

CIRCUITI NEURALI QUANTISTICI PER IL PROCESSAMENTO DI GRAFI, IMMAGINI E SERIE TEMPORALI

Andrea Ceschini, Leonardo Lavagna, Francesca De Falco, Antonello Rosato, Massimo Panella

Dipartimento di Ingegneria dell'Informazione, Elettronica e Telecomunicazioni (DIET)
Università degli Studi di Roma "La Sapienza"
Via Eudossiana 18, 00184 Roma

Le *Reti Neurali Quantistiche* (QNN) rappresentano un elemento centrale nell'evoluzione del *Deep Learning* (DL) verso architetture quantistiche scalabili. Le QNN promettono di superare i limiti di scalabilità e di efficienza energetica che caratterizzano le architetture di DL convenzionali, in particolare quando il dato da elaborare risulta strutturato, multimodale o ad alta dimensionalità. In ambito elettrotecnico, tali modelli offrono strumenti per la rappresentazione di reti di distribuzione, l'analisi di scenari visivi complessi e l'ottimizzazione di sistemi a elevata dimensionalità, mantenendo al contempo un'impronta energetica contenuta sui dispositivi *Noisy Intermediate-Scale Quantum* (NISQ). La ricerca svolta si articola intorno a tre quesiti complementari: (i) come rappresentare e apprendere in forma quantistica strutture a grafo e topologiche; (ii) come estendere le architetture ibride a immagini e serie temporali misurabili sul campo; (iii) come ridurre la complessità dei circuiti di ottimizzazione combinatoria senza compromettere la qualità delle soluzioni.

Tramite una review sistematica sulle *Quantum Graph Neural Networks* (QGNN) [1], sono stati catalogati oltre 152 contributi recenti ed è stata introdotta una tassonomia che distingue due famiglie di QGNN: *Fully & Hybrid Quantum GNN* e *Quantum Assisted GNN*. Le QGNN rappresentano una possibile alternativa alle reti classiche per l'elaborazione su grafi, fornendo in alcuni casi un'utilità quantistica in termini di accuratezza, efficienza o performance in *runtime*. L'analisi mette in luce le principali questioni legate alle QGNN, come scalabilità, rumore e *barren plateaus*, proponendo linee guida che tengono conto dell'*hardware* per ridurre la profondità dei circuiti e il numero di parametri, preservando al contempo l'espressività necessaria a problemi di fisica delle alte energie, chimica molecolare, finanza e osservazione della terra. In Fig. 1 è riportato uno schema riassuntivo del flusso di implementazione dei modelli proposti.

Su queste basi si colloca il modello sperimentale delle *Quantum Simplicial Networks* (QSN) [2], progettato per catturare interazioni di ordine superiore all'interno di complessi simpliciali tramite strati quantistici simpliciali (QSL) basati sul modello di Ising. Test condotti su esempi di riferimento sintetici mostrano che le QSN migliorano la generalizzazione rispetto ai corrispettivi modelli di DL topologici (TDL) classici, senza incrementare la profondità circuitale, e dimostrando il potenziale derivante dalla combinazione del quantum computing con il TDL per il processamento di dati su spazi topologici combinatori.

Lo studio condotto sulle Reti Neurali Ibride Quantistiche (Quantum Neural Networks) [3] analizza invece nove schemi di ottimizzazione e dimostra che gli algoritmi *AdaBelief*, *RMSprop* e *Adam* raggiungono la convergenza con circa il 30 % di epoche in meno rispetto a SGD, mantenendo la deviazione standard dei parametri quantistici due ordini di grandezza sotto quella degli strati classici, garantendo al contempo una maggiore stabilità del variazionale anche in presenza di input perturbati. Nell'ambito dell'analisi delle serie temporali, è stata introdotta la Quantum Gated Recurrent Unit (QGRU) [4], ovvero la prima cella GRU variazionale quantistica con una riduzione del 25 % sui parametri quantistici rispetto alla Quantum Long Short-Term Memory (QLSTM). Tale *pipeline* è stata estesa al progetto Q-SCALE [5] per la calibrazione di sensori PM 2.5 attraverso una rete ibrida quale QLSTM.

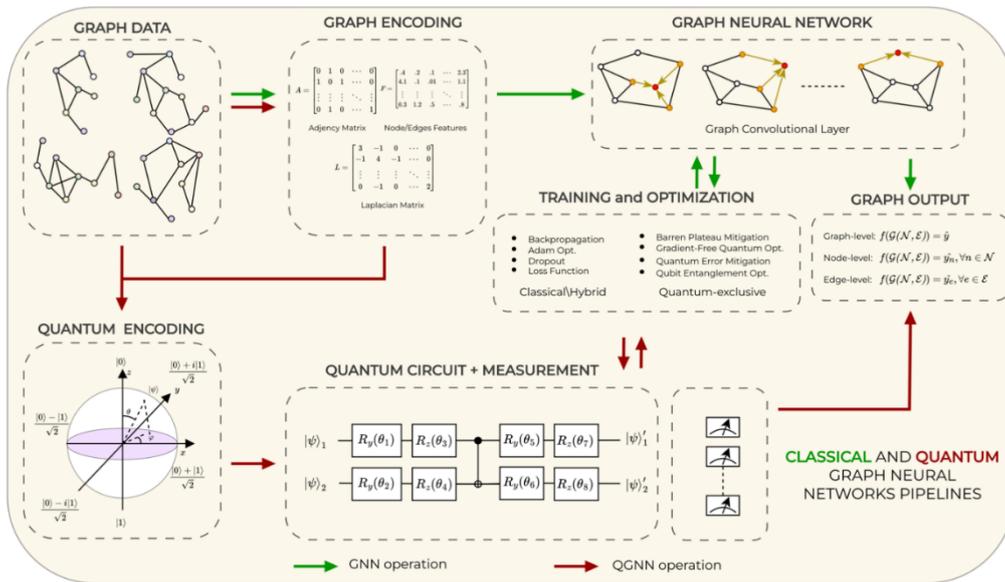


Figura 1 - Framework di implementazione complete delle reti neurali quantistiche a grafo.

La ricerca affrontata converge dunque verso un unico obiettivo: sviluppare circuiti quantistici a bassa profondità, resilienti al rumore quantistico e *hardware-aware* che possano essere impiegati in scenari reali entro i limiti degli attuali dispositivi NISQ. Le evidenze sperimentali raccolte e le linee guida derivate dalla scelta dell'ansatz e dell'ottimizzatore, fino all'impiego di tecniche di preprocessing, pongono le basi per future estensioni verso dispositivi resilienti ai guasti e per l'integrazione nei sistemi di controllo e monitoraggio elettrico di prossima generazione, in coerenza con gli obiettivi di efficientamento energetico e trasformazione digitale promossi dal PNRR.

La presente ricerca è stata svolta nell'ambito del "CENTRO NAZIONALE PER HPC, BIG DATA E COMPUTAZIONE QUANTUM" (CNI, Spoke 10), PNRR - Missione 4 - Componente 2 - Investimento 1.4, finanziato dall'Unione Europea – Next generation EU, CN00000013, CUP B83C22002940006.

Riferimenti bibliografici

- [1] A. Ceschini, F. Mauro, F. De Falco, A. Sebastianelli, A. Verdone, A. Rosato, B. L. Saux, M. Panella, P. Gamba, and S. L. Ullo, "From graphs to qubits: A critical review of quantum graph neural networks," arXiv preprint arXiv:2408.06524, 2024.
- [2] S. Piperno, C. Battiloro, A. Ceschini, F. Dominici, P. Di Lorenzo, and M. Panella, "Quantum simplicial neural networks," arXiv preprint arXiv:2501.05558, 2025.
- [3] A. Ceschini, A. Carbone, A. Sebastianelli, M. Panella, and B. Le Saux, "On hybrid quantum neural networks optimization," *Quantum Machine Intelligence*, vol. 7, no. 1, p. 18, 2025.
- [4] A. Ceschini, A. Rosato, and M. Panella, "A variational approach to quantum gated recurrent units," *Journal of Physics Communications*, vol. 8, no. 8, p. 085004, 2024.
- [5] L. Bergadano, A. Ceschini, P. Chiavassa, E. Giusto, B. Montrucchio, M. Panella, and A. Rosato, "Q-scale: Quantum computing-based sensor calibration for advanced learning and efficiency," in *2024 IEEE International Conference on Quantum Computing and Engineering (QCE)*, vol. 1. IEEE, 2024, pp. 306–314.