

Intelligenza artificiale quantistica per l'analisi dati di LHCb

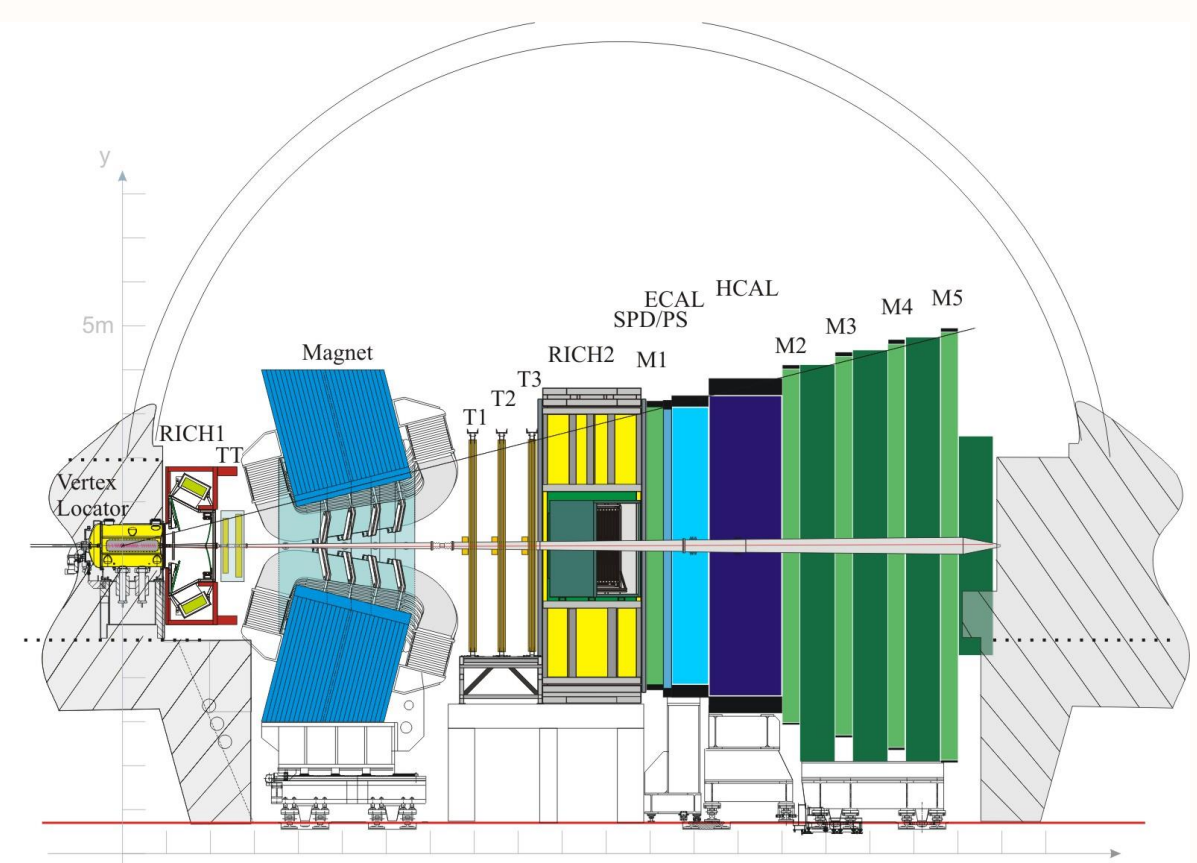
A. Gianelle¹, D. Lucchesi^{1,2}, S. Monaco², D. Nicotra^{3,4}, L. Sestini^{1,2}, D. Zuliani^{1,2}

Incontri di Fisica delle Alte Energie (IFAE 2023)

12-14 Aprile 2023

La Fisica ad LHCb

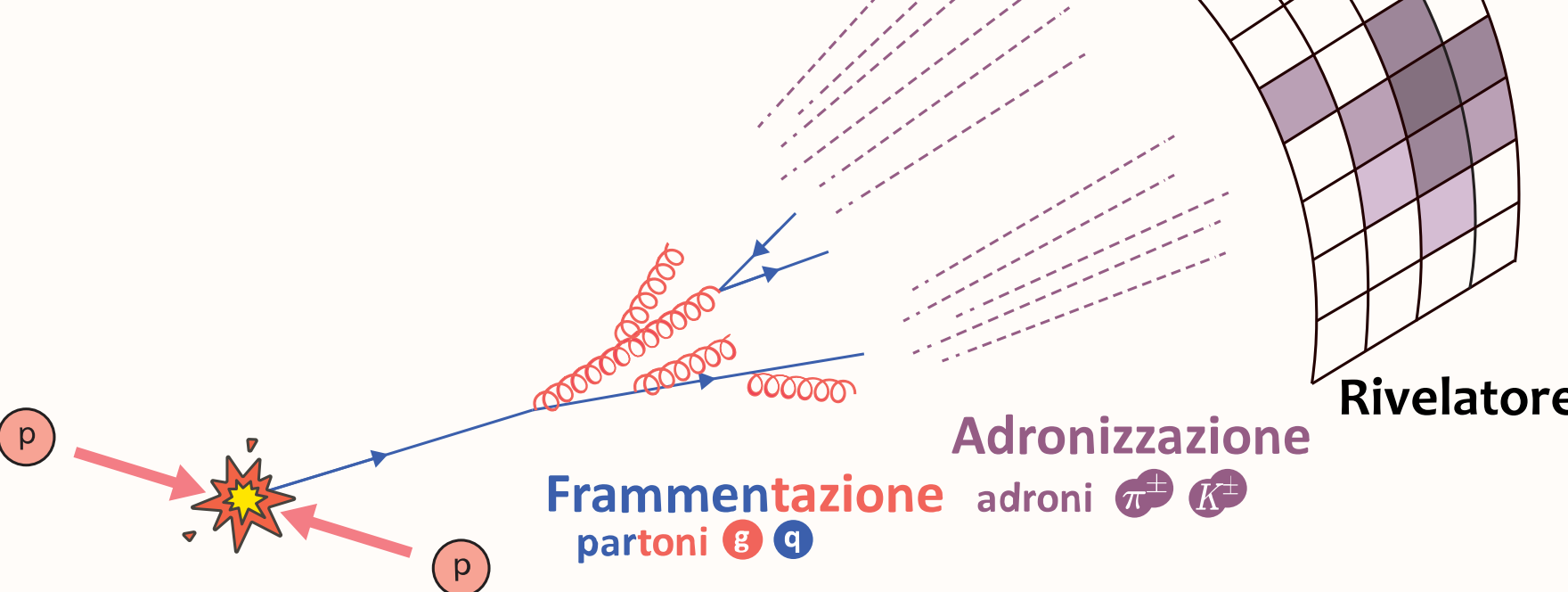
LHCb



- Vertex Locator:** Per misurare la distanza tra il punto di interazione e il punto di decadimento (Vertice Secondario);
- Tracking System:** Ricostruzione dell'impulso di particelle cariche;
- Ring Imaging Cherenkov:** Identificazione di particelle (mesoni, pioni, kaoni, protoni);
- Calorimeter System:** Per la rivelazione di energia dei fotoni, elettroni e adroni;
- Muon Detection System:** Sistema di Camere a multifili a cinque strati. I muoni, essendo più elusivi, hanno bisogno di un sistema ad hoc per la loro identificazione.

Fisica dei Getti

Collisioni tra protoni a $\sqrt{s} = 13 \text{ TeV}$



- Collisione:** Protoni vengono fatti collidere a $\sqrt{s} = 13 \text{ TeV}$
- Frammentazione:** il partone prodotto nella collisione esce dal punto di interazione, di conseguenza la costante di accoppiamento forte aumenta con la sua separazione e a partire dal Vertice Secondario avviene il processo di frammentazione. Con energia sufficiente si ha:
 - Emissione di un gluone da un quark
 - Generazione di una coppia quark, anti-quark da parte di un gluone
 - Emissione di un gluone da parte di un gluone
- Adronizzazione:** formazione degli adroni a partire da quark e gluoni liberi (fenomeno di confinamento dei quark).

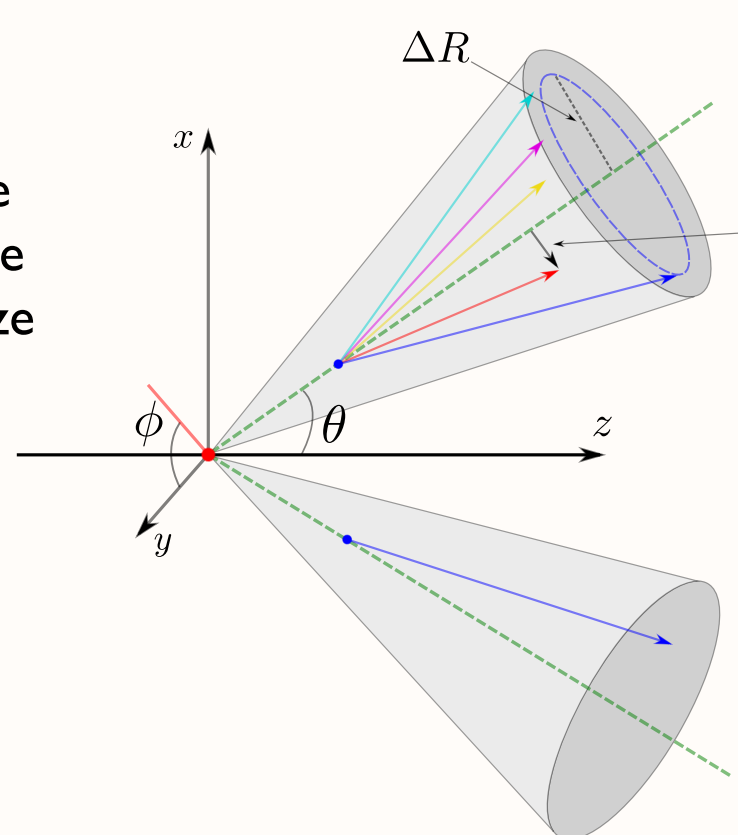
In base alla presenza di quark pesanti, che possono essere individuati tramite i vertici secondari, si possono distinguere i diversi tipi di getti.

Identificazione dei Getti

Processo	Algoritmo
Collisioni reali (LHCb), Simulazione degli eventi	- (Montecarlo)
Clustering dei getti	Anti-kt
Classificazione del tipo di getto (b vs $\bar{b}$, b vs c)	Muon Tagging, BDT, DNN, QML

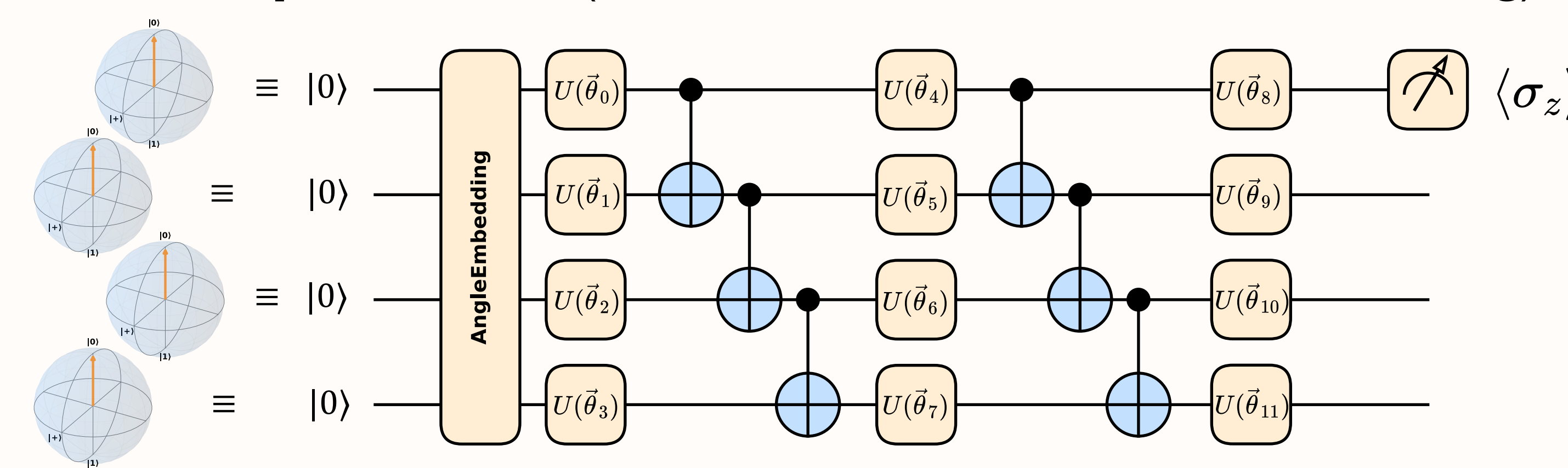
Approcci:

- Inclusivo:** (getto in alto) consiste nell'analizzare molteplici grandezze relative al getto, come le grandezze riguardanti il Vertice Secondario (BDT, DNN, QML)
- Esclusivo:** (getto in basso) consiste nella rivelazione di una singola particella caratterizzante il tipo di getto (Lepton/Muon Tagging)

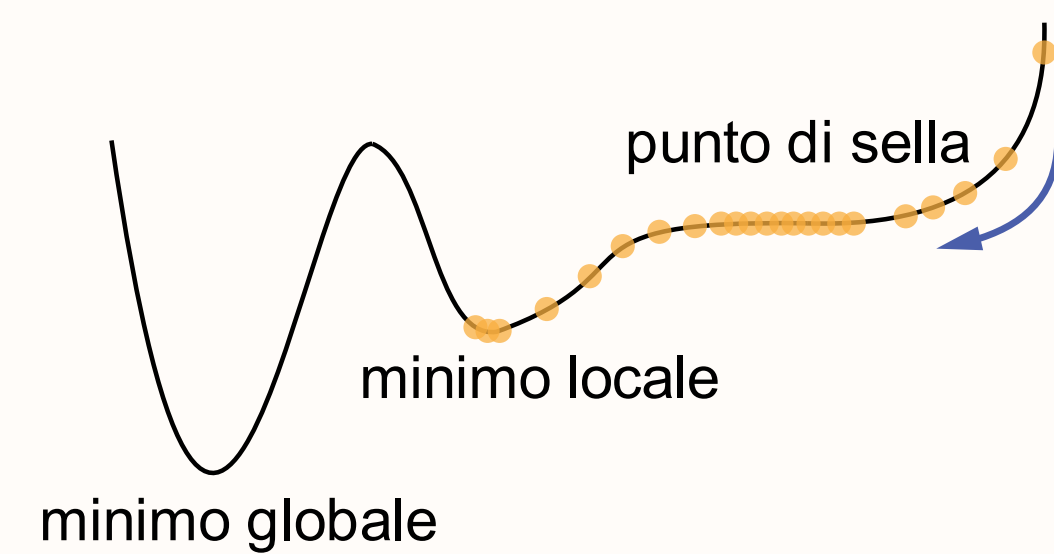
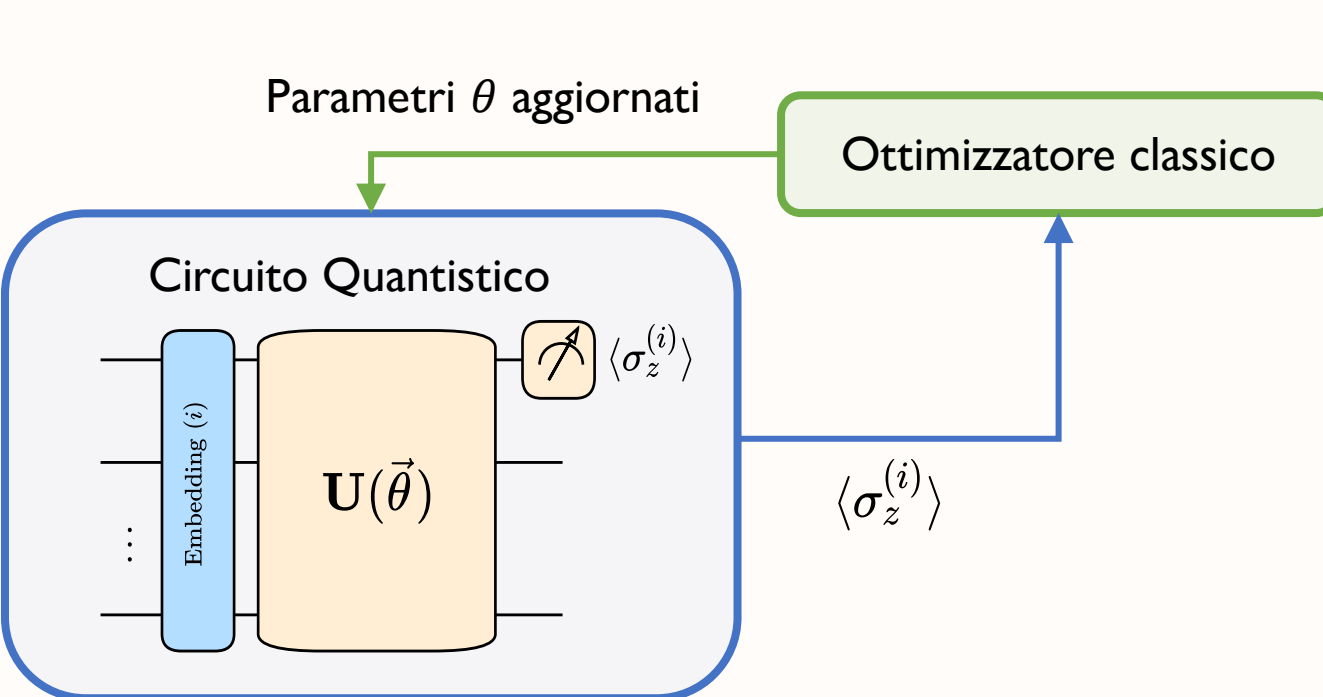


Computazione Quantistica sui getti

Circuito quantistico (modello di Quantum Machine Learning)



Routine di ottimizzazione



Perché il Quantum Computing in Fisica delle Particelle?

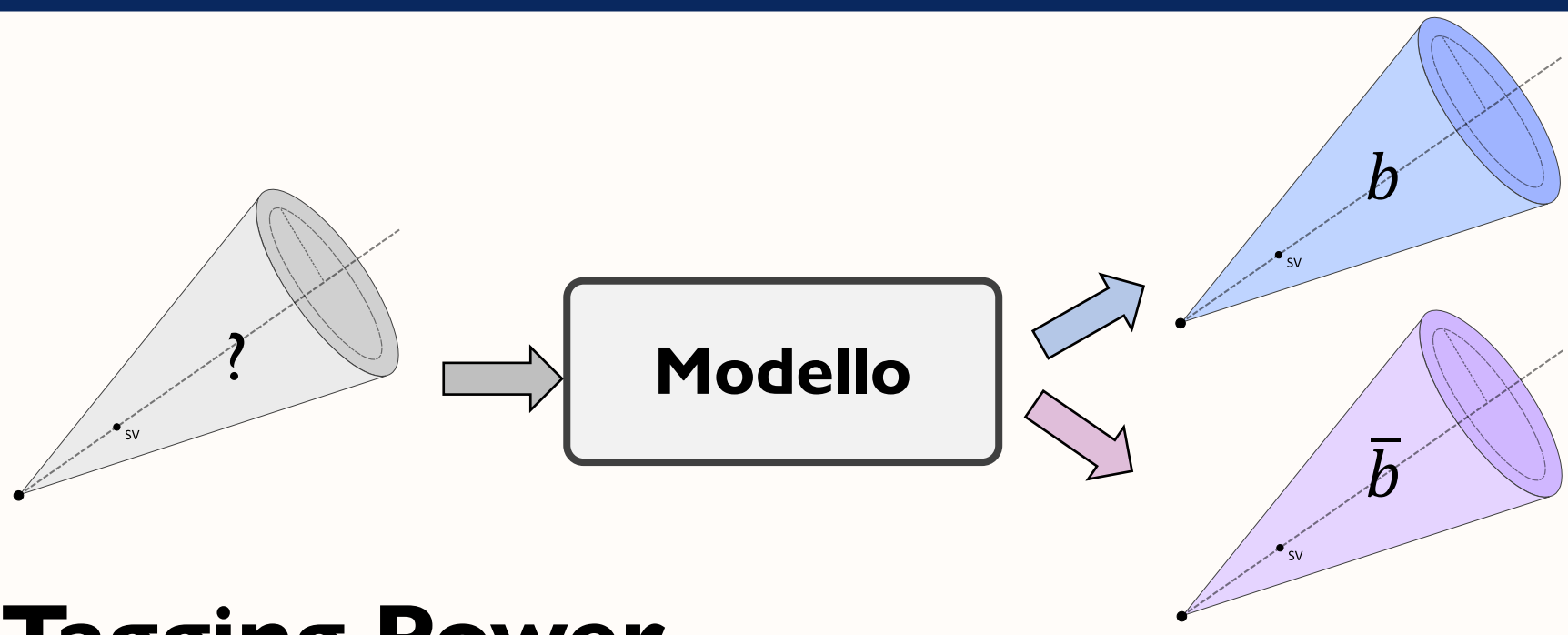
- Alcuni tipi di problemi sono stati dimostrati essere più veloci (in teoria) nella controparte quantistica, esempio: l'algoritmo di ricerca di Grover per la **ricostruzione delle tracce**. ($O(N) \rightarrow O(\sqrt{N})$)
- I modelli di apprendimento su computer quantistici risultano essere resistenti al rumore che caratterizza lo stato attuale della computazione quantistica (NISQ)
- Ad LHCb i dati risultano complessi e di origine quantistica. In questo contesto, un computer quantistico potrebbe rappresentare il sistema ideale per l'analisi dati

- Per ogni evento i :
 - Il circuito viene inizializzato allo stato $|0\rangle^{\otimes n}$
 - L'evento i viene caricato nel circuito mediante la procedura di "embedding" (nel caso della classificazione di getti, le grandezze relative al Vertice Secondario verranno usate nell'embedding per creare uno stato $|\psi_{jet}^i\rangle$ di input)
- Viene calcolata la funzione errore complessiva sul tutto il set di dati

$$\mathcal{L}(\vec{\theta}) = \frac{1}{|S|} \sum_{i=1}^{|S|} (\langle \sigma_z^{(i)} \rangle - y^{(i)})^2$$
- I parametri del circuito vengono aggiornati in base al gradiente della funzione errore (**Discesa del gradiente**)

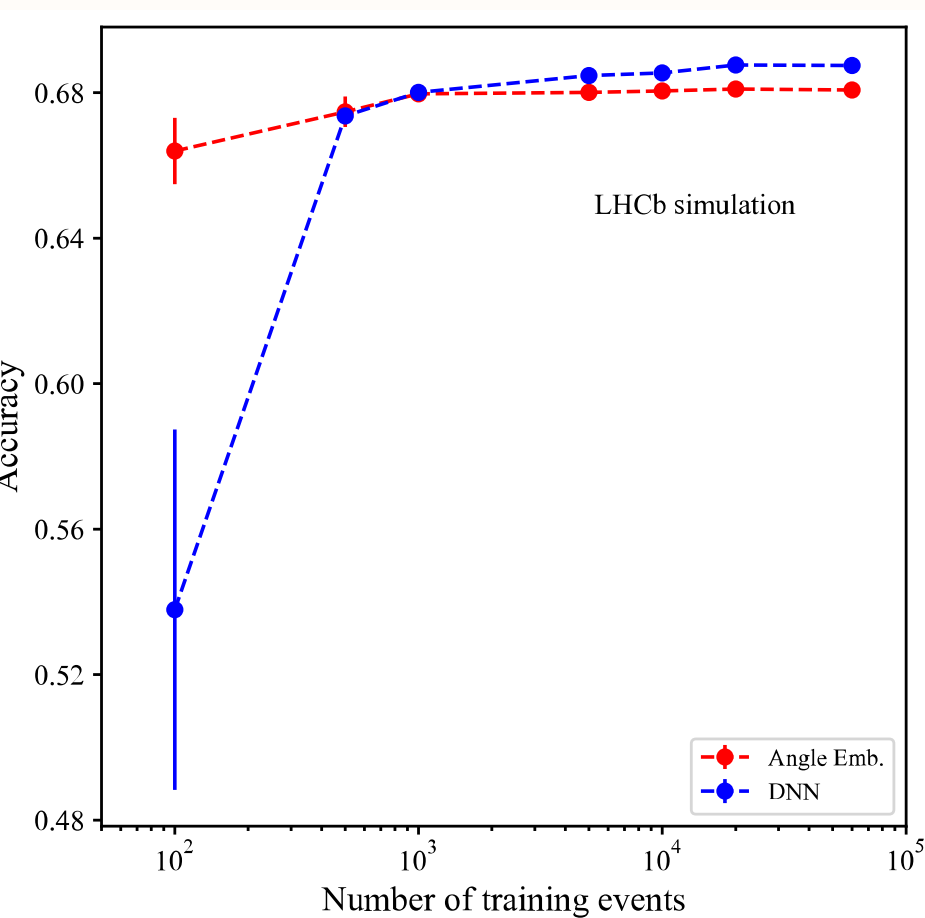
Getti b contro $\bar{b}$

- Ad LHCb è possibile distinguere i getti **prodotti** dai quark b e $\bar{b}$
- È fondamentale per misurare l'**asimmetria angolare b - $\bar{b}$** . La determinazione precisa dell'asimmetria di produzione delle coppie di quark b è importante non solo come test del Modello Standard della Fisica delle Particelle, ma anche per investigare possibili fonti di fisica oltre il MS.



Accuratezza

- Il modello di QML è stato confrontato con una rete neurale profonda standard (DNN);
- La performance del modello di QML risulta essere simile a quella classica anche con un numero di qubit limitato, inoltre offre alte capacità di generalizzazione da un dataset ridotto.

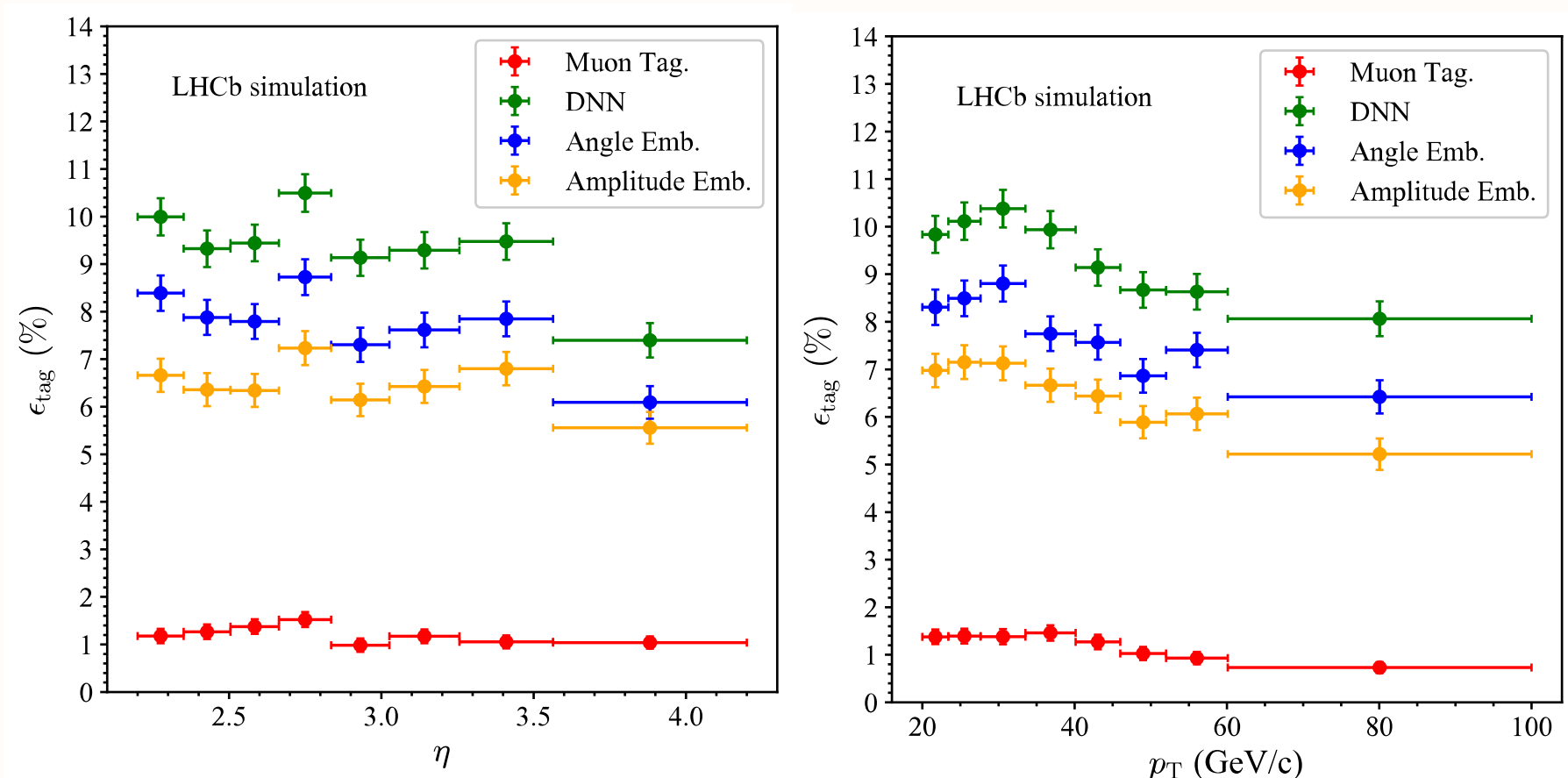


Tagging Power

La performance dei diversi algoritmi di classificazione viene confrontata utilizzando il parametro di "potenza di tagging" ϵ_{tag}

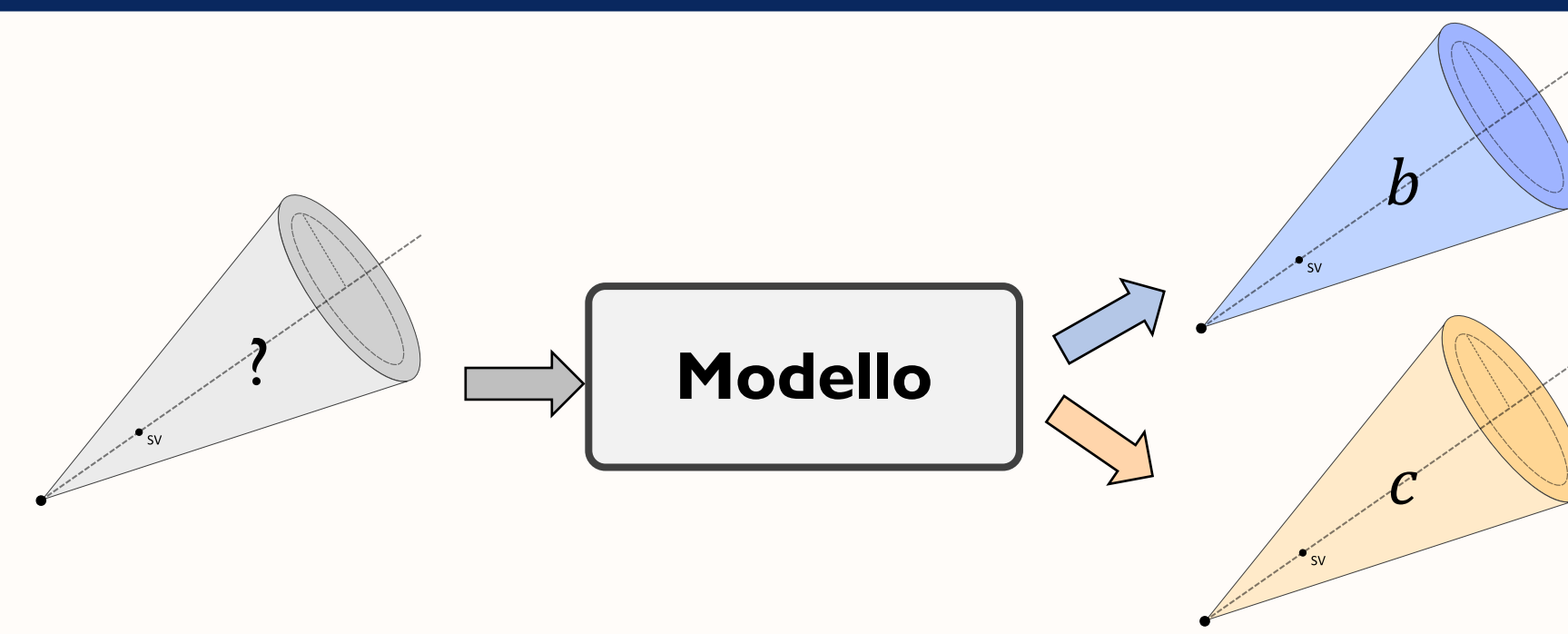
$$\epsilon_{tag} = \epsilon_{eff}(2a - 1)^2$$

ϵ_{eff} = efficienza
 a = accuratezza



Getti b contro c

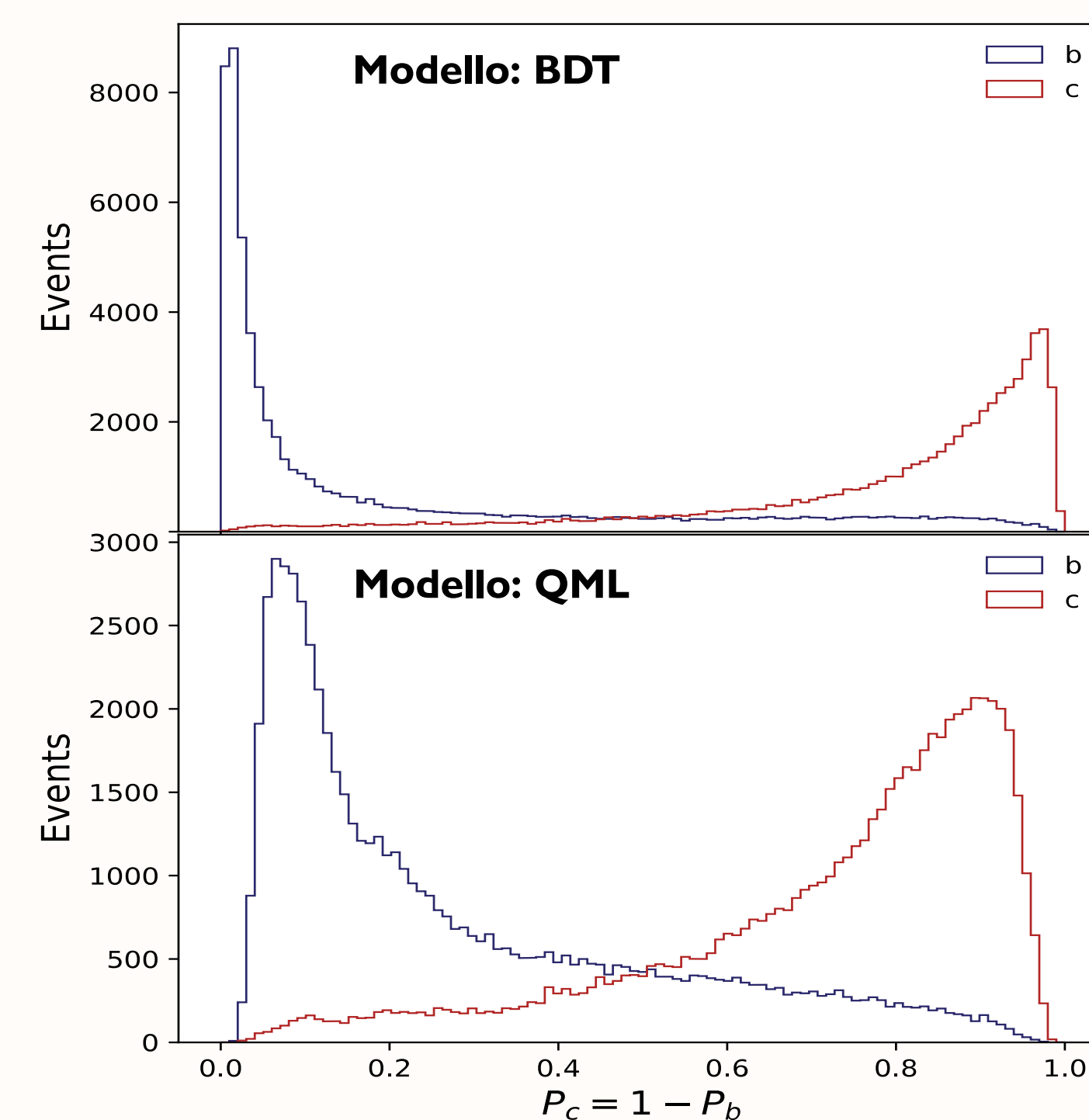
- La classificazione dei getti b vs c è fondamentale per diversi canali di fisica, come il **decadimento del bosone di Higgs** in $b\bar{b}c\bar{c}$.
- Punto di partenza: **identificazione del Secondary Vertex (SV)** con BDT.
- Le grandezze principali relative al SV (vtx_m , vtx_pt , vtx_tau , vtx_z , ...) vengono utilizzate come input per i modelli di QML e BDT.
- Le simulazioni sono eseguite con **PennyLane+JAX**.



- Aumentando il numero di parametri per singolo qubit tramite il parametro layers, l'accuratezza del modello aumenta fino ad arrivare a saturazione;
- Aumentando il numero di qubit (numero di parametri di input) il modello riesce a discriminare meglio aumentando il valore di accuratezza

QAOA Test Accuracy

qubits	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	0.61	0.7652	0.7886	0.8028	0.8087	0.8173	0.8246	0.8291	0.8286	0.8291
2	0.6048	0.7649	0.7895	0.8083	0.8143	0.8168	0.8211	0.8275	0.8266	0.8281
3	0.645	0.7808	0.7863	0.8057	0.8083	0.8199	0.8152	0.8222	0.8205	0.8225
4	0.6195	0.7667	0.798	0.8078	0.816	0.8192	0.8187	0.8202	0.8233	0.8227
5	0.6466	0.7663	0.7972	0.8081	0.8109	0.8183	0.819	0.8231	0.8199	0.8235
6	0.6238	0.7655	0.806	0.8121	0.8128	0.8217	0.824	0.8255	0.8192	0.8261
7	0.604	0.7619	0.794	0.8108	0.8169	0.8145	0.8171	0.8185	0.8143	0.8182
8	0.6129	0.7875	0.7997	0.805	0.8139	0.8177	0.8193	0.8212	0.8199	0.8212
9	0.6073	0.7578	0.7885	0.7971	0.8031	0.8024	0.7964	0.8011	0.8015	0.8041
10	0.7415	0.7555	0.7902	0.7938	0.7948	0.7963	0.8005	0.8023	0.8008	0.8041
11	0.7178	0.7654	0.7901	0.7899	0.7983	0.7962	0.798	0.8015	0.8023	0.8029
12	0.6192	0.7482	0.7616	0.7626	0.7676	0.763	0.7702	0.7679	0.7695	0.771
13	0.5812	0.6859	0.6792	0.677	0.6784	0.679	0.6858	0.6782	0.6855	0.6856



Studio dell'entanglement

Esempio: Stato di Bell

Stato di **entanglement massimo**

$$|\psi\rangle = \frac{|00\rangle + |11\rangle}{\sqrt{2}}$$

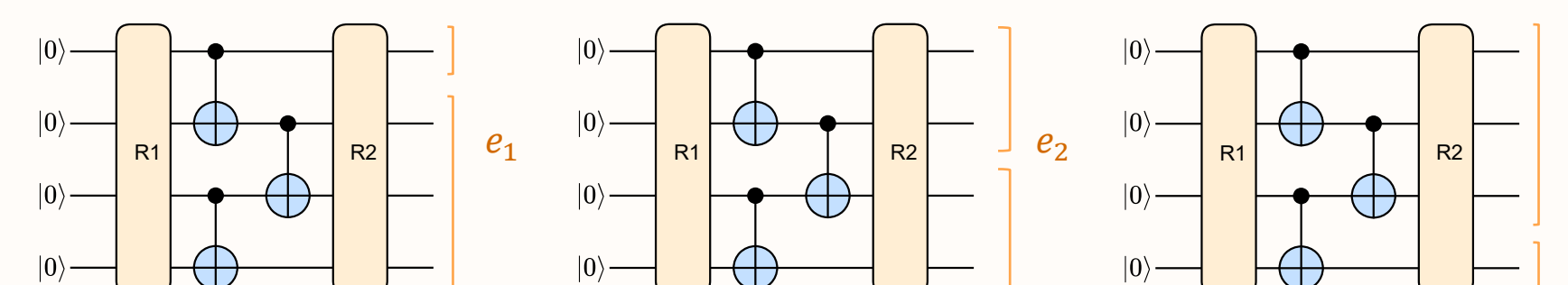
Quantificazione dell'entanglement

- Entropia di Von Neumann:** $S(\rho_A)$

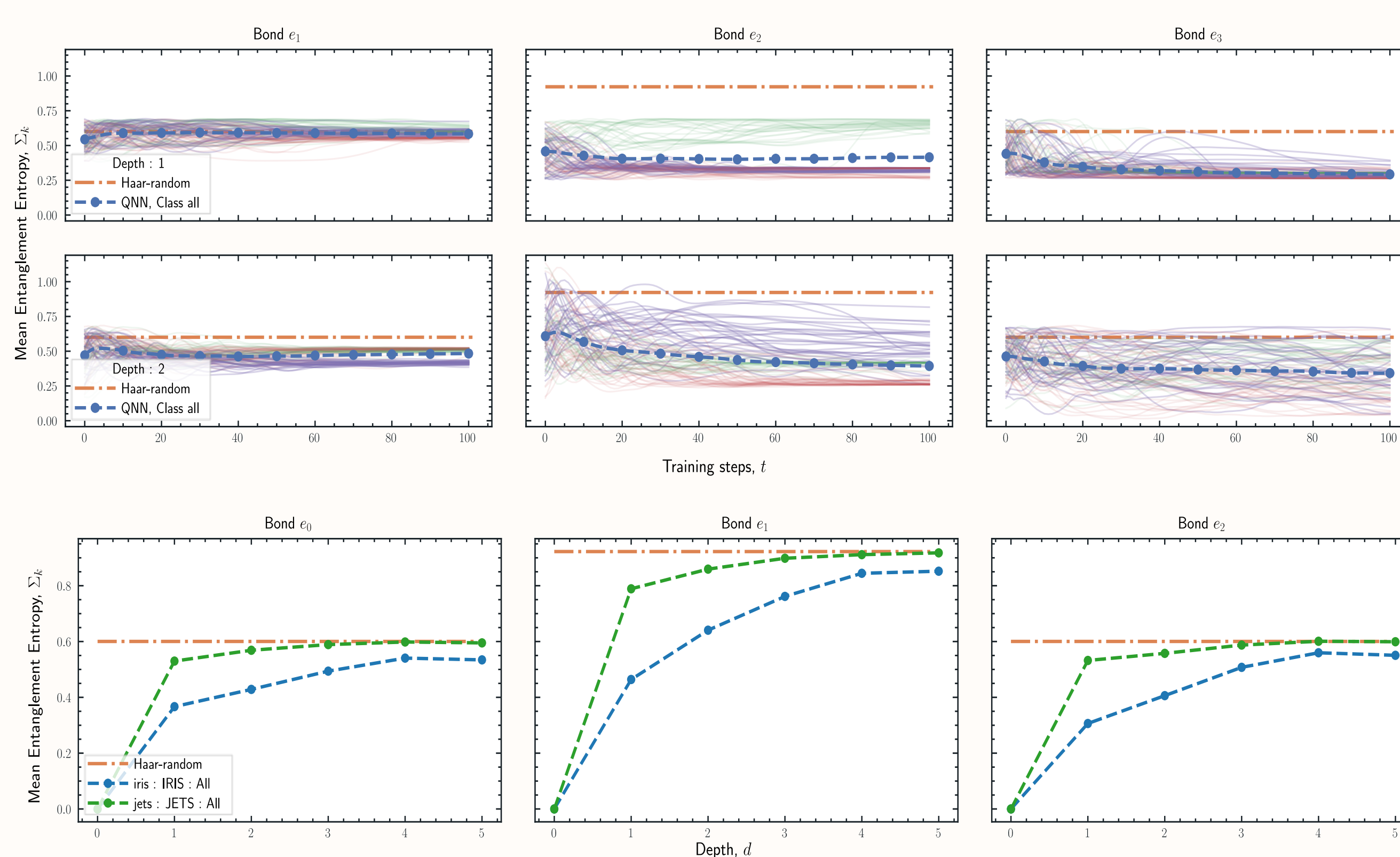
$$S(\rho_A) = -\text{Tr}[\rho_A \log(\rho_A)] = -\text{Tr}[\rho_B \log(\rho_B)] = S(\rho_B)$$

Dove

- $\rho_{AB} = |\psi\rangle\langle\psi|$ è la **matrice densità**
- $\rho_A = \text{Tr}_B(\rho_{AB})$ e $\rho_B = \text{Tr}_A(\rho_{AB})$ sono le **matrici densità ridotte**



Quantificare l'entanglement generato in un circuito è un'operazione computazionalmente dispendiosa, ma che potrebbe dare informazioni utili sulla correlazione dei dati per la generazione di circuiti migliori.



Bibliografia

[1] LHCb Collaboration et al. "Identification of beauty and charm quark jets at LHCb". In: Journal of Instrumentation 10.06 (2015), P06013.

[2] Carlos Cocha. "Study of b- and c-jets identification with quantum machine learning algorithms and application to the Higgs reconstruction". Master's thesis. Sept. 2022.

[3] Marco Ballarin et al. Entanglement entropy production in Quantum Neural Networks. 2022. arXiv: 2206.02474 [quant-ph].

[4] Alessio Gianelle et al. "Quantum Machine Learning for b-jet charge identification". In: Journal of High Energy Physics 2022.8 (Aug. 2022). doi: 10.1007/jhep08(2022)014.

¹INFN Padova (Italia),

²Università degli Studi di Padova (Italia),

³Nikhef National Institute for Subatomic Physics (Paesi Bassi),

⁴Universiteit Maastricht (Paesi Bassi)