

STUDIO DI MODELLI GENERATIVI QUANTISTICI

Francesca De Falco, Andrea Ceschini, 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

Negli ultimi anni, i modelli generativi basati su reti neurali profonde (Deep Generative Models) hanno ottenuto un crescente successo grazie alla loro versatilità nell'apprendere distribuzioni di dati complesse e diversificate. Tra questi, i modelli a diffusione (DM) si sono affermati come una delle tecniche più promettenti per la generazione di immagini e altri tipi di dati, mostrando prestazioni superiori rispetto a modelli consolidati come le reti generative avversariali (GAN), sia in termini di qualità dei campioni generati sia per la maggiore stabilità durante il processo di addestramento.

I DM si basano su un processo di diffusione iterativo che modella efficacemente distribuzioni complesse, affinando progressivamente la distribuzione dei dati attraverso una sequenza di passaggi di diffusione. Tuttavia, uno dei principali limiti dei DM riguarda l'elevato numero di parametri da ottimizzare e le ingenti risorse computazionali necessarie per l'addestramento, soprattutto quando applicati a dati ad alta dimensionalità. Per affrontare queste problematiche, sono stati introdotti i Latent Diffusion Models (LDM), i quali operano in uno spazio latente, appreso tramite un *autoencoder*, anziché nello spazio originale dei dati. Questa strategia consente una riduzione significativa della complessità computazionale, pur mantenendo elevate prestazioni generative e un'eccellente qualità dei campioni prodotti.

Parallelamente, il campo del *Quantum Machine Learning* ha conosciuto una rapida evoluzione, con particolare attenzione allo sviluppo di modelli generativi quantistici. Versioni quantistiche di noti modelli generativi, come le GAN quantistiche (QGAN) [1] e gli autoencoder variazionali quantistici (QVAE) [2], hanno evidenziato una maggiore efficienza nella modellazione delle distribuzioni, riducendo al contempo il numero di parametri necessari.

La presente ricerca si è quindi focalizzata sullo studio e lo sviluppo di DM quantistici, con l'obiettivo di coniugare le potenzialità delle tecnologie quantistiche con quelle dei modelli generativi classici. In particolare, sono state proposte due differenti architetture: la prima [3, 4], un modello ibrido basato sulla nota rete U-Net, in cui alcuni strati classici sono stati sostituiti con circuiti variazionali quantistici; la seconda [5-7], invece, sfrutta un autoencoder classico per proiettare i dati in uno spazio latente, all'interno del quale il processo di diffusione viene completamente implementato tramite circuiti variazionali quantistici, eliminando la necessità di strati classici nella fase generativa.

Attraverso diversi esperimenti, è stata dimostrata la validità delle due architetture proposte, le quali hanno permesso di ottenere immagini di qualità superiore in termini di metriche quantitative, evidenziando al contempo un risparmio nel numero di parametri. In particolare, l'architettura Quantum Latent Diffusion Model (QLDM) (riportata in Fig. 1) ha mostrato prestazioni migliori anche in condizioni di apprendimento con pochi dati o poche epoche di addestramento, dimostrando una maggiore efficacia anche in scenari di apprendimento difficili (*few-shot learning*) pure con applicazioni a immagini nell'ambito dell'osservazione della Terra, dimostrando la possibilità di sfruttare architetture quantistiche anche in contesti sempre più reali e complessi.

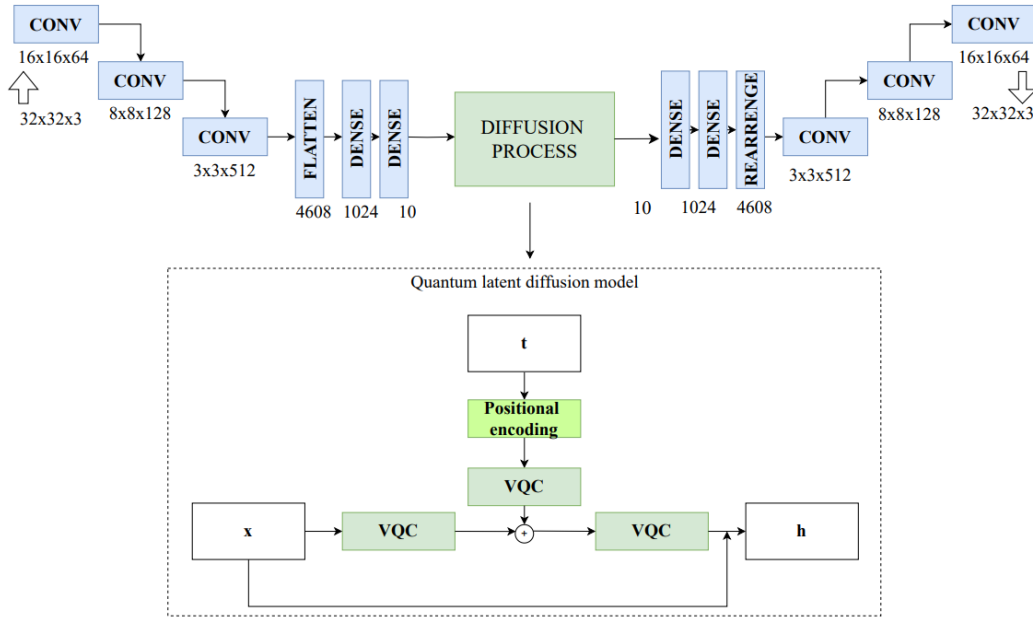


Figura 1 - Schema illustrativo dell'intera architettura funzionale del QLDM.

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] H.-L. Huang, Y. Du, M. Gong, Y. Zhao, Y. Wu, C. Wang, S. Li, F. Liang, J. Lin, Y. Xu, R. Yang, T. Liu, M.-H. Hsieh, H. Deng, H. Rong, C.-Z. Peng, C.-Y. Lu, Y.-A. Chen, D. Tao, X. Zhu, J.-W. Pan, "Experimental quantum generative adversarial networks for image generation", *Physical Review Applied*, vol. 16, no. 2, 2021.
- [2] A. Khoshaman, W. Vinci, B. Denis, E. Andriyash, H. Sadeghi, M. H. Amin, "Quantum variational autoencoder", *Quantum Science and Technology*, vol. 4, no. 1, 2018.
- [3] F. De Falco, A. Ceschini, A. Sebastianelli, M. Panella, B. Le Saux, "Towards Quantum Diffusion Models", *Proc. of International Conference on Quantum Techniques in Machine Learning (QTML 2023)*, CERN, Ginevra, Svizzera, 19-24 novembre, 2023.
- [4] F. De Falco, A. Ceschini, A. Sebastianelli, B. Le Saux, M. Panella, "Quantum hybrid diffusion models for image synthesis", *KI - Künstliche Intelligenz (German Journal of Artificial Intelligence)*, pp. 1-16, Springer, 2024.
- [5] F. De Falco, A. Ceschini, A. Sebastianelli, B. Le Saux, M. Panella, "Quantum latent diffusion models", *Quantum Machine Intelligence*, pp 1-20, Springer, 2024.
- [6] F. De Falco, A. Ceschini, A. Sebastianelli, B. Le Saux, M. Panella, "New advancements on Quantum Latent Diffusion Models", *Proc. of International Conference on Quantum Technologies for High Energy Physics (QT4HEP 2025)*, CERN, Ginevra, Svizzera, 20-24 gennaio, 2025.
- [7] F. De Falco, F. Mauro, A. Ceschini, A. Sebastianelli, P.E. Gamba, S.L. Ullo, M. Panella, "Quantum latent diffusion models for data augmentation on the eurosat dataset", *Proc. of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, Brisbane, Australia, Agosto 2025 (in stampa).