





Construção de um Módulo Quântico para o Classificador Baseado em Floresta de Caminhos Ótimos

Maria Angélica Krüger Miranda

Orientador: Prof. Assoc. João Paulo Papa

Coorientador: Prof. Dr. Felipe Fernandes Fanchini



Sumário

01 02 Introdução Fundamentação

03 Ição Metodologia

04
Experimentos

05Resultados

Teórica

<mark>06</mark> Considerações Finais







Inteligência Artificial



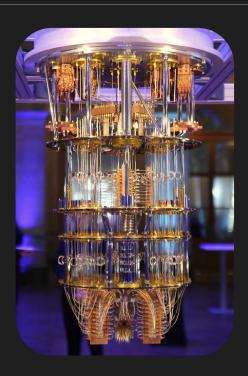




IA Generativa

Recomendação Personalizada Automotivos Autônomos

Computação Quântica



- ♦ Grande interesse por big techs.
- Possibilidade de resolver novos problemas.
- ◆ Capacidade de lidar melhor com grandes volumes de dados.









Problemática



Justificativa



- Modelos de aprendizado de máquina são demorados para treinar ainda mais na era big data.
- Os modelos tradicionais não consequem resolver todos os problemas em tempo razoável como as simulações.
- Há poucos modelos tradicionais adaptados ao contexto quântico.

- Estudos apontam que QML apresenta desempenho promissor na resolução de problemas desafiadores.
- Grande interesse e investimento por big techs e empresas bancárias.

Objetivos

> Explorar as técnicas envolvidas no aprendizado de máquina quântico a fim de aplicar a um modelo tradicional e verificar como este se comporta



Estudar QML e OPF



Testes



Implementar módulo



Comparação







Computação Quântica



Mecânica Quântica

- * "A mecânica quântica é uma estrutura matemática ou um conjunto de regras para a construção de teorias físicas." (Nielsen & Chuang)
- ♦ Estados quânticos são descritos segundo a notação de Dirac e sua representação será usualmente conhecida como kets e bras.
- Qubit: menor unidade de informação na computação quântica

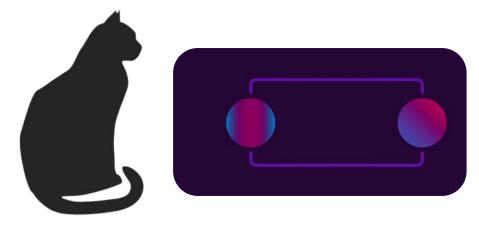
$$|0\rangle$$
 $|1\rangle$ Base Computacional





Superposição





Emaranhamento

Computação Quântica

◆ A informação também pode assumir infinitos estados representados como uma combinação linear da base computacional (princípio da superposição)

$$|\psi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle$$

$$\frac{1}{\sqrt{2}}$$
 $+\frac{1}{\sqrt{2}}$

$$|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1$$

$$\frac{1}{\sqrt{2}}\{|\mathbf{M}\rangle+|\mathbf{M}\rangle\}$$





$$X = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \qquad |0\rangle = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$10 \qquad [0]$$

$$X|0\rangle = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$
$$X|0\rangle = |1\rangle$$





Portas Quânticas

	NOME	NOTAÇÃO	REPRESENTAÇÃO MATRICIAL	ATUAÇÃO NA BASE COMPUTACIONAL	
Portas de 1-qbit	Identidade	id	$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$	$ 0\rangle \rightarrow 0\rangle 1\rangle \rightarrow 1\rangle$	
	Porta NOT	X	$\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$	$ 0\rangle \rightarrow 1\rangle 1\rangle \rightarrow 0\rangle$	
	Porta Y	Y	$\begin{bmatrix} 0 & -i \\ i & 0 \end{bmatrix}$	$ 0\rangle \rightarrow i 1\rangle 1\rangle \rightarrow -i 0\rangle$	
	Porta Z	Z	$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$	$ \begin{vmatrix} 0\rangle \to 0\rangle \\ 1\rangle \to - 1\rangle $	
	Porta de Hadamard	Н	$\frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}$	$ 0\rangle \to \frac{ 0\rangle + 1\rangle}{\sqrt{2}}$ $ 1\rangle \to \frac{ 0\rangle - 1\rangle}{\sqrt{2}}$	
	Porta de fase	S	$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & i \end{bmatrix} \qquad \qquad \begin{vmatrix} 0\rangle \rightarrow 0\rangle \\ 1\rangle \rightarrow i 1\rangle$		
		S†	$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -i \end{bmatrix}$	$ 0\rangle \rightarrow 0\rangle 1\rangle \rightarrow -i 1\rangle$	
	Porta de T	Т	$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & e^{i\pi/4} \end{bmatrix}$	$ 0\rangle \rightarrow 0\rangle 1\rangle \rightarrow e^{i\pi/4} 1\rangle$	
		T†	$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & e^{-i\pi/4} \end{bmatrix}$	$ 0\rangle \to 0\rangle 1\rangle \to e^{-i\pi/4} 1\rangle$	





Circuitos Quânticos





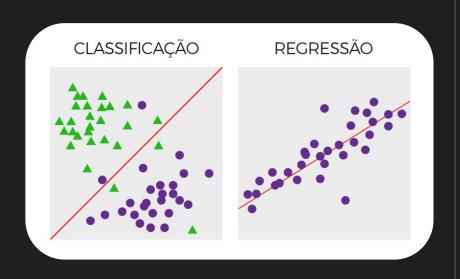


Classificador OPF



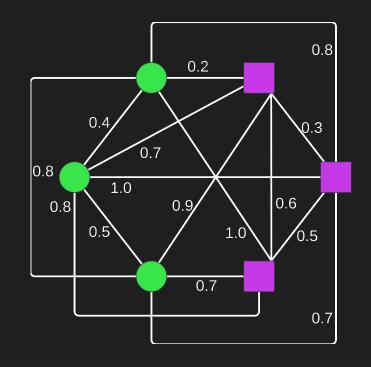
Aprendizado de Máquina

- ◆ Geron (2019) categoriza o sistema de aprendizado em quatro vertentes:
 - **♦** Supervisionado
 - ♦ Não supervisionado
 - ♦ Semissupervisionado
 - ♦ Reforço



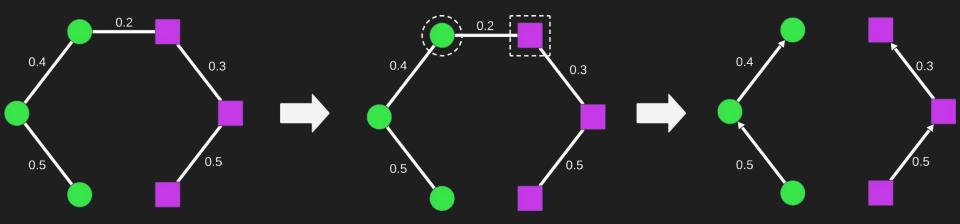
Classificador OPF

- Classificador baseado em florestas de caminhos ótimos
- Segmenta o vetor de características e modela-o no formato de um grafo
- ★ Modelo supervisionado com grafo completo

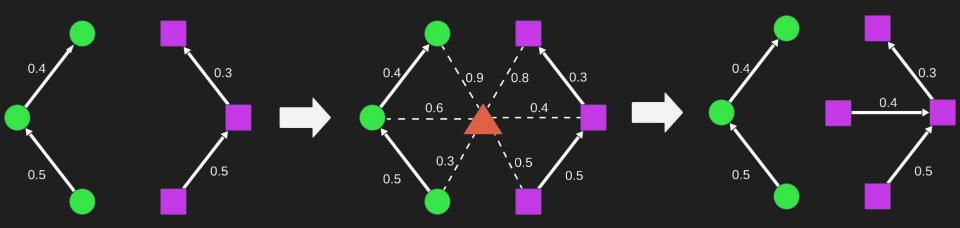




Classificador OPF - Treinamento



Classificador OPF - Classificação



Aprendizado de Máquina Quântico



Introdução

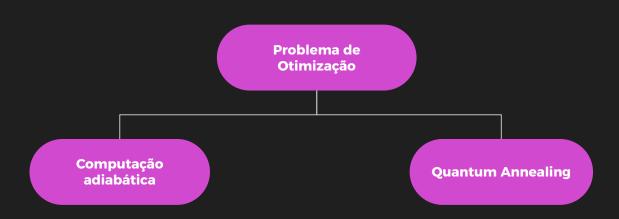


 ◆ Schuld e Petruccione (2018) dividem a área de QML em quatro vertentes



Introdução





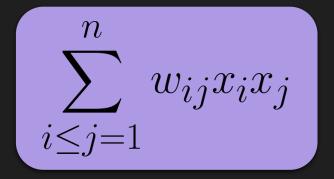
◆ O processo de quantum annealing inicia-se com a preparação de um estado fundamental (hamiltoniano) e em seguida busca-se a configuração de menor energia do sistema



QUBO



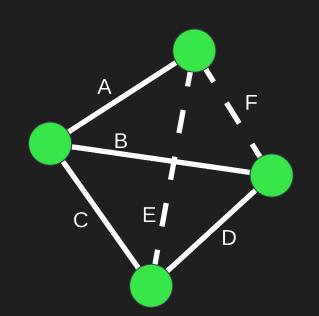
- ♦ **QUBO**: Quadratic Unconstrained Binary Optimization
- → Ramo da matemática combinatorial
- ♦ Solução é uma sequência binária que minimiza a função de energia



- x: sequência binária
- w: peso

QUBO





А	В	С	D	Е	F
1	1	1	1	0	0
1>	1>	1>	1>	0>	0>

$$|\psi\rangle = |111100\rangle$$

$|\psi_0\rangle = |000000\rangle$ $|\psi_5\rangle = |000101\rangle$ $|\overline{\psi_{42}}\rangle = |101010\rangle$ $|\psi_{60}\rangle = |111100\rangle$

 $|\psi_{63}\rangle = |111111\rangle$

Fundamentação Teórica



FALQON

- **♦ FALQON**: Feedback Based Quantum Optimization (2022)
- ♦ Técnica utilizada para resolver problemas de otimização
- ♦ Baseado no teorema ótimo de caminho e no teorema de Trotter-Suzuki
- → Implementação utilizando circuitos quânticos variacionais
- ♦ Considere um hamiltoniano Hc que descreve o sistema
- ♦ Segundo o teorema de Trotter-Suzuki afirma que a evolução de um sistema pode ser aproximada por uma sequência de aproximações mais simples

$$H_c = H_1 + H_2$$





FALQON

- ♦ Estado aleatório inicial
- ♦ Hamiltoniano
- ♦ Operador de evolução temporal
- lack Momento angular total na direção x
- ◆ Dinâmica temporal em H_d



$$H_c = H_1 + H_2$$

$$U_c = e^{-iH_c\Delta t}$$

$$H_d = \sum \sigma_x^i$$

$$U_d(\beta_k) = e^{-iH_d\beta_k\Delta t}$$

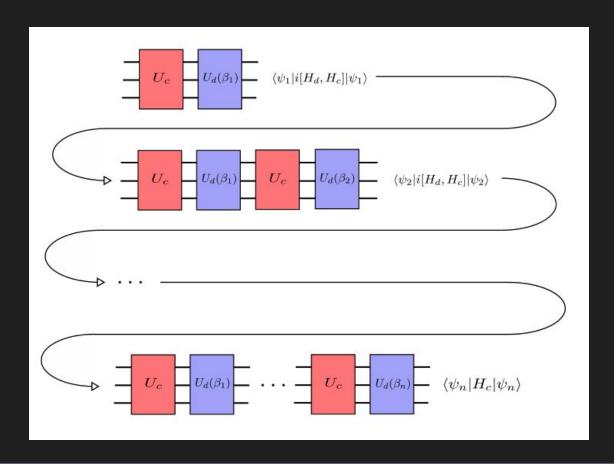


FALQON

- Algoritmo recursivo para cada passo k, em que:
 - 1. Preparar o estado $|\psi_k
 angle = U_d(eta_k)U_c\cdots U_d(eta_1)U_c|\psi_0
 angle$
 - 2. Medir o valor esperado $A_k=i\langle\psi_k|H_dH_c-H_cH_d|\psi_k
 angle$
 - 3. Calcular $eta_{k+1} = -A_k$







03

Metodologia



Metodologia

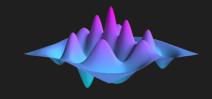
Materiais

- ♦ Sistema operacional: Windows 11 Home
- **♦ IDE:** Visual Studio Code
- ♦ Gerenciador de ambiente virtual: Pipenv
- **♦ Linguagem de programação**: Python
- ◆ Bibliotecas principais: OPFython, Qiskit e Qutip
- ◆ Base de dados: Boat (Kuncheva, 2005)
- → Hardware: computador pessoal











Metodologia

Abordagem Proposta



- → Abordagem clássica: árvore geradora mínima (MST)
- → Abordagem quântica: ciclo hamiltoniano fechado como o problema do caixeiro viajante (TSP) ilustra.
- → Problema: encontrar uma rota de custo mínimo em que percorra todos os vértices uma única vez e retorne ao vértice inicial.
- **→** Restrições:
 - Quantidade de arestas deve ser igual à quantidade de vértices;
 - Cada vértice conterá duas arestas.

Modelagem do TSP

$$H_{c} = \sum_{i} \sum_{j>i} W_{ij} X_{ij} + P_{1} \left(\sum_{i} \sum_{j>i} X_{ij} - n \right)^{2} + P_{2} \left[\sum_{i} \left(\sum_{j\neq i} X_{ij} - 2 \right)^{2} \right]$$



Modelagem do TSP

$$H_{c} = \sum_{i} \sum_{j>i} W_{ij} X_{ij} + P_{1} \left(\sum_{i} \sum_{j>i} X_{ij} - n \right)^{2} + P_{2} \left[\sum_{i} \left(\sum_{j\neq i} X_{ij} - 2 \right)^{2} \right]$$

Soma dos pesos das arestas presentes



Metodologia

Modelagem do TSP

$$H_{c} = \sum_{i} \sum_{j>i} W_{ij} X_{ij} + \left[P_{1} \left(\sum_{i} \sum_{j>i} X_{ij} - n \right)^{2} + P_{2} \left[\sum_{i} \left(\sum_{j\neq i} X_{ij} - 2 \right)^{2} \right] \right]$$

Restrição 1: Número de arestas deve ser igual ao de vértices





Metodologia

Modelagem do TSP

$$H_{c} = \sum_{i} \sum_{j>i} W_{ij} X_{ij} + P_{1} \left(\sum_{i} \sum_{j>i} X_{ij} - n \right)^{2} + \left[P_{2} \left[\sum_{i} \left(\sum_{j\neq i} X_{ij} - 2 \right)^{2} \right] \right]$$

Restrição 2: Cada vértice deverá conter duas arestas





Metodologia

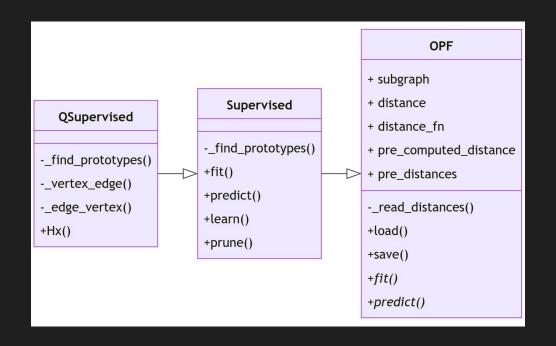
Arquitetura Geral



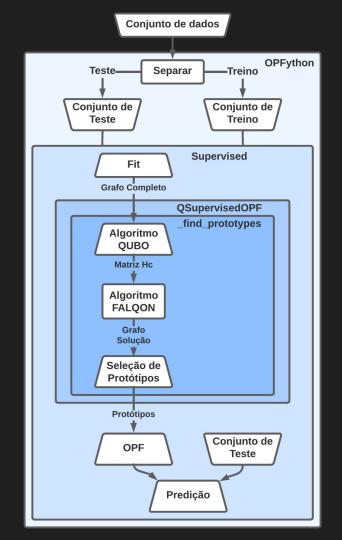
- ◆ Adicionado um módulo quântico na biblioteca OPFython
- ♦ Biblioteca baseada em orientação a objetos
- Objetivo do módulo: realizar a seleção dos protótipos durante a etapa do treinamento
- Construiu uma nova classe chamada *QSupervised* que herda os métodos de *Supervised* e em seguida sobrescreveu o método _find_prototypes

Metodologia

Arquitetura Geral







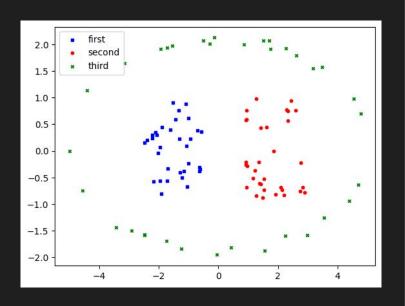




Introdução



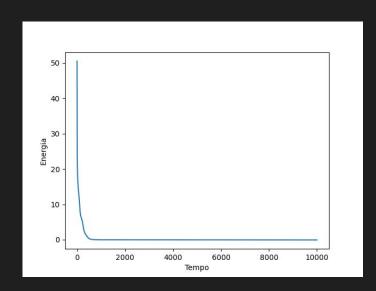
- ◆ Foco dos experimentos foi verificar a convergência do algoritmo FALQON para o estado de menor energia
- ◆ Utilizaram-se dois subconjuntos distintos da base de dados Boat (Kuncheva, 2005)

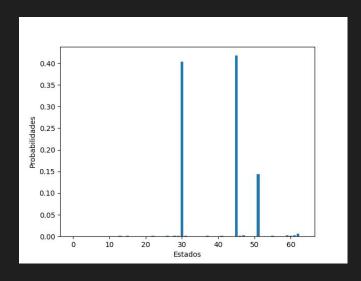




Experimento 01

 Conjunto de dados composto por oito amostras distribuídas em duas classes



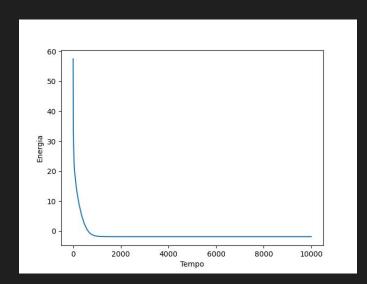


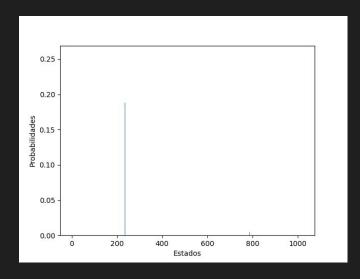




Experimento 02

 Conjunto de dados composto por dez amostras distribuídas em duas classes









Discussões



- ♦ O menor estado de energia foi alcançado nos dois experimentos
- ♦ A acurácia do modelo quântico e clássica foram iguais
- A integração de um algoritmo de otimização quântica foi possível no classificador baseado em floresta de caminhos ótimos
- ◆ Não foi possível simular utilizando os componentes da biblioteca Qiskit nem em hardware quântico real devido às alterações necessárias no algoritmo FALQON
- Poucos testes e conjunto de treinamento pequeno devido à limitação física

05 Considerações Finais



Considerações Finais

Conclusão

- ♦ Adquirir uma compreensão aprofundada dos fundamentos da computação quântica
- Integrar elementos da computação quântica em um modelo de aprendizado de máquina





Considerações Finais

Trabalhos Futuros



- ◆ Aprimorar o algoritmo FALQON para que este possa ser simulado utilizando a biblioteca Qiskit e posteriormente em computadores quânticos
- Após adaptar o algoritmo para simulações, executá-lo em hardware quântico real
- ♦ Testar com outras bases de dados
- ♦ Estudar a implementação quântica do problema da MST



Referências

GERON, A. Mãos à obra: aprendizado de máquina com Scikit-Learn e TensorFlow. 1. ed. [S.l.]: Alta Books, 2019. ISBN 9788550803814.

JORDAN, S. Traveling Santa problem. 2018. Disponível em: http://quantumalgorithmzoo.org/traveling_santa/. Acesso em: 02 nov. 2023.

KUNCHEVA, L. Artificial data sets. 2005. Disponível em: https://lucykuncheva.co.uk/activities/artificial_data.htm. Acesso em: 02 nov. 2023.

MAGANN, A. B.; RUDINGER, K. M.; GRACE, M. D.; SAROVAR, M. Feedback-based quantum optimization. Physical Review Letters, v. 129, n. 25, p. 250502, dez. 2022. ISSN 0031-9007, 1079-7114. Disponível em: http://arxiv.org/abs/2103.08619. Acesso em: 02 nov. 2023.



Referências

NIELSEN, M. A.; CHUANG, I. L. Quantum computation and quantum information. 10th anniversary. ed. United States od America: Cambridge University Press, 2010. ISBN 978-1-107-00217-3.

PAPA, J. P. Classificação o supervisionada de padrões utilizando floresta de caminhos otimos. Tese (Doutorado) — Universidade Estadual de Campinas, Instituto de Computação, 2008. Disponível em: https://hdl.handle.net/20.500.12733/1608859. Acesso em: 02 nov. 2023

RABELO, W. R. M.; COSTA, M. L. M. Uma abordagem pedagógica no ensino da computação quântica com um processador quântico de 5-qbits. Revista Brasileira de Ensino de Física, v. 40, p. e4306, maio 2018. ISSN 1806-1117, 1806-9126. Publisher: Sociedade Brasileira de Física. Disponível em: https://doi.org/10.1590/1806-9126-RBEF-2018-0038. Acesso em: 02 nov. 2023.



Referências

ROSA, G. H. de; PAPA, J. P. OPFython: A Python implementation for OptimumPath Forest. Software Impacts, p. 100113, 2021. ISSN 2665-9638. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.simpa.2021.100113. Acesso em: 02 nov. 2023.

WAKEHAM, D.; CERONI, J. Feedback-based quantum optimization (FALQON). PennyLane Demos, maio 2021. Disponível em: https://pennylane.ai/qml/demos/tutorial_falqon/. Acesso em: 02 nov. 2023







Obrigada!







