

# IMPLEMENTAZIONE DI UN ALGORITMO KNN MULTICLASSE SU HARDWARE QUANTISTICO

TESI DI LAUREA SPERIMENTALE IN FISICA

MARIANO MOLLO N85000880

RELATORI:

GIOVANNI ACAMPORA

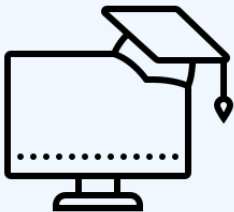
AUTILIA VITIELLO

UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI NAPOLI FEDERICO II  
SCUOLA POLITECNICA E DELLE SCIENZE DI BASE

OTTOBRE 2019



# INTRODUZIONE

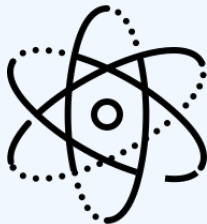


Il machine learning  
permette ai  
computer di  
imparare dai dati

Gli algoritmi di ML prevedono spesso di

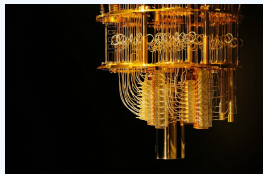
- risolvere grandi sistemi di equazioni lineari
- invertire grandi matrici
- calcolare distanze

Effettuare questi calcoli su insiemi dati  
grandi e complessi diventa difficile



Il quantum computing studia la costruzione e l'uso di hardware di elaborazione basato sulla meccanica quantistica

- Il quantum computing lavora con vettori in spazi di Hilbert
- I computer quantistici eseguono operazioni lineari sui qubit
- Sistemi a molti qubit sono descritti da grandi vettori che possono essere manipolati in parallelo
- Il machine learning prevede la manipolazione di grandi vettori e matrici



L'uso dei computer quantistici per risolvere problemi classici difficili o classi di problemi completamente nuove è chiamato machine learning quantistico, ovvero permettere ai computer quantistici di imparare dai dati più velocemente dei computer classici

È possibile implementare su un computer quantistico un algoritmo k-nearest neighbours multiclasse, in modo da migliorare le prestazioni ed il numero di problemi risolvibili?

- Riprodurre l'algoritmo di classificazione binaria KNN quantistico proposto da Schuld et al.
- Implementarne una versione multiclasse
- Analizzare le capacità dell'algoritmo usando l'hardware quantistico attualmente disponibile
- Analizzare esperimenti più complessi tramite simulazione

# MACHINE LEARNING



Il machine learning è un ramo dell'intelligenza artificiale che permette ai computer di apprendere dai dati. L'apprendimento può formalizzarsi attraverso la definizione di modelli matematici, usati per

- effettuare previsioni (apprendimento supervisionato)
- trovare regolarità in processi complessi (apprendimento non supervisionato)
- effettuare scelte per ottenere un risultato ottimale (apprendimento per rinforzo)

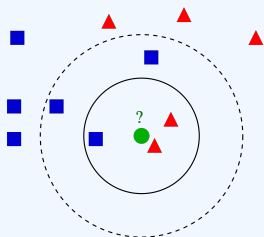
## Definizione del problema

Dato un insieme dati in input con i corrispondenti output, predire l'output di un nuovo input ignoto.

Input	Output
facce	emozioni
battito cardiaco	stato di salute
meteo dell'anno scorso	meteo di domani
messaggio di un utente	intenzione del messaggio
cronologia di ricerca	probabilità di cliccare su un annuncio

# K-NEAREST NEIGHBOURS CLASSICO

L'algoritmo KNN è uno tra i più semplici del ML ed è un lazy learner



$k$  è un numero naturale

Dato un insieme di apprendimento

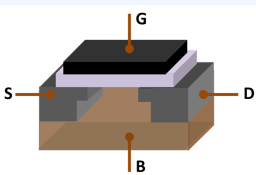
$D = v_0, \dots, v_{M-1}, v_i \in \{\text{classe}_0, \text{classe}_1\}$

Dato un nuovo vettore  $x$ :

- considera i  $k$  elementi più vicini ad  $x$
- classifica  $x$  con un voto a maggioranza

Si assegnano pesi dipendenti da  $\frac{1}{\text{distanza}}$  per aumentare l'influenza dei vettori più vicini

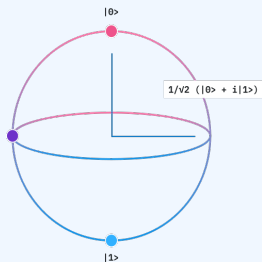
# QUANTUM COMPUTING



- Solitamente implementati attraverso MOSFET<sup>a</sup>
- 2 stati definiti (0, 1)
- Può trovarsi in uno tra gli stati 0 o 1

---

<sup>a</sup>MOSFET: Metal Oxide Semiconductor Field Effect Transistor



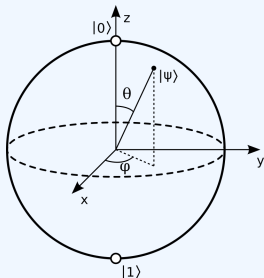
- Può essere  $|0\rangle$  o  $|1\rangle$
- Può anche essere  $|0\rangle$  e  $|1\rangle$  contemporaneamente (sovrapposizione quantistica)

Matematicamente, la sovrapposizione di un qubit è espressa come

$$|\psi\rangle = \alpha |0\rangle + \beta |1\rangle = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \alpha \\ \beta \end{pmatrix}, \quad \alpha, \beta \in \mathbb{C},$$

dove  $\alpha$  e  $\beta$  sono chiamate ampiezze di probabilità.  
L'ultima espressione è chiamata vettore di probabilità.

# SFERA DI BLOCH



Un qubit si può visualizzare su una 2-sfera parametrizzando  $\alpha$  e  $\beta$  in coordinate polari

$$|\psi\rangle = \cos \frac{\theta}{2} |0\rangle + e^{i\varphi} \sin \frac{\theta}{2} |1\rangle ,$$

dove  $0 \leq \theta \leq \pi$  e  $0 \leq \varphi < 2\pi$



Un computer quantistico con  $n$  qubit ha  $2^n$  ampiezze di probabilità.

Lo stato di un registro a più qubit è rappresentato dal prodotto tensore dello stato dei singoli qubit.

$$|00\rangle = |0\rangle \otimes |0\rangle$$

$$|\psi\rangle = c_0 |00\rangle + c_1 |01\rangle + c_2 |10\rangle + c_3 |11\rangle = \begin{matrix} 00 \\ 01 \\ 10 \\ 11 \end{matrix} \begin{pmatrix} c_0 \\ c_1 \\ c_2 \\ c_3 \end{pmatrix}$$

# REGISTRO DI $n$ QUBIT

Un computer quantistico con  $n$  qubit ha  $2^n$  ampiezze di probabilità.

Lo stato di un registro a più qubit è rappresentato dal prodotto tensore dello stato dei singoli qubit.

$$|00 \dots 00\rangle = |0\rangle \otimes |0\rangle \otimes \dots \otimes |0\rangle \otimes |0\rangle$$

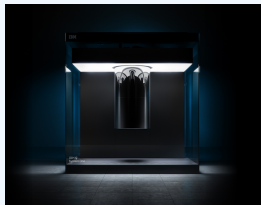
$$|\psi\rangle = c_0 |00 \dots 00\rangle + c_1 |00 \dots 01\rangle + \dots + c_{n-2} |11 \dots 10\rangle +$$

$$+ c_{n-1} |11 \dots 11\rangle = \begin{matrix} 00 \dots 00 \\ 00 \dots 01 \\ \vdots \\ 11 \dots 10 \\ 11 \dots 11 \end{matrix} \begin{pmatrix} c_0 \\ c_1 \\ \vdots \\ c_{n-2} \\ c_{n-1} \end{pmatrix}$$

# PUNTI DI FORZA DEI QUANTUM COMPUTER

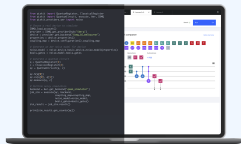
Queste  $n$  ampiezze di probabilità possono essere usate per memorizzare quantità enormi di informazioni

# di qubit	RAM classica richiesta	Tempo di simulazione
5	256 byte	secondi su uno smart-watch
25	2 gigabyte	secondi su un portatile
50	8000 terabyte	secondi sul prossimo supercomputer
275	numero di atomi nell'universo osservabile	età dell'universo



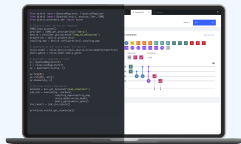
L'IBM Q System One è il primo computer quantistico a circuiti commerciale al mondo, introdotto dall'IBM nel gennaio 2019. L'IBM Q System One possiede 20 qubit.

# METODI



L'IBM Q Experience è un'interfaccia per interagire con le risorse di quantum computing dell'IBM

- accessibile al pubblico
- permette simulazioni con e senza rumore
- fino a 14 qubit superconduttivi
- fino a 32 qubit simulati



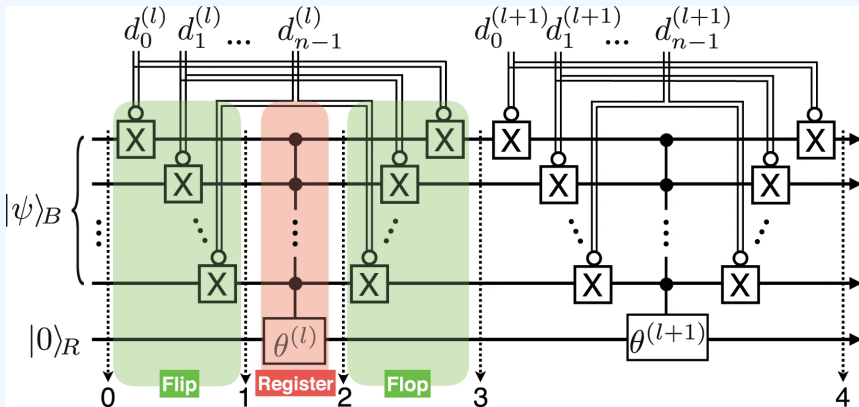
Struttura open source di sviluppo software per quantum computing, permette di

- progettare circuiti quantistici
- simularli sul proprio computer personale
- inviare ordini di esecuzione su hardware quantistico reale
- visualizzare i risultati

# QUANTUM MACHINE LEARNING



# CODIFICARE DATI CLASSICI NELLE AMPIEZZE



Per codificare dati classici nelle ampiezze di probabilità è stata usata la tecnica di costruzione di stati flip-flop QRAM, come proposto da Petruccione et al.

La FF-QRAM è usata per memorizzare un QDB inizializzato in maniera arbitraria.

L'operazione QRAM sui qubit sovrappone un insieme di dati classici  $D = \left\{ \left( \vec{d}^{(l)}, b_l \right) \mid 0 \leq l < M \right\}$  come

$$\text{QRAM}(D) \sum_j \psi_j |j\rangle_B |0\rangle_R \equiv \sum_l \psi_l |\vec{d}^{(l)}\rangle_B |b_l\rangle_R,$$

# ALGORITMO KNN QUANTISTICO

Stato quantistico iniziale

$$|\psi_0\rangle = \frac{1}{\sqrt{2M}} \sum_{m=1}^M (|0\rangle |\psi_x\rangle + |1\rangle |\psi_{t^m}\rangle) |c^m\rangle |m\rangle$$

Calcolo della distanza con interferenza quantistica

$$|\psi_1\rangle = \frac{1}{2\sqrt{M}} \sum_{m=1}^M \left( |0\rangle (|\psi_x\rangle + |\psi_{t^m}\rangle) + |1\rangle (|\psi_x\rangle - |\psi_{t^m}\rangle) \right) |c^m\rangle |m\rangle$$

Misura condizionale

$$|\psi_2\rangle = \frac{1}{2\sqrt{M}} \sum_{m=1}^M \sum_{i=1}^N (x_i + t_i^m) |0\rangle |i\rangle |c^m\rangle |m\rangle$$

Probabilità di misurare una data classe

$$P(|c^m\rangle = |s\rangle) = \sum_{m|c^m=s} 1 - \frac{1}{4M} |x - t^m|^2$$

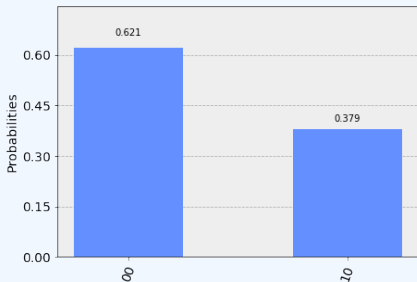
Classificazione

$$c = \begin{cases} 0 & \text{se } P(|c^0\rangle) \text{ maggiore} \\ 1 & \text{se } P(|c^1\rangle) \text{ maggiore} \\ \text{etc} \dots \end{cases}$$

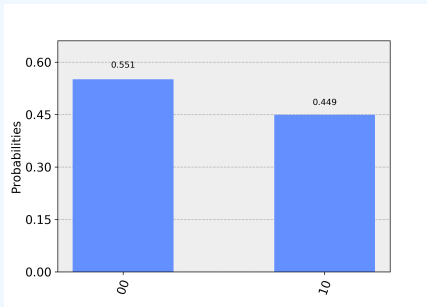
# RISULTATI

# CLASSIFICAZIONE BINARIA

## Classificazione setosa vs. versicolor dal data set Iris



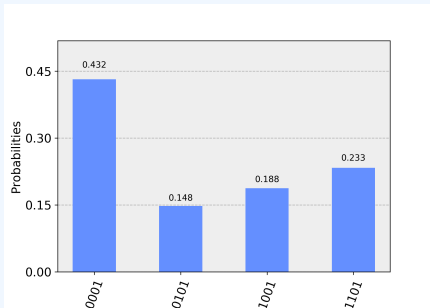
**Figure:** Simulazione su setosa



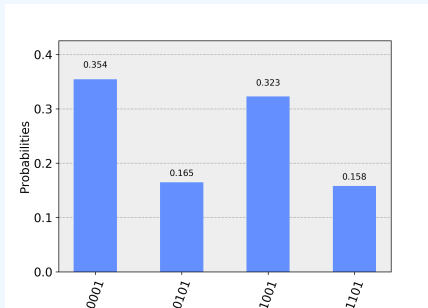
**Figure:** Esecuzione reale su setosa

# CLASSIFICAZIONE MULTICLASSE

Classificazione setosa vs. versicolor vs. virginica dal data set Iris



**Figure:** Simulazione su setosa



**Figure:** Esecuzione reale su setosa

# CONCLUSIONE



- L'elaborazione quantistica è nella frontiera dei supercomputer e ha il potenziale di accelerare gli algoritmi di machine learning classico
- È stata riprodotta un'implementazione di algoritmo KNN quantistico di classificazione binaria su hardware di piccola scala
- Se ne è esteso il funzionamento in modo da renderlo multiclasse
- Si sono effettuati test su hardware quantistico di media scala

- Far girare gli algoritmi su computer con maggiori risorse, sia in termini di numero di qubit che di tempi di decoerenza
- A tal proposito, sarebbe interessante l'esecuzione sul computer a 20 qubit annunciato quest'anno
- Si attende lo sviluppo di corrispettivi quantistici per algoritmi di IA più complessi

DOMANDE?