Genetic algorithm for Quantum Support Vector Machines

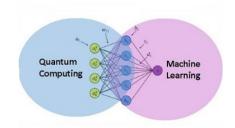
Lorenzo Tasca

25 Novembre 2024



Introduzione

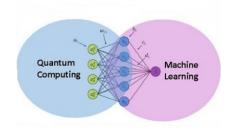
Il Quantum Machine
 Learning si propone di
 sfruttare le potenzialità del
 Quantum Computing per
 potenziare le performance di
 algoritmi di Machine
 Learning.





Introduzione

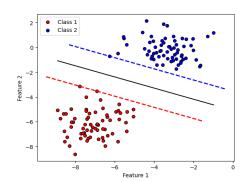
- Il Quantum Machine
 Learning si propone di
 sfruttare le potenzialità del
 Quantum Computing per
 potenziare le performance di
 algoritmi di Machine
 Learning.
- Un esempio tra i più studiati è quello della Support Vector Machine (SVM).





Support Vector Machine

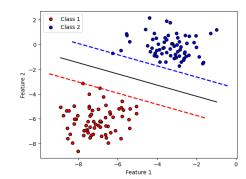
 La Support Vector Machine è un algoritmo supervisionato di classificazione binaria.





Support Vector Machine

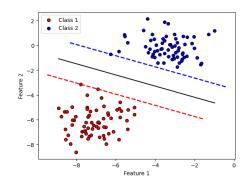
- La Support Vector Machine è un algoritmo supervisionato di classificazione binaria.
- L'algoritmo trova il massimo margine separatore tra le classi.





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 (x_i, x_j).





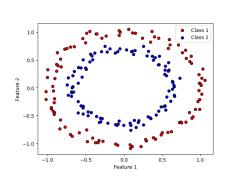
Kernel Support Vector Machine

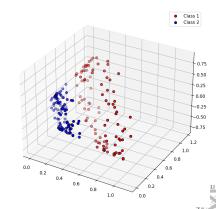
• Nel caso in cui i dati non siano linearmente separabili è possibile applicare una feature map $\phi(\mathbf{x})$.



Kernel Support Vector Machine

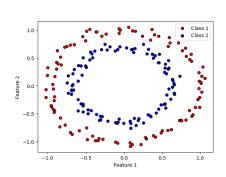
• Nel caso in cui i dati non siano linearmente separabili è possibile applicare una feature map $\phi(\mathbf{x})$.

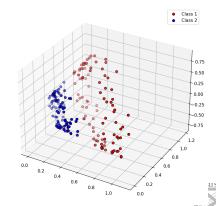




Kernel Support Vector Machine

- 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 $K_{ij} = \langle \phi(\mathbf{x}_i), \phi(\mathbf{x}_i) \rangle$





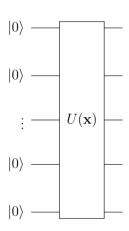
Quantum Support Vector Machine

 È possibile usare una feature map quantistica per effettuare l'embedding dei dati classici.



Quantum Support Vector Machine

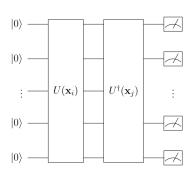
- È possibile usare una feature map quantistica per effettuare l'embedding dei dati classici.
- Consiste in un circuito parametrizzato $U(\mathbf{x})$, che agisce sullo stato iniziale $|0\rangle^{\otimes n}$, producendo uno stato $|\phi(\mathbf{x})\rangle = U(\mathbf{x})|0\rangle^{\otimes n}$.





Quantum Support Vector Machine

- È possibile usare una feature map quantistica per effettuare l'embedding dei 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 $K_{ij} = \langle \phi(\mathbf{x}_i) | \phi(\mathbf{x}_i) \rangle$.



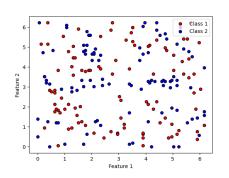


 Ci sono moltissime scelte possibili di circuiti. Un esempio è la ZZ feature map.



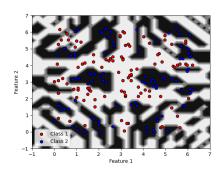


- Ci sono moltissime scelte possibili di circuiti. Un esempio è la ZZ feature map.
- La QSVM mostra il potenziale di separare complicati dataset, con pattern complessi.



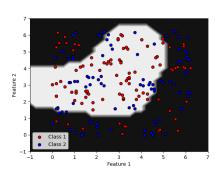


- Ci sono moltissime scelte possibili di circuiti. Un esempio è la ZZ feature map.
- La QSVM mostra il potenziale di separare complicati dataset, con pattern complessi.





- 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.

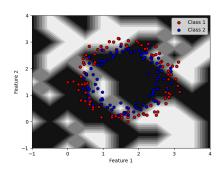




 Nonostante le grandi potenzialità, la scelta della feature map si rivela molto delicata.



- 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%.





- 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.

