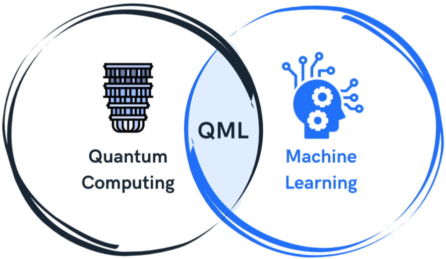
Genetic algorithm for Quantum Support Vector Machines

Lorenzo Tasca

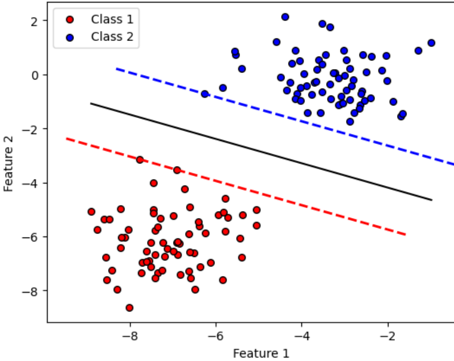
25 Novembre 2024

Quantum Machine Learning



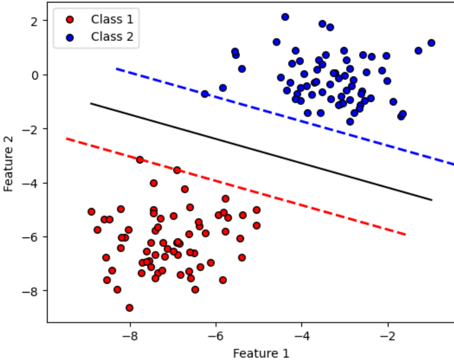
Support Vector Machine

- La Support Vector Machine è un algoritmo supervisionato di classificazione binaria.



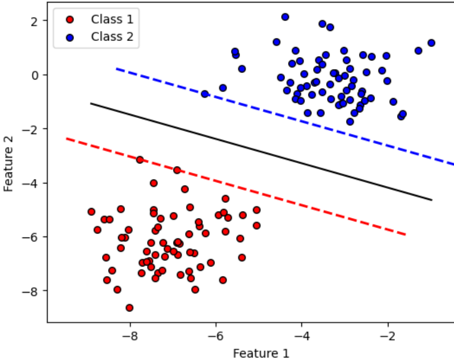
Support Vector Machine

- La Support Vector Machine è un algoritmo supervisionato di classificazione binaria.
- L'algoritmo trova il massimo margine separatore tra le classi.



Support Vector Machine

- La Support Vector Machine è un algoritmo supervisionato di classificazione binaria.
- L'algoritmo trova il massimo margine separatore tra le classi.
- La funzione da minimizzare dipende solo dai prodotti scalari tra le istanze $\langle \mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j \rangle$.

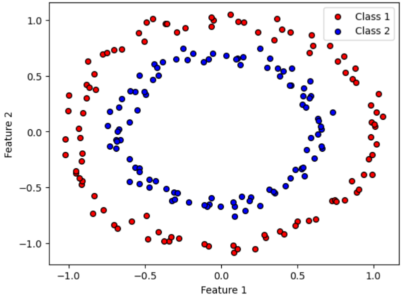


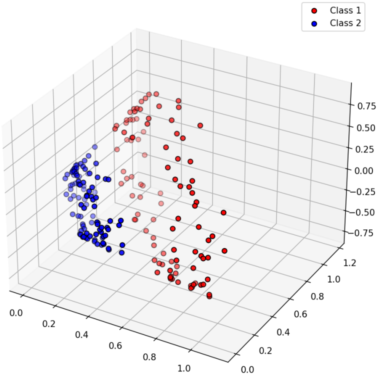
Kernel Support Vector Machine

- Nel caso in cui i dati non siano linearmente separabili è possibile applicare una feature map $\phi(\mathbf{x})$.

Kernel Support Vector Machine

- Nel caso in cui i dati non siano linearmente separabili è possibile applicare una feature map $\phi(\mathbf{x})$.

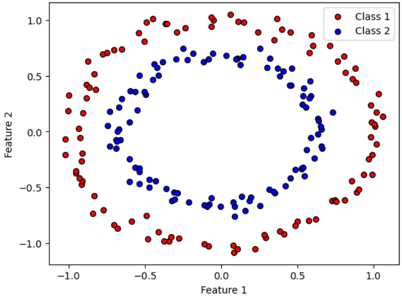


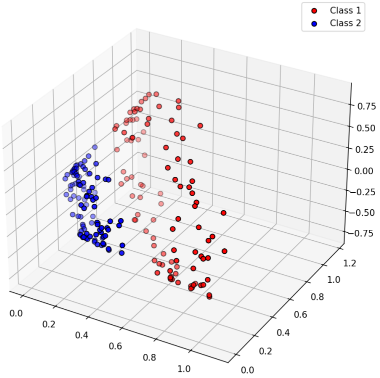


UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI MILANO BICOCCA

Kernel Support Vector Machine

- Nel caso in cui i dati non siano linearmente separabili è possibile applicare una feature map $\phi(\mathbf{x})$.
- La funzione costo dipenderà solo da $K_{ij} = \langle \phi(\mathbf{x}_i), \phi(\mathbf{x}_j) \rangle$



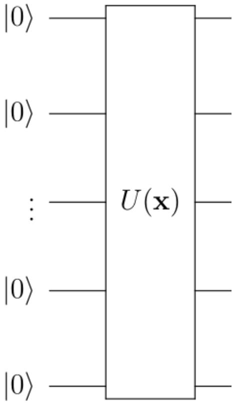


Quantum Support Vector Machine

- È possibile usare una feature map quantistica applicata ai dati classici.

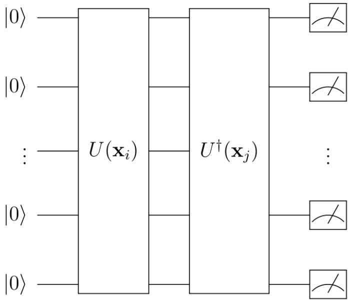
Quantum Support Vector Machine

- È possibile usare una feature map quantistica applicata ai dati classici.
- Consiste in un circuito parametrizzato $U(\mathbf{x})$, che agisce sullo stato iniziale $|0\rangle^{\otimes n}$, producendo uno stato $|\phi(\mathbf{x})\rangle = U(\mathbf{x})|0\rangle^{\otimes n}$.



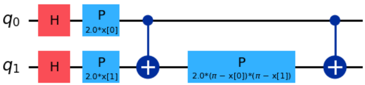
Quantum Support Vector Machine

- È possibile usare una feature map quantistica applicata ai dati classici.
- Consiste in un circuito parametrizzato $U(\mathbf{x})$, che agisce sullo stato iniziale $|0\rangle^{\otimes n}$, producendo uno stato $|\phi(\mathbf{x})\rangle = U(\mathbf{x})|0\rangle^{\otimes n}$.
- Viene poi costruito il kernel $K_{ij} = \langle \phi(\mathbf{x}_i)|\phi(\mathbf{x}_j)\rangle$.



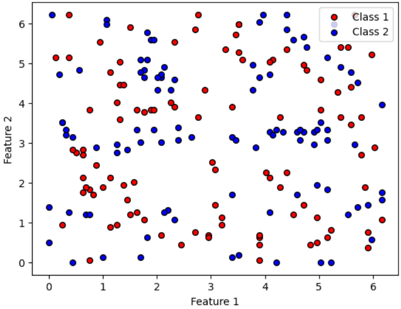
Quantum Feature Maps

- Ci sono moltissime scelte possibili di circuiti. Un esempio è la ZZ feature map.



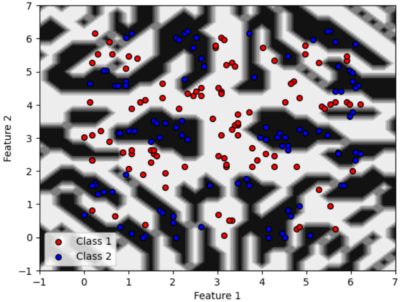
Quantum Feature Maps

- Ci sono moltissime scelte possibili di circuiti. Un esempio è la ZZ feature map.
- La QSVM mostra il potenziale di separare complicati dataset, con pattern complessi.



Quantum Feature Maps

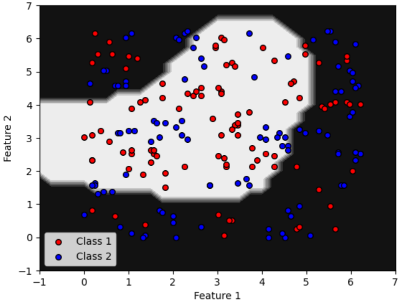
- Ci sono moltissime scelte possibili di circuiti. Un esempio è la ZZ feature map.
- La QSVM mostra il potenziale di separare complicati dataset, con pattern complessi.



Quantum Feature Maps

- Ci sono moltissime scelte possibili di circuiti. Un esempio è la ZZ feature map.
- La QSVM mostra il potenziale di separare complicati dataset, con pattern complessi.

- Questi dataset non sono gestibili coi kernel classici.

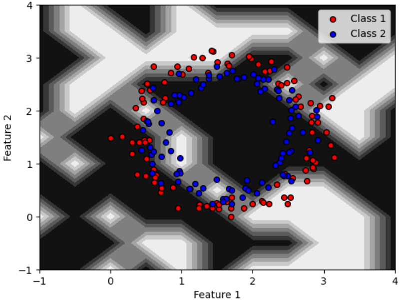


Quantum Feature Maps

- Nonostante le grandi potenzialità, la scelta della feature map si rivela molto delicata.

Quantum Feature Maps

- Nonostante le grandi potenzialità, la scelta della feature map si rivela molto delicata.
- Una scelta non congeniale porta a performance pessime, con accuretezze anche inferiori al 50%.



UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI MILANO BICOCCA

Quantum Feature Maps

- Nonostante le grandi potenzialità, la scelta della feature map si rivela molto delicata.
- Una scelta non congeniale porta a performance pessime, con accuretezze anche inferiori al 50%.
- Il problema è che non ci sono regole generali valide per la scelta del circuito.