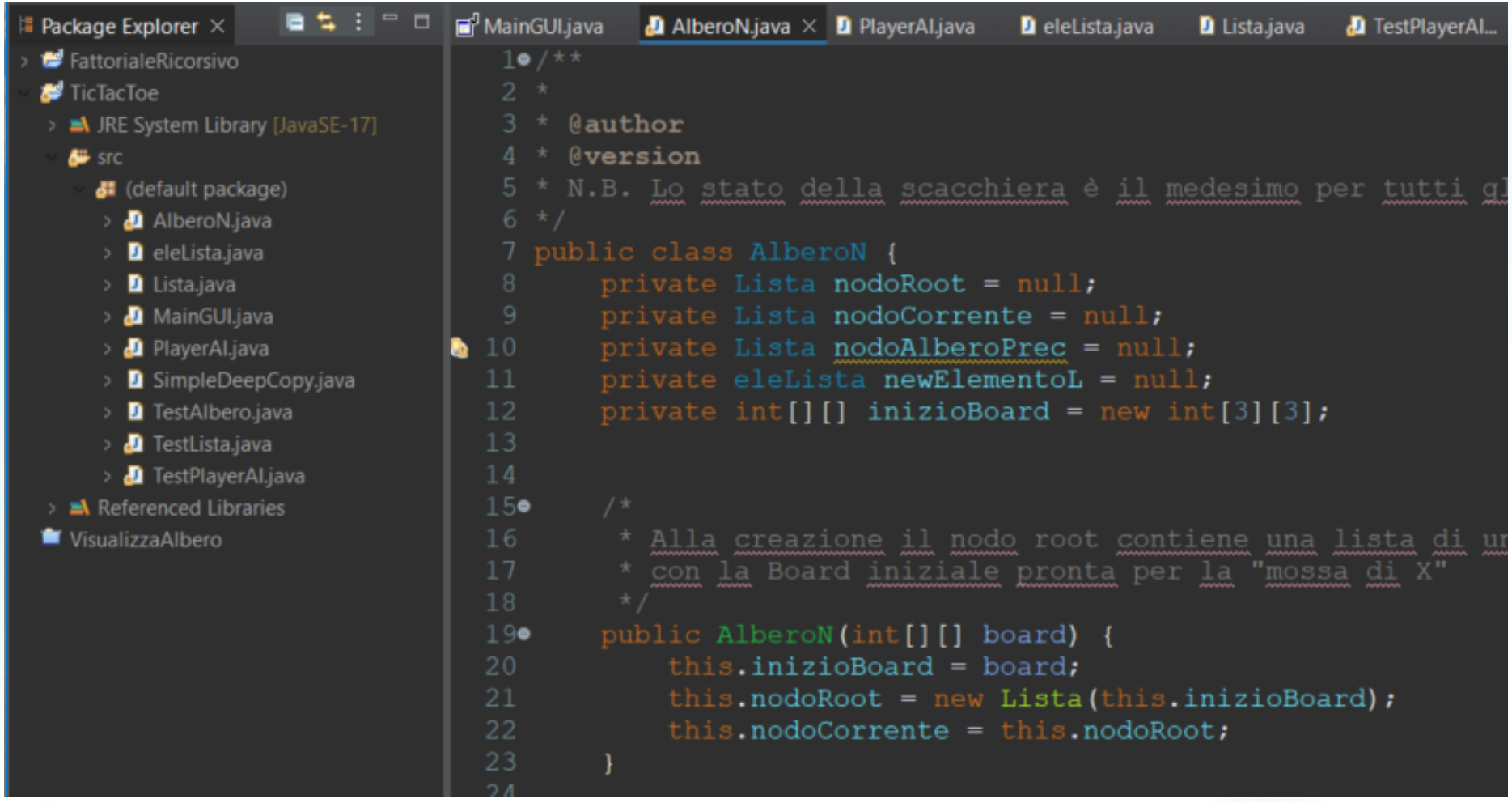
Per cui, X tenderà a scegliere percorsi nell'albero per **massimizzare** la *F(s)*, mentre O tenderà a **minimizzare** la *F(s)*.

REWARD


LISTA-A
F(s)=-1
F(s)=-1
F(s)=0
Turno di X
massimizza
LISTA-B
Turno di O
minimizza
F(s)=-1
F(s)=+1
F(s)=-1
F(s)=0
F(s)=0
F(s)=+1
LISTA-C
LISTA-D
LISTA-E
O vince
O vince
F(s)=+1
F(s)=0
F(s)=0
F(s)=+1
Turno di X
massimizza
X vince
LISTA-F
LISTA-G
LISTA-H
LISTA-I
Patta
Patta
X vince
Foglie → Fine

Implementazione

Nella figura sono rappresentati gli oggetti del progetto «TicTacToe».



Implementazione

(Prof. L. Penserini)

La figura mostra alcuni metodi della classe «AlberoN.java»:

- Per inserire nodi dell'albero (liste)
- Per inserire nuove mosse, come elementi della lista (o nodo)

Bibliografia

[Esteva et al., nature 2017] Andre Esteva, Brett Kuprel, Roberto A. Novoa, Justin Ko, Susan M. Swetter, Helen M. Blau & Sebastian Thrun, ‘’Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks’’, Nature 542, 115–118 (2017). https://doi.org/10.1038/nature21056

[Panti et al., CoopIS-01] Maurizio Panti, Luca Spalazzi, Loris Penserini, "Cooperation Strategies for Information Integration", in Proc. of Sixth International Conference on Cooperative Information Systems (CoopIS 2001), Springer Verlag, LNCS 2172, Trento, Italy, September 5-7, 2001.

[Panti et al., IJCAI-01] Maurizio Panti, Luca Spalazzi, Loris Penserini, "A Distributed Case-Based Query Rewriting", in Proc. of 17th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-01), Morgan Kaufmann Publishers, vol.2, p.1005-1010, Seattle, Washington, USA, August 4-10, 2001.

[Ridi, AIB studi 2020] Riccardo Ridi, "La piramide dell'informazione: una introduzione’’ , journal AIB studi, n. vol. 59/1-2, p.69-96, 2020. https://dx.doi.org/10.2426/aibstudi-12216

[Raschka et al., 2020] Sebastian Raschka, Vahid Mirjalili, Machine Learning con Python – Costruire algoritmi per generare conoscenza. Apogeo, 2020. ISBN 978-88-503-3524-4

[DeepMind] AlphaFold reveals the structure of the protein universe. https://deepmind.google/discover/blog/alphafold-reveals-the-structure-of-the-protein-universe/