

IMPLEMENTAZIONE DI UN ALGORITMO KNN MULTICLASSE SU HARDWARE QUANTISTICO

TESI DI LAUREA SPERIMENTALE IN FISICA

MARIANO MOLLO N85000880

RELATORI:

GIOVANNI ACAMPORA

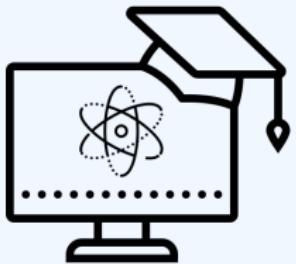
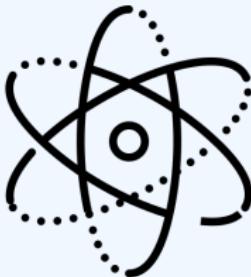
AUTILIA VITIELLO

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

25 OTTOBRE 2019



QUANTUM MACHINE LEARNING



Machine Learning

Permette ai computer di apprendere dai dati: riconoscimento facciale, guida autonoma, etc.

Quantum Computing

Impiega la meccanica quantistica per eseguire calcoli più velocemente ed in maniera inaccessibile ai computer classici

Quantum Machine Learning

Risolvere problemi difficili e sconosciuti impiegando la meccanica quantistica

OBIETTIVO DI RICERCA

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?

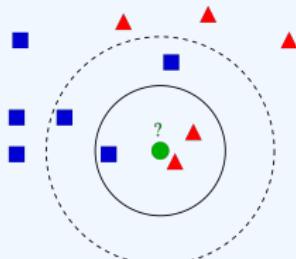
Passaggi:

- Riprodurre l'algoritmo di classificazione KNN quantistico a due classi proposto da Schuld et al. [4] e implementarne una versione multiclasse su processore quantistico dell'IBM
- Analizzare le capacità dell'algoritmo attraverso esecuzioni su hardware quantistico e tramite simulazione

K-NEAREST NEIGHBOURS CLASSICO PESATO

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

k è un numero naturale



Dato un insieme di vettori di training:

$$D = v_0, \dots, v_{M-1},$$

$$v_i \in \{\text{classe}_0, \text{classe}_1, \dots\}$$

Dato un nuovo vettore x :

- considera i k vettori di training 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

ALGORITMO KNN QUANTISTICO

Stato quantistico iniziale: $|a\rangle \otimes |i\rangle \otimes |c\rangle \otimes |m\rangle$

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

Calcolo della distanza:

si fanno interferire gli stati applicando $H|a\rangle$

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

Misura condizionale: $|a\rangle = |0\rangle$

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

ALGORITMO KNN QUANTISTICO

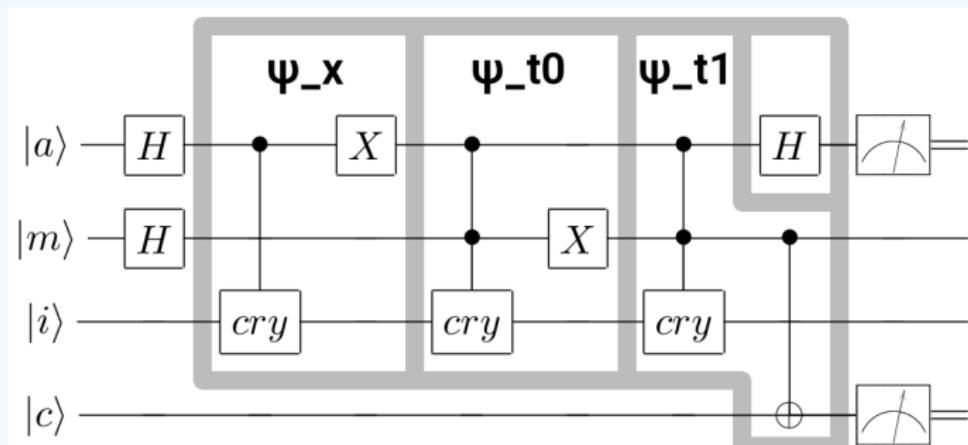
Se i vettori sono appropriatamente normalizzati la probabilità di misurare una data classe è:

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

Classificazione:

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

ALGORITMO KNN QUANTISTICO

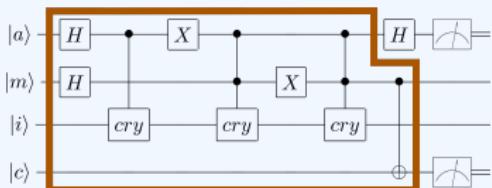


La complessità algoritmica del procedimento, ignorando la preparazione dello stato, è $\mathcal{O}\left(\frac{1}{P(MC)}\right)$, dove $P(MC)$ è la probabilità di successo della misura condizionale (misura dell'ancilla nello stato $|o\rangle$). Dipendendo questa solo dalla configurazione iniziale del sistema, si dice che l'algoritmo ha un tempo di esecuzione costante. [2]

ESTENDERE L'IMPLEMENTAZIONE

L'implementazione appena vista lavora con:

- 2 vettori di training
 - 2 dimensioni
 - 2 classi



L'obiettivo è generalizzarne il funzionamento a:

- M vettori di training
 - N dimensioni
 - più di due classi

Per realizzare ciò si deve intervenire sulla procedura di preparazione dello stato iniziale.

FF-QRAM

Per codificare dati classici nelle ampiezze di probabilità è stata usata la tecnica di costruzione di stati flip-flop QRAM proposta da Petruccione et al. [3] La FF-QRAM è usata per inizializzare efficientemente un QDB 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

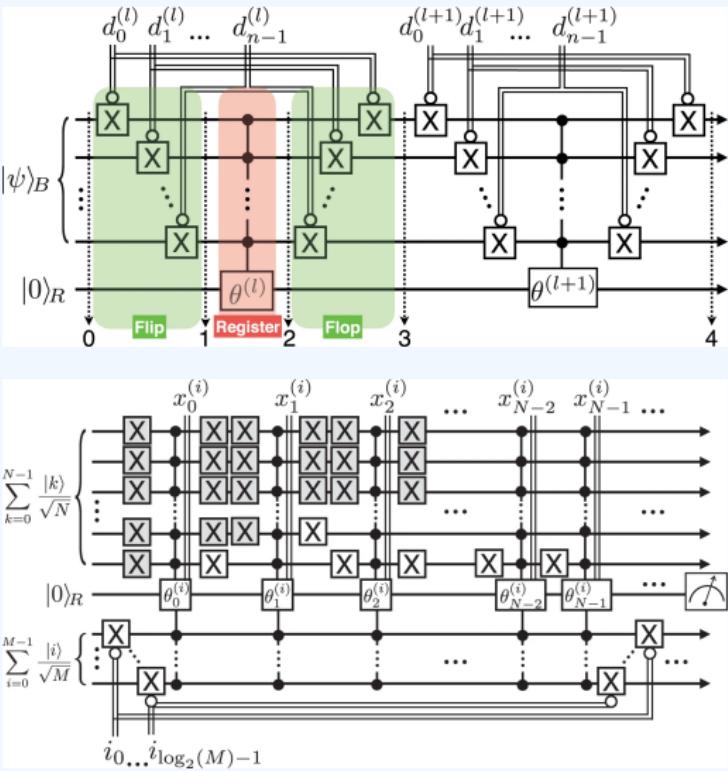
$$\text{QRAM}(D) \sum_j \psi_j |j\rangle_B |o\rangle_R \equiv \sum_l \psi_l |\vec{d}^{(l)}\rangle_B |b_l\rangle_R ,$$

dove $\vec{d}^{(l)}$ rappresenta un indirizzo di memoria con n bit di informazione e b_l è l'attributo ad esso associato (per es. numero reale).

CODIFICARE DATI CLASSICI NELLE AMPIEZZE

La complessità algoritmica di questa routine è $\mathcal{O}(MN)$, dove M è il numero di vettori e N la loro lunghezza. La quantità di risorse hardware necessarie va come $\mathcal{O}(\log_2(MN))$. [3]

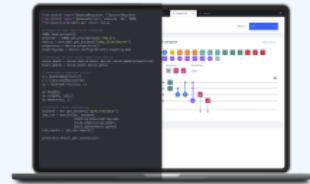
Per codificare più di due classi una procedura di tipo QRAM risulta conveniente.



Qiskit

Struttura open source di sviluppo software [1] per

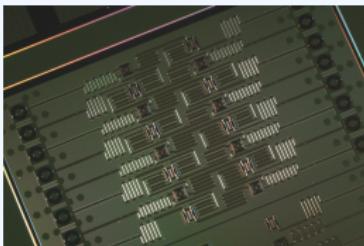
- progettare circuiti quantistici
- simularli sul proprio computer personale
- inviare ordini di esecuzione su hardware quantistico reale
- visualizzare i risultati



IBM Q Experience

- accessibile al pubblico
- permette simulazioni ideali e con rumore
- fino a 14 qubit superconduttori
- fino a 32 qubit simulati

STATO DELL'ARTE



L'ibmq_16_melbourne è il computer quantistico accessibile al pubblico a partire dal 2018 tramite interfaccia web. I tempi di decoerenza sono dell'ordine di $T1 \approx 25 \div 88\mu s$, $T2 \approx 15 \div 105\mu s$.



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

Il numero limitato di qubit ha posto vincoli sulla grandezza dei data set analizzabili.

RISULTATI

CLASSIFICAZIONE DI CLUSTER

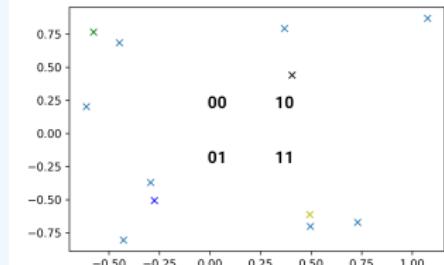
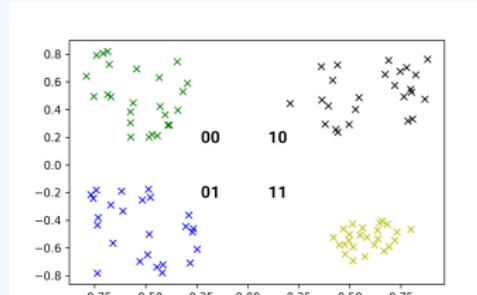
CLASSIFICAZIONE DI CLUSTER

Per verificare il funzionamento base dell'algoritmo, è stato creato un insieme dati ad hoc.

(14 qubit)

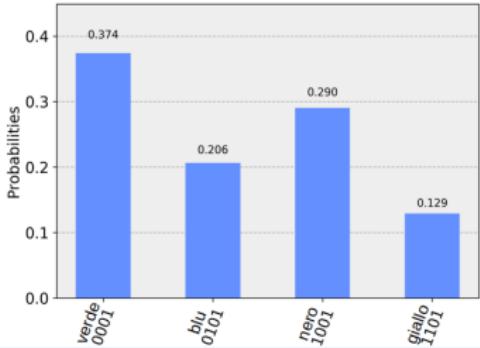


Sono stati selezionati otto vettori di training e si è classificato un vettore d'input per ciascuna classe.

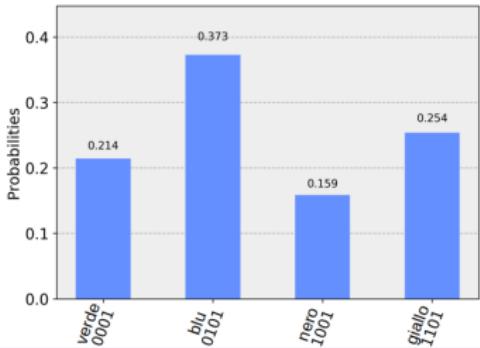


CLASSIFICAZIONE DI CLUSTER (SIMULAZIONE)

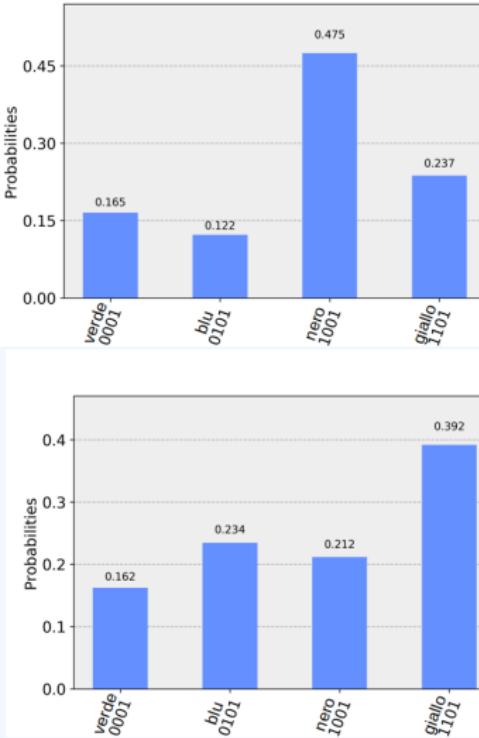
Classe verde



Classe blu



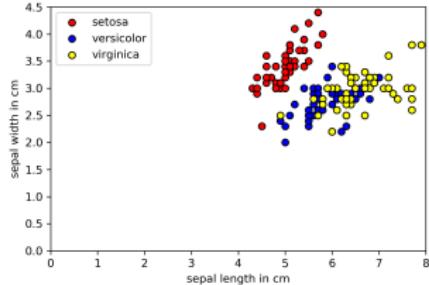
Classe giallo



RISULTATI

DATA SET IRIS

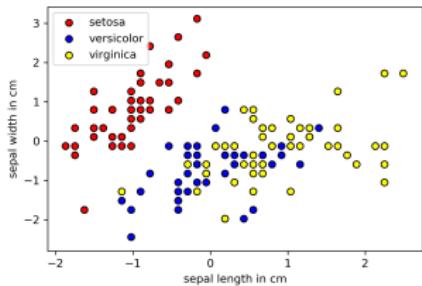
DATA SET IRIS



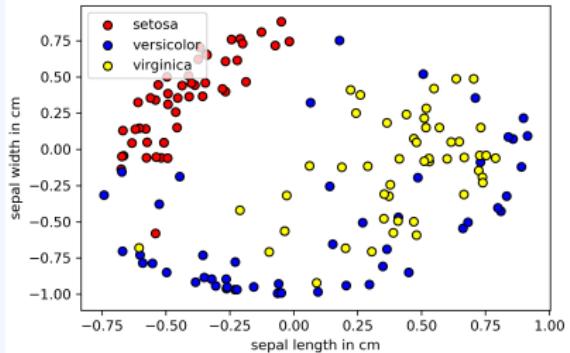
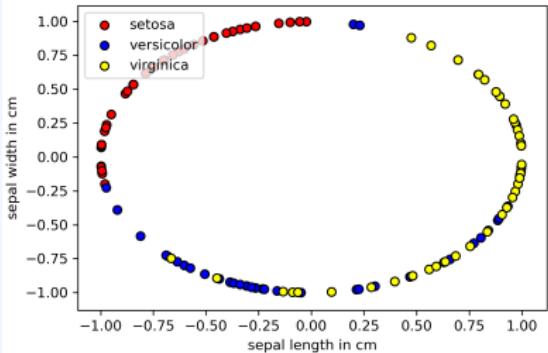
Per avere un confronto con un insieme conosciuto si sono analizzate le tre classi del noto data set Iris.



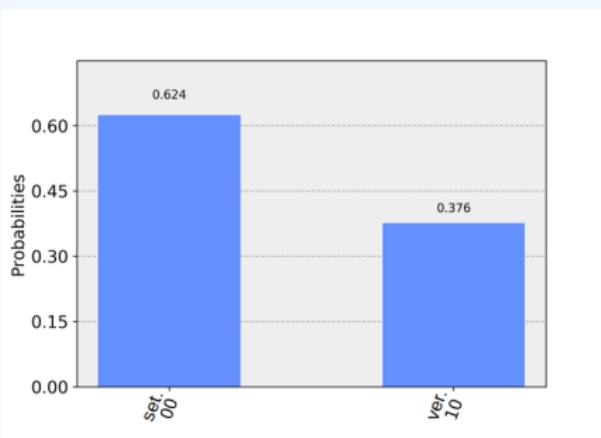
PREPARAZIONE DEI DATI



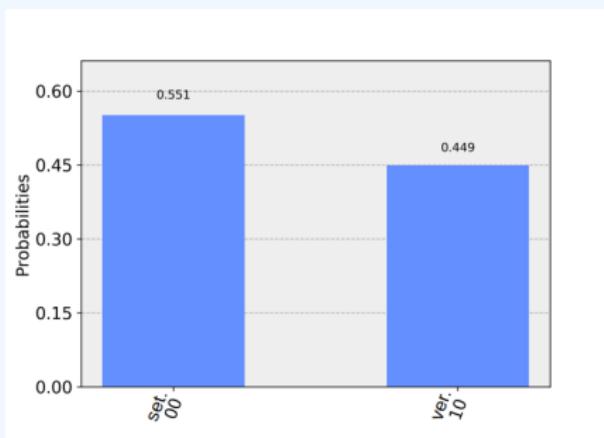
Si è centrato nell'origine e scalato i dati in modo che avessero varianza unitaria. Successivamente il data set è stato normalizzato per ragioni di compatibilità con l'algoritmo.



CLASSIFICAZIONE A DUE CLASSI (SETOSA VS. VERSICOLOR)

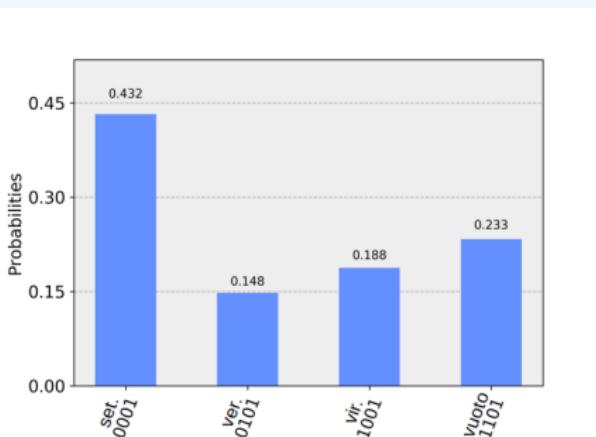


Simulazione su setosa

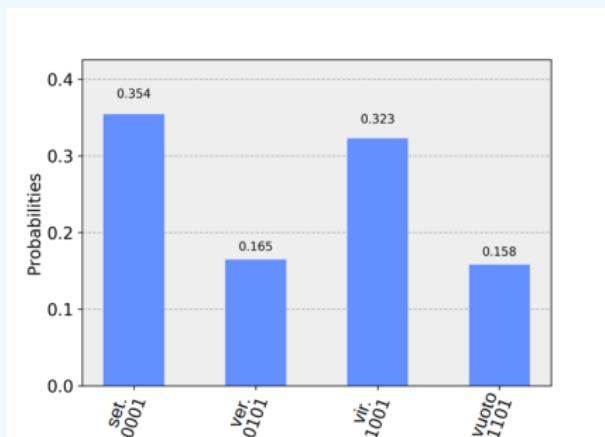


Esecuzione reale su setosa

CLASSIFICAZIONE MULTICLASSE (SETOSA VS. VERSI- COLOR VS. VIRGINICA)



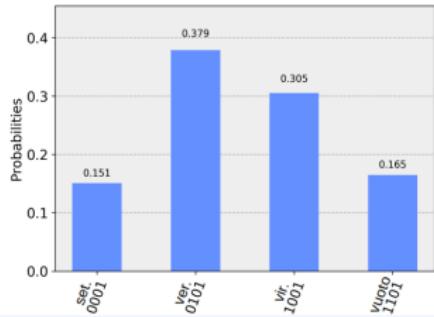
Simulazione su setosa



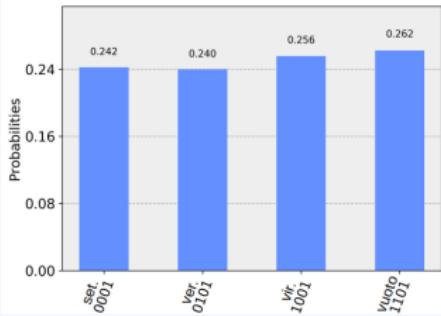
Esecuzione reale su setosa

CLASSIFICAZIONE MULTICLASSE

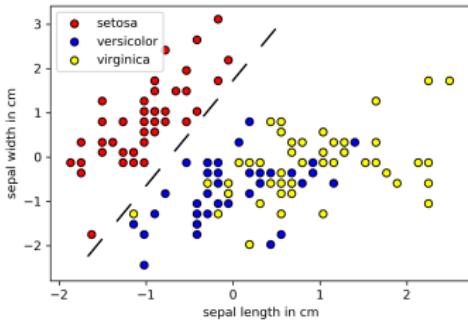
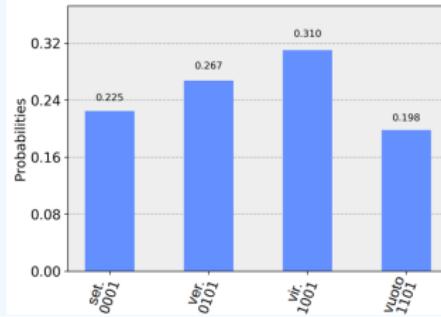
Sim. versicolor



Reale versicolor



Sim. virginica



EFFICIENZA DI CLASSIFICAZIONE

classe	esiti positivi
verde	100%
blu	88,9%
nero	100%
giallo	100%

Simulazione su cluster
con otto vettori di
training

classe	$m = 3$	$m = 5$	$m = 7$
setosa	100%	100%	100%
versicolor	30%	50%	80%
virginica	60%	90%	90%

Risultati positivi per simulazione su Iris con 2^m vettori di training

classe	esiti positivi
setosa	81,8%
versicolor	62,2%
virginica	59,4%

Risultati classici con pesi (8 vettori)

CONCLUSIONE

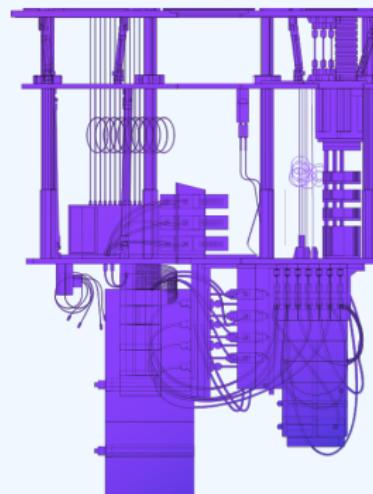
RIASSUNTO

- 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 e media scala e se ne è esteso il funzionamento grazie alla procedura di costruzione di stati arbitrari FF-QRAM in modo da renderlo multiclass.
- La complessità algoritmica è stimata come $\mathcal{O}(MNr)$, usando $\mathcal{O}(\log_2(MN))$ risorse hardware (r è il numero di run). L'algoritmo kNN classico non ottimizzato impiega $\mathcal{O}(MNk)$ operazioni¹, impiegando $\mathcal{O}(MN)$ risorse di memoria.

¹http://www.cs.haifa.ac.il/~rita/ml_course/lectures/KNN.pdf

PROSPETTIVE

- 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 53 qubit annunciato quest'anno
 $(m = 22 \implies 2^m \approx 4 \times 10^6)$
- Mitigare gli errori di esecuzione reale con i filtri di qiskit-ignis
- Si attende lo sviluppo di corrispettivi quantistici per algoritmi di IA più complessi



DOMANDE?

FONTI

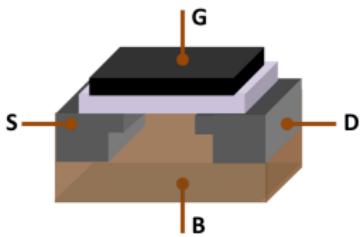
-  HÉCTOR ABRAHAM ET AL.
QISKIT: AN OPEN-SOURCE FRAMEWORK FOR QUANTUM COMPUTING, 2019.
-  MARK FINGERHUTH.
QUANTUM-ENHANCED MACHINE LEARNING: IMPLEMENTING A QUANTUM K-NEAREST NEIGHBOUR ALGORITHM.
Bachelor Thesis, Maastricht University, 2017.
-  DANIEL K. PARK, FRANCESCO PETRUCCIONE, AND JUNE-KOO KEVIN RHEE.
CIRCUIT-BASED QUANTUM RANDOM ACCESS MEMORY FOR CLASSICAL DATA.
Scientific Reports, 9(3949), 2019.
-  M. SCHULD, M. FINGERHUTH, AND F. PETRUCCIONE.
IMPLEMENTING A DISTANCE-BASED CLASSIFIER WITH A QUANTUM INTERFERENCE CIRCUIT.
EPL (Europhysics Letters), 119(6), 2017.

Riferimenti completi su: <https://github.com/visika/Tesi>

IMMAGINI

- Visage Technologies Face Tracking and Analysis, by Abyssus
- Tesla Model 3 Headlights in Dever, Photo by Vlad Tchompalov on Unsplash
- An example of a diseased cassava leaf.
<https://www.blog.google/technology/ai/ai-takes-root-helping-farmers-identify-diseased-plants/>

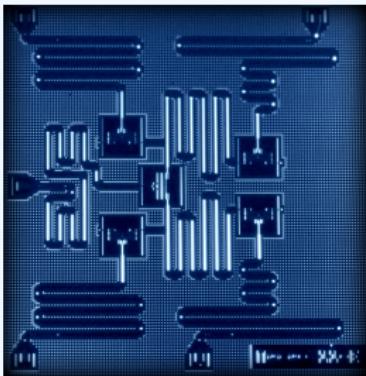
QUANTUM COMPUTING



- Solitamente implementati attraverso MOSFET^a
- 2 stati definiti: 0 e 1
- Può trovarsi in uno tra gli stati 0 o 1

^aMOSFET: Metal Oxide Semiconductor Field Effect Transistor

QUBIT



- Implementato in diversi modi: giunzioni superconduttrive, ioni intrappolati, fotoni polarizzati...
- Due stati definiti: $|0\rangle$ e $|1\rangle$
- Può trovarsi in una sovrapposizione degli stati $|0\rangle$ e $|1\rangle$

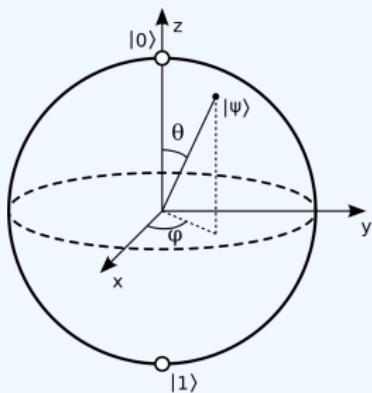
QUBIT

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 α e β sono chimate ampiezze di probabilità.
L'ultimo termine è chiamato vettore di probabilità.

SFERA DI BLOCH



Un qubit si può visualizzare su una 2-sfera parametrizzando α e β 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 $0 \leq \varphi < 2\pi$

REGISTRO DI 2 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 tensoriale dello stato dei singoli qubit.

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

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

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 tensoriale dello stato dei singoli qubit.

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

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

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

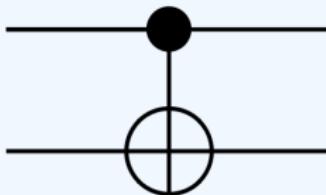
PORTE LOGICHE QUANTISTICHE

Per manipolare n qubit esistono apposite porte logiche quantistiche, che sono operatori unitari rappresentabili come matrici $2^n \times 2^n$.

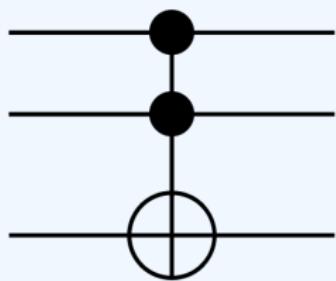
Hadamard



CNOT = CX



Toffoli



$$\frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} \mathbb{I}_6 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

PUNTI DI FORZA DEI QUANTUM COMPUTER

# di qubit	RAM classica richiesta
5	256 byte
25	2 gigabyte
50	8000 terabyte
275	numero di atomi nell'universo osservabile

Le n ampiezze di probabilità possono essere usate per memorizzare quantità enormi di informazioni. Possiamo inoltre creare e lavorare su più copie in parallelo degli stessi dati.

ALGORITMO PER CLASSIFICATORE BINARIO

Inizializzazione dei registri quantistici

```
a = QuantumRegister(1, 'a')
m = QuantumRegister(1, 'm')
i = QuantumRegister(1, 'i')
c = QuantumRegister(1, 'c')
b = ClassicalRegister(2, 'bit')
circuit = QuantumCircuit(a, m, i, c, b)
```

Sovrapposizione degli stati

```
circuit.h(a)
circuit.h(m)
```

Codifica del vettore d'input

```
circuit.cry(xo, a[o], i[o])
circuit.x(a) # entanglement dell'ancilla con o
```

ALGORITMO PER CLASSIFICATORE BINARIO

Codifica dei vettori di training

```
circuit.mcry(to, a[:] + m[:], i[o], None)
```

```
circuit.x(m) # entanglement di m con o
```

```
circuit.mcry(t1, a[:] + m[:], i[o], None)
```

```
circuit.cx(m, c) # entanglement della classe 1 con m 1
```

Interferenza degli stati

```
circuit.h(a)
```

Operazione di misura

```
circuit.measure(a, b[o])
```

```
circuit.measure(c, b[1])
```

```
# circuit.draw(output='mpl')
```

ALGORITMO PER CLASSIFICATORE MULTICLASSE

Inizializzazione dei registri quantistici

```
a = QuantumRegister(1, 'a') # knn ancilla  
m = QuantumRegister(2, 'm') # training vector index  
i = QuantumRegister(2, 'i') # feature index  
r = QuantumRegister(1, 'r') # rotation qubit  
q = QuantumRegister(5, 'q') # qram ancilla  
c = QuantumRegister(2, 'c') # class  
b = ClassicalRegister(4, 'bit')  
circuit = QuantumCircuit(a, m, i, r, q, c, b)
```

Sovrapposizione degli stati

```
circuit.h(a)  
circuit.h(m)  
circuit.h(i)  
circuit.h(c)
```

ALGORITMO PER CLASSIFICATORE MULTICLASSE

Codifica dei vettori

```
# circuit.cry(theta, control, target)
# circuit.mcry(theta, controls, target, ancillae)
# » Encode the input vector »
encodeVector(circuit, inputVirginica, i, a[:] + i[:, r[o], q])
circuit.x(a) # entanglement dell'ancilla con o
# » Encode the training vectors »
buildTrainingState(trainingArray)
```

Interferenza e misura

```
circuit.measure(r, b[o])
circuit.h(a)
circuit.measure(a, b[1])
circuit.measure(c[o], b[2])
circuit.measure(c[1], b[3])
```

ALGORITMO PER CLASSIFICATORE MULTICLASSE

Definizione dei costruttori

```
def encodeTraining(circuit, data, i, controls, rotationQ, ancillaQ,  
c, m):  
    # Header  
    encodeClass(circuit, c)  
    encodeIndex(circuit, m)  
    # Encoder  
    encodeVector(circuit, data, i, controls, rotationQ, ancillaQ)  
    # Footer  
    encodeClass(circuit, c)  
    encodeIndex(circuit, m)
```

ALGORITMO PER CLASSIFICATORE MULTICLASSE

Definizione del codificatore

```
def encodeVector(circ, data, i, controls, rotationQ, ancillaQ):
# |00>
    circuit.x(i)
    circuit.mcry(data[0], controls, rotationQ, ancillaQ)
    circuit.x(i)
# |01>
    circuit.x(i[1])
    circuit.mcry(data[1], controls, rotationQ, ancillaQ)
    circuit.x(i[1])
# |10>
    circuit.x(i[0])
    circuit.mcry(data[2], controls, rotationQ, ancillaQ)
    circuit.x(i[0])
# |11>
    circuit.mcry(data[3], controls, rotationQ, ancillaQ)
```

ROUTINE FF-QRAM

$$|\psi_0\rangle_l = \psi_{\vec{d}^{(l)}} |\vec{d}^{(l)}\rangle |\text{o}\rangle_R + \sum_{j \neq \vec{d}^{(l)}} \psi_j |j\rangle |\text{o}\rangle_R$$

$$|\psi_1\rangle_l = \psi_{\vec{d}^{(l)}} |\mathbf{1}\rangle^{\otimes n} |\text{o}\rangle_R + \sum_{\overline{|j \oplus \vec{d}^{(l)}}} \psi_j \overline{|j \oplus \vec{d}^{(l)}} |\text{o}\rangle_R$$

$$|\psi_2\rangle_l = \psi_{\vec{d}^{(l)}} |\mathbf{1}\rangle^{\otimes n} |\theta^{(l)}\rangle_R + \sum_{\overline{|j \oplus \vec{d}^{(l)}}} \psi_j \overline{|j \oplus \vec{d}^{(l)}} |\text{o}\rangle_R$$

$$|\psi_3\rangle_l = \psi_{\vec{d}^{(l)}} |\vec{d}^{(l)}\rangle |\theta\rangle_R + \sum_{j \neq \vec{d}^{(l)}} \psi_j |j\rangle |\text{o}\rangle_R$$

$$|\psi_4\rangle_{l,l+1} = \psi_{\vec{d}^{(l)}} |\vec{d}^{(l)}\rangle |\theta^{(l)}\rangle_R + \psi_{\vec{d}^{(l+1)}} |\vec{d}^{(l+1)}\rangle |\theta^{(l+1)}\rangle_R + \sum_{j \neq \vec{d}^{(l)}, \vec{d}^{(l+1)}} \psi_j |j\rangle |\text{o}\rangle_R$$

ROUTINE FF-QRAM

$$\sum_{l=0}^{M-1} \psi_{\vec{d}^{(l)}} |\vec{d}^{(l)}\rangle \left[\cos \theta^{(l)} |\text{o}\rangle_R + \sin \theta^{(l)} |\text{1}\rangle_R \right] + \sum_{j \notin \{\vec{d}^{(l)}\}} \psi_j |j\rangle |\text{o}\rangle_R$$

$$P(1) = \sum_{l=0}^{M-1} |\psi_{\vec{d}^{(l)}} \sin \theta^{(l)}|^2$$

QRAM PER QSVM

