

Reti neurali convoluzionali per la selezione di dati nell'esperimento HERD

Candidato

Federico Magnolfi

Relatore

Prof. Paolo Frasconi

Correlatori

Dott. Nicola Mori, Dott. Stefano Martina

UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI FIRENZE
Scuola di Ingegneria - Dipartimento di Ingegneria dell'Informazione
Corso di Laurea triennale in Ingegneria Informatica

11 Ottobre 2018

Piano della presentazione

- 1 Problema della stima del flusso
- 2 Reti neurali per selezione dei dati
- 3 Risultati

Esperimento HERD

- Dal 2025, stazione spaziale cinese
- Scopo: misurare il **flusso** dei raggi cosmici galattici
- Grande quantità di **dati**
- Si vogliono **selezionare** in orbita i dati

Perché selezionare i dati in orbita

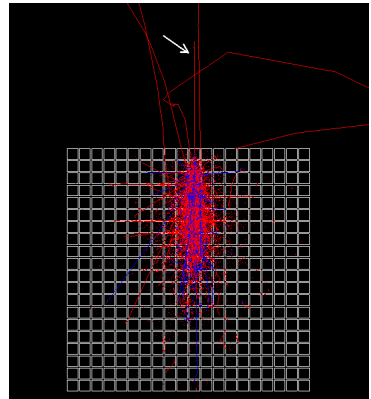
- Non tutti i dati possono essere trasmessi
- Non tutti i dati sono utili per la stima del flusso

Calorimetro

- Sottosistema di HERD
- Cubo di lato 60cm, formato da $20 \times 20 \times 20$ **cubetti**
- I cubetti misurano l'**energia** rilasciata da una particella
- Dal rilascio dell'energia dipende la selezione dell'evento

Bontà degli eventi

- Il **rilascio di energia** dipende dalle leggi della meccanica quantistica
- Un evento è **utilizzabile** per la stima del flusso se si può ricavare l'energia originale



Domande a cui si vuole rispondere

Domanda n° 1

Si può creare un classificatore tale da permettere un'**accurata** stima del flusso e una **riduzione** della banda utilizzata?

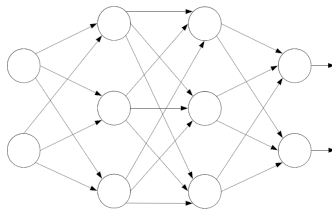
Domanda n° 2

Si può realizzare un classificatore che soddisfi i requisiti e sia abbastanza **veloce** da funzionare in real-time?

Dati

- Dataset forniti dall'Istituto Nazionale di Fisica Nucleare
- La selezione dei dati è **diversa** per i vari tipi di particelle
- Eventi di elettroni utilizzabili: **88%**
- Eventi di protoni utilizzabili: **42%**

Rete neurale convoluzionale (CNN)



CNN: rete neurale con convoluzioni (2D e 3D in questo studio)

Perché si provano le CNN per HERD?

I **tensori** generati dal calorimetro sono assimilabili ad **immagini** tridimensionali.

Algoritmi più semplici

Perché si testano altri algoritmi

Non si conosce la difficoltà del problema

Algoritmi testati

- perceptron: si basa su un singolo neurone artificiale
- baseline: considera solo il totale dell'energia rilasciata
- variante baseline: fa prima la radice quadrata degli elementi

Criteri di valutazione

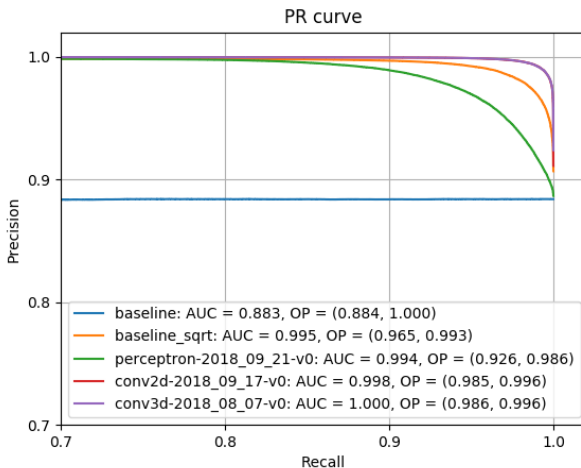
- L'output di un classificatore è un numero reale tra 0 ed 1: serve una **soglia**
- Fissata una soglia, si definiscono:

$$precision = \frac{TP}{TP+FP}$$

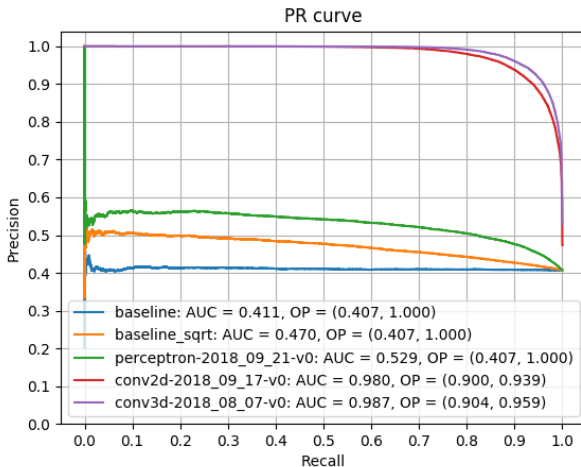
$$recall = \frac{TP}{TP+FN}$$

- Al variare della soglia, si ottiene una **curva** precision-recall
- L'area sotto la curva è un buon indicatore della **qualità** del classificatore

Risultati con gli elettroni



Risultati con i protoni



Risposta alla domanda n° 1

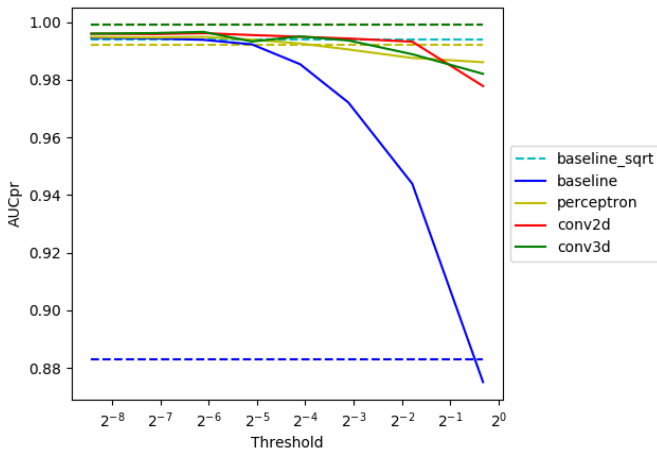
Domanda n° 1

Si può creare un classificatore tale da permettere un'accurata stima del flusso e una riduzione della banda utilizzata?

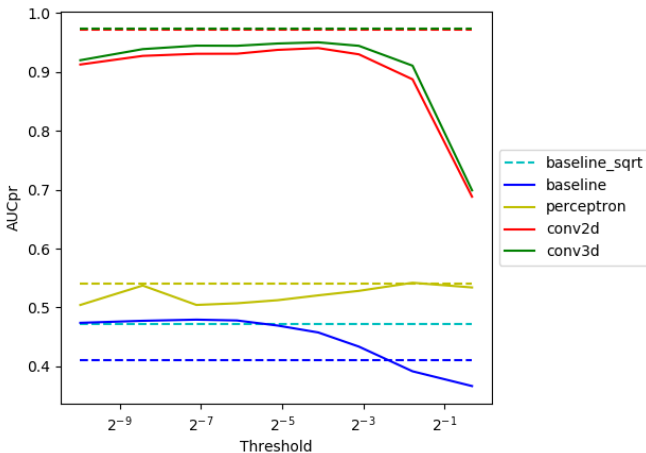
Risposta

Sì, sia per gli elettroni che per i protoni **è possibile** creare un classificatore della qualità desiderata.

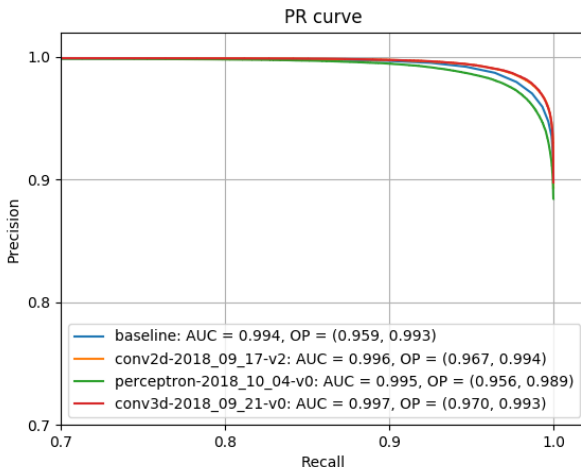
Elettroni - Ricerca soglie binarizzazione input



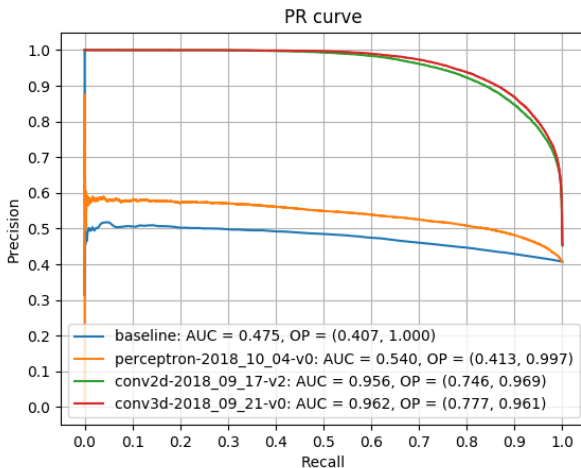
Protoni - Ricerca soglie binarizzazione input



Elettroni - Risultati con dati più realistici



Protoni - Risultati con dati più realistici



Risposta alla domanda n° 2

Domanda n° 2

Si può realizzare un classificatore che soddisfi i requisiti e sia abbastanza veloce da funzionare in real-time?

Risposta

Sì, è **possibile** creare un classificatore di qualità e veloce: per gli elettroni si è già ottenuto, per i protoni si è molto vicini al target.

Riepilogo risultati

- Difficoltà di classificazione diversa tra elettroni e protoni
- Elettroni: baseline è già molto soddisfacente
- Protoni: CNN sembra l'unica via percorribile
- In futuro si potrebbero sfruttare informazioni provenienti da altri sottosistemi di HERD

Fine

Vi ringrazio per la vostra attenzione. Ci sono domande?

Approfondimento - Flusso

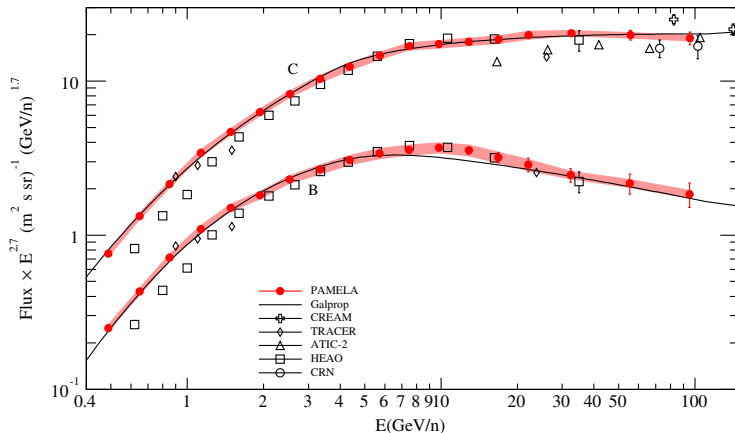
Definizione di flusso

$$\Phi = \frac{dN}{dt dE d\Omega}$$

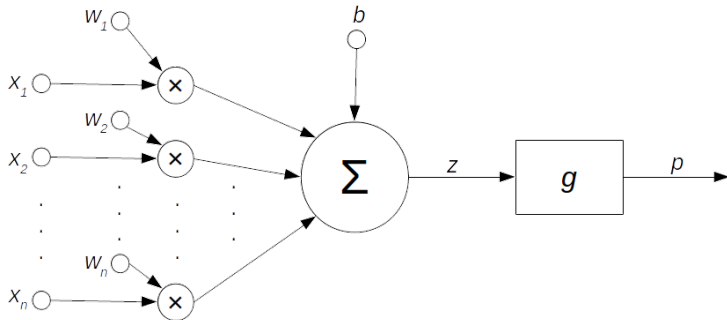
Flusso stimato

$$\Phi(E_i) = \Phi_i = \frac{N_i}{\epsilon_i \Delta t \Delta E_i \Omega}$$

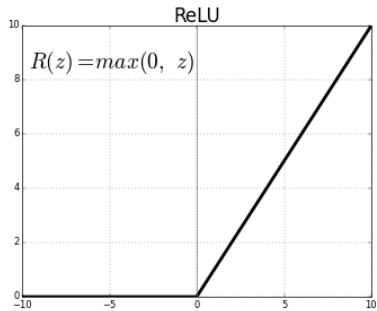
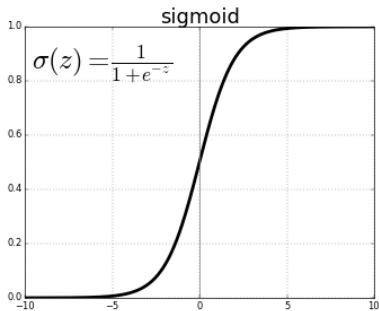
Approfondimento - Grafico flusso



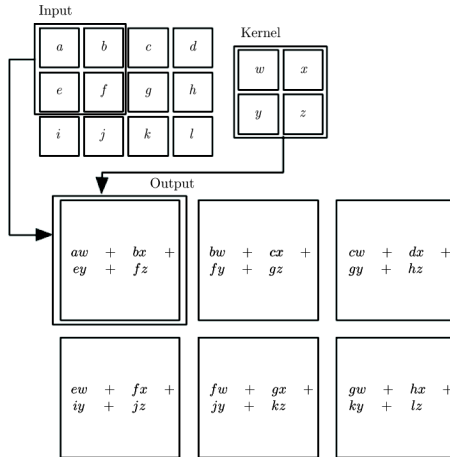
Approfondimento - Modello neurone artificiale



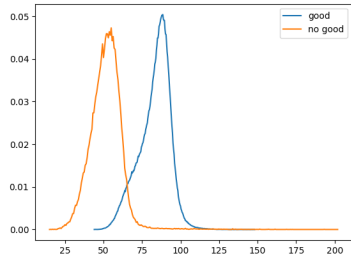
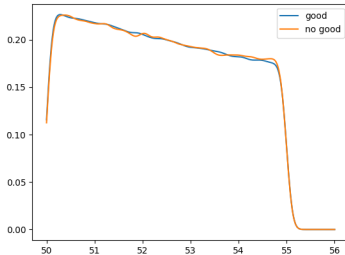
Approfondimento - Esempio funzioni attivazione



Approfondimento - Convoluzione 2D



Approfondimento - Distribuzione somme per elettroni



Approfondimento - Distribuzione somme per protoni

