

Abstract

Chiara DE SIO

Event triggering and deep learning for particle identification in KM3NeT

L'astronomia neutrिनica permette di studiare l'Universo sfruttando le proprietà dei neutrini: essendo elettricamente neutri e debolmente interagenti, essi sono buoni messaggeri di informazione. L'osservazione di emissione di neutrini associata alla radiazione elettromagnetica permette di sviluppare modelli per descrivere i processi di accelerazione di particelle presenti nelle sorgenti di alta energia, quali resti di supernova o nuclei galattici attivi. Questo è uno degli obiettivi principali del progetto ARCA, nell'ambito dell'esperimento KM3NeT. In parallelo, KM3NeT prevede anche un programma per la rivelazione di neutrini di bassa energia, chiamato ORCA, il cui obiettivo è identificare la gerarchia di massa dei neutrini, distinguendo tra gli scenari di gerarchia "normale e "invertita".

La Collaborazione KM3NeT sta attualmente assemblando una rete di tre telescopi Cherenkov nel mar Mediterraneo: a largo di Capopassero, Italia; Toulon, Francia; Pylos, Grecia. La massa d'acqua che sovrasta il rivelatore è in grado di schermare lo stesso dalle particelle cariche prodotte dall'interazione di raggi cosmici nell'atmosfera, che si propagano verso il fondo marino. D'altra parte, i neutrini che si propagano verso l'alto, avendo attraversato la Terra, sono l'oggetto dell'osservazione. I raggi cosmici costituiscono un segnale di fondo per KM3NeT, generalmente filtrato sfruttando informazioni direzionali. Ciononostante, essi sono un affidabile riferimento utile alla calibrazione del rivelatore e per ottimizzare la determinazione di parametri quali la direzione e l'energia delle particelle rivelate. La valutazione delle capacità di tracciamento è direttamente connessa all'abilità dell'esperimento di rivelare sorgenti astrofisiche puntiformi, i.e. il potenziale di scoperta. Tra gli obiettivi principali di KM3NeT vi è certamente la capacità di distinguere tra i tre sapori di neutrino, o

tra neutrini e muoni atmosferici, come anche la stima di direzione ed energia delle particelle che si propagano nei pressi del rivelatore generando segnale. Algoritmi di trigger e di ricostruzione sono generalmente utilizzati rispettivamente per separare il segnale dal fondo e per stimare le grandezze sopracitate.

Questo lavoro di tesi descrive un approccio innovativo, basato sull'applicazione di modelli di Deep Learning per la classificazione degli eventi e per la stima di parametri di interazione. Gli eventi simulati in KM3NeT sono stati utilizzati come input per allenare i modelli a reti neurali, utilizzati per classificare gli eventi di neutrino in base alla forma e alla distribuzione spazio-temporale degli "hit" di segnale prodotti nel rivelatore. In particolare, eventi "triggerati" sono analizzati attraverso modelli a reti neurali convolutive, costruiti specificamente per risolvere 4 diversi problemi: la classificazione di particelle definite come "up-going" e "down-going" (ossia che si propagano verso l'alto o verso il basso, rispettivamente); la classificazione di eventi prodotti da interazione in corrente carica di neutrini muonici ed elettronici ($\nu_\mu CC / \nu_e CC$); la stima dell'energia e della direzione degli eventi di neutrino. I modelli convolutivi realizzati sono stati implementati attraverso l'utilizzo di Keras, un software dedicato alla progettazione e allo sviluppo di reti neurali, che può essere utilizzato sia su CPU che sfruttando la potenza di calcolo parallelo delle GPU. Dal momento che diversi criteri di selezione influenzano la qualità della ricostruzione degli eventi, uno studio preliminare sui parametri di trigger è stato condotto per assicurare la purezza degli eventi selezionati.

I modelli di Deep Learning sviluppati sono stati testati su un dataset di 258,879 eventi di $\nu_\mu CC$ e $\nu_e CC$, raggiungendo una accuratezza di classificazione del 93.3% nel caso della classificazione up-going/down-going, e del 92.8% per la classificazione $\nu_\mu CC / \nu_e CC$. Per quanto riguarda la stima dell'energia dei neutrini, e del coseno dell'angolo formato con la direzione verticale, l'errore quadratico medio ottenuto è rispettivamente pari a 0.22 e 0.03.

I risultati ottenuti attraverso i modelli a reti neurali per la stima di direzione ed energia, e per la classificazione up-going/down-going, sono stati poi confrontati con quelli ottenuti dagli algoritmi di ricostruzione utilizzati nelle catene di simulazione ufficiali della Collaborazione KM3NeT. Per questo confronto, è stato possibile utilizzare solo gli eventi prodotti da $\nu_\mu CC$, dal momento che l'algoritmo di ricostruzione considerato (JGandalf) è finalizzato alla ricostruzione di tracce. I due diversi approcci forniscono risultati quantitativamente paragonabili. Ciononostante, la potenza delle reti neurali di stimare le quantità desiderate analizzando direttamente i dati, e senza ricorrere

all'utilizzo di sofisticati algoritmi di ricostruzione di eventi, costituisce un approccio promettente in termini di tempi computazionali e risorse necessarie.