



UFOP

Universidade Federal
de Ouro Preto

**Universidade Federal de Ouro Preto
Instituto de Ciências Exatas e Aplicadas
Departamento de Computação e Sistemas**

Efeito de ordem e a computação quântica

Lucas Rafael da Silva Santos

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

ORIENTAÇÃO:
Dr Ronan Silva Ferreira

**Outubro, 2024
João Monlevade–MG**

Lucas Rafael da Silva Santos

Efeito de ordem e a computação quântica

Orientador: Dr Ronan Silva Ferreira

Monografia apresentada ao curso de Engenharia da Computação do Instituto de Ciências Exatas e Aplicadas, da Universidade Federal de Ouro Preto, como requisito parcial para aprovação na Disciplina “Trabalho de Conclusão de Curso II”.

Universidade Federal de Ouro Preto

João Monlevade

Outubro de 2024

SISBIN - SISTEMA DE BIBLIOTECAS E INFORMAÇÃO

S237e Santos, Lucas Rafael da Silva.
Efeito de ordem e a computação quântica. [manuscrito] / Lucas
Rafael da Silva Santos. - 2024.
46 f.: il.: color., tab..

Orientador: Prof. Dr. Ronan Silva Ferreira.
Monografia (Bacharelado). Universidade Federal de Ouro Preto.
Instituto de Ciências Exatas e Aplicadas. Graduação em Engenharia de
Computação .

1. Computação quântica. 2. Inteligência artificial. 3. Probabilidades. 4.
Qubits. 5. Teoria bayesiana de decisão estatística. 6. Tomada de decisão.
I. Ferreira, Ronan Silva. II. Universidade Federal de Ouro Preto. III. Título.

CDU 004.8:519.816

Bibliotecário(a) Responsável: Flavia Reis - CRB6/2431



FOLHA DE APROVAÇÃO

Lucas Rafael da Silva Santos
Efeito de ordem e a computação quântica

Monografia apresentada ao Curso de Engenharia de Computação da Universidade Federal de Ouro Preto como requisito parcial para obtenção do título de bacharel em Engenharia de Computação.

Aprovada em 17 de outubro de 2024

Membros da banca

Dr - Ronan Silva Ferreira - Orientador (Universidade Federal de Ouro Preto)
Dr - Alexandre Magno de Souza - (Universidade Federal de Ouro Preto)
Dr - Theo Silva Lins - (Universidade Federal de Ouro Preto)

Ronan Silva Ferreira, orientador do trabalho, aprovou a versão final e autorizou seu depósito na Biblioteca Digital de Trabalhos de Conclusão de Curso da UFOP em 01/06/2026



Documento assinado eletronicamente por **Ronan Silva Ferreira, PROFESSOR DE MAGISTERIO SUPERIOR**, em 01/06/2026, às 15:53, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site http://sei.ufop.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **1117373** e o código CRC **5EB4D3F7**.

Este trabalho é dedicado à minha família.

Agradecimentos

Agradeço profundamente toda minha família por todo apoio e incentivo. Agradeço principalmente a minha avó Raimunda (in memoriam) por ser meu maior exemplo de pessoa e por todo sacrifício que fez por mim. Eu só cheguei até aqui graças a ela.

Agradeço ao meu orientador Ronan, por todo empenho e dedicação ao me auxiliar na realização deste trabalho, pelo conhecimento passado, pela amizade e pelos conselhos.

Por fim, agradeço a Universidade Federal de Ouro Preto pela oferta do curso de Engenharia da Computação, assim como pelas oportunidades acadêmicas, pela estrutura e pela oportunidade de capacitação profissional. Agradeço a todos os meus professores que contribuíram diretamente para a minha formação e crescimento durante a graduação.

“If I have seen further, it is by standing on the shoulders of giants.”

— Isaac Newton (1642–1727),
in: Letter to Robert Hooke (1675).

Resumo

Desenvolver uma Inteligência Artificial capaz de capturar os mecanismos fundamentais do processo de tomada de decisão humano é um dos grandes desafios da Engenharia e Ciência da computação. Modelos clássicos de Inteligência Artificial são, em geral, baseados em algoritmos determinísticos e estatística bayesiana. Por construção, esses modelos apresentam dificuldades em descrever o processo de tomada de decisão humano que, por sua vez, carregam um ingrediente de indeterminação no processo de escolha. O objetivo deste trabalho é investigar os aspectos matemáticos da computação quântica que possam oferecer uma abordagem para a construção de modelos de Inteligência Artificial que levem em conta uma incerteza na modelagem do processo cognitivo humano. Particularmente, investigamos o fenômeno conhecido na literatura da psicologia quantitativa como efeito de ordem: em um questionário sequenciado, aplicado a um grupo de indivíduos, a distribuição bayesiana de suas respostas não se altera com o reordenamento das questões. Esse efeito é tido como irracional pois, na prática, respostas dadas a perguntas prévias, podem influenciar aquelas a serem dadas a questões posteriores. Neste trabalho mostramos que a aplicação de ferramentas da mecânica quântica na modelagem de *bits* é capaz de capturar inversões de distribuições de probabilidades em situações do tipo tomada de decisão, como o efeito de ordem.

Palavras-chaves: Inteligência Artificial, Computação Quântica, Efeito de Ordem.

Abstract

Developing an Artificial Intelligence capable of capturing the fundamental mechanisms of the human decision-making process is one of the great challenges in Engineering and Computer Science. Classical Artificial Intelligence models are generally based on deterministic algorithms and Bayesian statistics. By construction, these models face difficulties in describing the human decision-making process, which inherently contains an element of indeterminacy in the choice process. The goal of this work is to investigate the mathematical aspects of quantum computing that could provide an approach for building Artificial Intelligence models that account for uncertainty in modeling the human cognitive process. In particular, we investigate the phenomenon known in the quantitative psychology literature as the "order effect": in a sequenced questionnaire applied to a group of individuals, the Bayesian distribution of their responses does not change with the reordering of the questions. This effect is considered irrational because, in practice, answers given to previous questions can influence those given to subsequent ones. In this work, we show that applying tools from quantum mechanics in the modeling of bits is capable of capturing probability distribution inversions in decision-making situations, such as the order effect.

Key-words: Artificial Intelligence, Quantum Computing, Order Effect.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Representação geométrica de um qubit.	32
Figura 2 – Transformações das portas Pauli-X, Pauli-Y e Pauli-Z na esfera de Bloch.	33
Figura 3 – Exemplo de entrada e saída ao utilizarmos a porta Pauli-X.	33
Figura 4 – Representação de uma porta Pauli-x em um circuito quântico.	33
Figura 5 – Representação da porta Pauli-Y em um circuito quântico.	34
Figura 6 – Representação em um circuito da porta Pauli-Z.	34

Lista de tabelas

Tabela 1 – Comparação entre o número de estados representáveis com bits e qubits.	31
Tabela 2 – Tabela verdade para os operadores lógicos AND e OR.	35

Lista de abreviaturas e siglas

IA - Inteligencia Artificial

IAQ - Inteligência Artificial Quântica

QML - Aprendizado de Máquina Quântico (Quantum Machine Learning)

QSVM - Máquinas de Suporte Vetorial Quânticas

Lista de símbolos

\wedge	Operador lógico AND.
\vee	Operador lógico OR.
$ A\rangle$	Representação de um estado quântico A (ket A).
$\langle A $	Conjugado complexo do ket.
$\langle A B\rangle$	Produto interno do espaço vetorial complexo.
ρ	Operador densidade.

Sumário

1	INTRODUÇÃO	14
1.1	Motivação e Justificativa	14
1.2	Definição do Problema	14
1.3	Objetivos Geral e Específicos	15
1.4	Resultados e Contribuições	15
1.5	Metodologia	16
1.6	Organização do trabalho	16
2	ESTADO DA ARTE	17
3	MECÂNICA QUÂNTICA	23
3.1	Amplitude de Probabilidade e Equação de onda	23
3.2	Notação de Dirac	25
3.3	Superposição	26
3.4	Operador Densidade	27
3.5	Operadores de Projecção	28
4	COMPUTAÇÃO QUÂNTICA	29
4.1	Base Computacional	29
4.2	Qubit	30
4.3	Portas Quânticas	31
4.3.1	Portas Pauli	32
4.3.1.1	Pauli-X (ou Porta NOT Quântica)	32
4.3.1.2	Pauli-Y	33
4.3.1.3	Pauli-Z	34
4.4	Cognição Quântica	34
5	DESENVOLVIMENTO	37
5.1	Efeitos de Ordem	37
5.1.1	Limitações dos Modelos Bayesianos na Reprodução do Efeito de Ordem	37
5.1.2	Efeitos de ordem e a computação quântica	38
6	CONCLUSÃO	41
	REFERÊNCIAS	43

1 Introdução

1.1 Motivação e Justificativa

À medida que a demanda por desempenho computacional cresce, as limitações físicas impostas pela miniaturização dos transistores e o aumento no consumo de energia começam a atingir barreiras insuperáveis. Paralelamente, os custos econômicos associados à manutenção e ampliação da infraestrutura computacional tradicional tornam-se cada vez mais altos. Esses desafios impulsionam a busca por novas tecnologias computacionais capazes de superar essas restrições. Nesse contexto, a computação quântica surge como uma alternativa revolucionária, oferecendo a promessa de processar informações de maneira fundamentalmente diferente e abrindo uma nova fronteira para a computação ([ARUTE et al., 2019](#)).

Diversas empresas estão investindo recursos e capacidade intelectual no desenvolvimento da computação quântica. Por exemplo, a IBM realizou, em abril de 2024, em São Paulo, a primeira conferência de computação quântica da América Latina, apresentando um roteiro de desenvolvimento para alcançar essa tecnologia ([IBM, 2024](#)). A computação quântica, ao explorar as propriedades únicas dos qubits, tem o potencial de resolver problemas de otimização, simulação de moléculas e criptografia de forma exponencialmente mais rápida do que os métodos tradicionais ([SHOR, 1999](#)). Por isso, tornou-se um campo de pesquisa altamente relevante, com aplicações práticas emergentes, como a parceria entre a IonQ e a Hyundai para o desenvolvimento de baterias mais eficientes ([HYUNDAI, 2022](#)).

1.2 Definição do Problema

A Inteligência Artificial (IA) é uma área em constante evolução, apresentando avanços significativos em aprendizado de máquina, redes neurais profundas e processamento de linguagem natural. Apesar de seus sucessos, a IA clássica enfrenta limitações, particularmente em modelos que buscam reproduzir a tomada de decisão humana. Modelos clássicos baseados em algoritmos determinísticos ou probabilísticos não conseguem capturar adequadamente o impacto da ordem dos eventos (efeito de ordem), bem como fatores contextuais e subjetivos que influenciam decisões humanas ([BUSEMEYER; BRUZA, 2012](#)).

Diante dessas limitações, a combinação entre IA e computação quântica surge como uma área promissora, conhecida como Inteligência Artificial Quântica (IAQ). A

IAQ explora as capacidades da computação quântica para modelar de maneira mais precisa processos cognitivos humanos, especialmente em cenários que envolvam incerteza ou múltiplas escolhas (YEARSLEY; BUSEMEYER, 2016). Este estudo busca abordar essa lacuna ao explorar as bases matemáticas e computacionais da IAQ.

1.3 Objetivos Geral e Específicos

O objetivo geral deste trabalho é explorar os aspectos matemáticos da computação quântica para demonstrar como essa tecnologia oferece uma nova perspectiva para a modelagem de inteligências artificiais capazes de lidar com processos cognitivos humanos de forma mais precisa e eficiente.

Os objetivos específicos incluem:

- Revisar os conceitos fundamentais da mecânica quântica aplicados à computação;
- Analisar como a computação quântica pode ser usada para modelar fenômenos cognitivos, como o efeito de ordem;
- Reproduzir os resultados do artigo “*Quantum cognition and decision theories: A tutorial*” (YEARSLEY; BUSEMEYER, 2016), demonstrando que a abordagem quântica é superior em certos contextos;

1.4 Resultados e Contribuições

Os principais resultados obtidos incluem a reprodução dos experimentos descritos no artigo “*Quantum cognition and decision theories: A tutorial*” (YEARSLEY; BUSEMEYER, 2016), que demonstram que abordagens baseadas na mecânica quântica podem modelar de forma mais precisa o comportamento humano em cenários de tomada de decisão com incerteza e efeito de ordem.

As principais contribuições deste trabalho são:

- A sistematização de conceitos teóricos e práticos sobre IAQ, oferecendo uma visão integrada das potencialidades e desafios dessa área emergente;
- A demonstração de que os modelos quânticos podem superar limitações de modelos clássicos em domínios específicos;
- A identificação de oportunidades de pesquisa para o desenvolvimento de novas aplicações de IAQ em contextos como saúde, finanças e tomada de decisão autônoma.

1.5 Metodologia

O objeto de pesquisa deste trabalho é a análise e reprodução de modelos de cognição quântica aplicados à inteligência artificial, com foco em fenômenos como o efeito de ordem na tomada de decisão humana.

Os passos para execução deste trabalho são assim definidos:

- **Revisão da literatura:** estudo detalhado dos conceitos de computação quântica, IA e cognição quântica presentes em trabalhos relevantes;
- **Desenvolvimento:** aplicação dos conceitos teóricos na modelagem de cenários de tomada de decisão baseados em fenômenos cognitivos;
- **Validação:** reprodução dos experimentos do artigo “*Quantum cognition and decision theories: A tutorial*” (YEARSLEY; BUSEMEYER, 2016), analisando os resultados obtidos;
- **Análise e discussão:** interpretação dos resultados em relação às limitações e potenciais contribuições da IA quântica.

1.6 Organização do trabalho

Este trabalho está dividido em seis capítulos, organizados da seguinte forma: O Capítulo 2 apresenta uma revisão bibliográfica dos temas que aqui são abordados. O Capítulo 3 introduz os conceitos da mecânica quântica necessários para a compreensão do trabalho. O Capítulo 4 aborda alguns aspectos da computação quântica. No Capítulo 5, fazemos a reprodução do artigo, mostrando que a abordagem quântica é melhor para reproduzir a forma de pensar humana e, por fim, no Capítulo 6 apresentamos as conclusões.

2 Estado da Arte

As limitações de hardware representaram, por décadas, um dos principais gargalos no desenvolvimento e evolução de tecnologias avançadas, como a inteligência artificial. Uma das leis mais influentes no campo da computação, a Lei de Moore, proposta por Gordon Moore em 1965, previu que o número de transistores em circuitos integrados dobraria aproximadamente a cada dois anos, levando a um aumento exponencial na capacidade de processamento (MOORE, 1965). Essa tendência impulsionou grandes avanços na área de computação e permitiu o crescimento de aplicações dependentes de alta capacidade de processamento, como redes neurais e algoritmos de aprendizado de máquina. No entanto, à medida que os transistores atingiram escalas nanométricas, desafios técnicos, como o aumento da dissipação de calor, limitações físicas de miniaturização e custos elevados de fabricação, começaram a desacelerar essa progressão (ESMAEILZADEH et al., 2011). Essa desaceleração levou a um período de estagnação conhecido como “*IA Winter*”, durante o qual as expectativas sobre as capacidades da IA ultrapassaram as limitações práticas impostas pela infraestrutura de hardware. Redes neurais multicamadas, por exemplo, embora teoricamente promissoras, eram extremamente difíceis de implementar de maneira eficaz devido à incapacidade dos processadores clássicos de lidar com os intensos requisitos de treinamento em grande escala. Modelos de aprendizado profundo (*deep learning*) requerem a execução de bilhões de operações matemáticas envolvendo grandes volumes de dados, o que era impraticável com a tecnologia disponível nas décadas de 1980 e 1990.

O cenário mudou drasticamente nas últimas duas décadas com a popularização de novas tecnologias de hardware e abordagens computacionais. A introdução de GPUs (unidades de processamento gráfico) e, posteriormente, de TPUs (unidades de processamento tensorial), forneceu uma maneira eficiente de executar operações matemáticas paralelas, fundamentais para o treinamento de redes neurais profundas (LECUN; BENGIO; HINTON, 2015). Além disso, a computação em nuvem trouxe capacidade de processamento e armazenamento distribuído acessível, permitindo que pesquisadores e empresas treinassem modelos em escalas que antes eram inviáveis. Hoje, *frameworks* como *TensorFlow* e *PyTorch* são otimizados para aproveitar a computação distribuída e o processamento paralelo em hardware especializado, acelerando significativamente o treinamento de modelos complexos (SCHMIDHUBER, 2015). Essa evolução do hardware não apenas permitiu o avanço de redes neurais multicamadas, mas também abriu espaço para o desenvolvimento de novas áreas da IA, como processamento de linguagem natural, visão computacional e aprendizado por reforço profundo.

Outro aspecto importante foi o aumento da demanda por modelos maiores e mais sofisticados, como os modelos de linguagem natural de grande escala, que não seriam

possíveis sem avanços significativos em hardware e infraestrutura. Esse crescimento é um exemplo claro de como o hardware e os algoritmos estão interligados: enquanto avanços em algoritmos podem reduzir a complexidade de certos problemas, avanços no hardware permitem que modelos mais complexos sejam executados de maneira prática. Apesar desses avanços, ainda existem desafios. A Lei de Moore, mesmo que tenha desacelerado, continua sendo uma referência importante. Contudo, para atender às demandas crescentes de processamento, outras abordagens estão sendo exploradas, como a computação quântica.

A computação quântica é uma área que mistura a Mecânica Quântica e a Ciência da Computação. Da mecânica quântica, ela se utiliza de certos fenômenos como a superposição. A superposição é a característica que permite que os computadores quânticos processem dados paralelamente, o que leva a um aumento exponencial no poder de processamento. Segundo Preskill (2018), a superposição é a base da capacidade dos computadores quânticos de realizar cálculos em paralelo, oferecendo um potencial considerável para a resolução de problemas complexos de otimização (PRESKILL, 2018).

Na década de 1980, Paul Benioff propôs uma ideia revolucionária: a viabilidade de construir uma máquina de Turing usando princípios da mecânica quântica (BENIOFF, 1980). Uma máquina de Turing (TURING et al., 1936) é um conceito matemático fundamental na ciência da computação, capaz de executar uma série de operações básicas. Conforme a visão de Benioff, um sistema quântico poderia evoluir, a partir de um estado inicial específico, através de diferentes estados, cada um representando uma etapa lógica da máquina de Turing. Essa ideia de Paul Benioff foi um dos primeiros passos em direção ao conceito de computação quântica. Logo após, outros pesquisadores começaram a explorar o potencial desse novo paradigma. Um dos mais notáveis foi Richard Feynman que, em 1981, sugeriu que computadores clássicos teriam dificuldade em simular sistemas quânticos de maneira eficiente devido à complexidade dos fenômenos quânticos. Ele propôs que os computadores quânticos seriam a solução ideal para simular a mecânica quântica, pois esses dispositivos explorariam diretamente suas propriedades (FEYNMAN, 1982). Isso trouxe uma nova motivação ao estudo da computação quântica: além de resolver problemas de cálculo, eles poderiam simular sistemas físicos com grande precisão.

Poucos anos depois, em 1985, David Deutsch formalizou a ideia de um “computador quântico universal”. Deutsch mostrou que, em teoria, um computador quântico conseguiria executar qualquer cálculo que um computador clássico pudesse realizar, além de oferecer a possibilidade de resolver certos problemas muito mais rapidamente (DEUTSCH, 1985). Isso se baseava em sua proposta de um algoritmo quântico que poderia operar em superposição, ou seja, realizando múltiplas operações ao mesmo tempo. A partir daí, os fundamentos teóricos da computação quântica foram se desenvolvendo.

A Lei de Amdahl, proposta por Gene Amdahl em 1967, é um princípio fundamental na computação paralela que estabelece os limites teóricos do aumento de desempenho de um

sistema ao melhorar apenas uma parte dele (AMDAHL, 1967). Segundo a lei, o ganho total de desempenho é limitado pela fração do sistema que não pode ser paralelizada. Em termos simples, mesmo que uma parte do sistema seja acelerada indefinidamente, o impacto global será sempre limitado pela parte que permanece sequencial. Essa característica apresenta desafios significativos ao projetar sistemas de alta performance, especialmente quando se busca maximizar o desempenho por meio da paralelização. A computação quântica, por sua vez, surge como uma potencial solução para superar essas limitações. Ao contrário da computação clássica, os computadores quânticos não se limitam à paralelização tradicional. A superposição quântica efetivamente permite que o computador quântico execute cálculos em paralelo, mas de uma forma que transcende a definição tradicional de paralelismo. Enquanto na computação clássica o paralelismo é restrito ao número de núcleos ou processadores, na computação quântica ele é intrínseco ao sistema. Essa característica desafia diretamente os limites impostos pela Lei de Amdahl. No entanto, é importante notar que a computação quântica não invalida completamente esta lei. A eficiência de um sistema quântico ainda depende do design do algoritmo e da capacidade de mapeá-lo adequadamente para a arquitetura quântica. Além disso, há desafios significativos em termos de ruído, decoerência e erros quânticos que limitam o desempenho prático dos computadores quânticos atuais. Esses fatores significam que a computação quântica pode não ser uma solução universal para todos os problemas que enfrentam as limitações impostas pela computação paralela.

Apesar dessas restrições, a computação quântica tem o potencial de redefinir os paradigmas da computação paralela, especialmente para problemas de alta complexidade, como aqueles em classes de problemas NP-Completo ou NP-Difícil.

A descoberta de algoritmos específicos que mostraram vantagens quânticas sobre os métodos clássicos foi fundamental para consolidar a importância da computação quântica. Peter Shor foi uma figura chave nesse desenvolvimento. Em 1994, ele apresentou um algoritmo que podia fatorar grandes números inteiros de forma eficiente (SHOR, 1994), um problema cuja solução rápida seria revolucionária para a criptografia moderna. O algoritmo de Shor demonstrou claramente que um computador quântico poderia superar um clássico em tarefas específicas. Outro avanço importante foi o algoritmo de Grover, desenvolvido por Lov Grover em 1996 (GROVER, 1996). Esse algoritmo quântico mostrou que a pesquisa em grandes bases de dados poderia ser acelerada significativamente em comparação com a pesquisa clássica. Embora o ganho não fosse exponencial como o de Shor, ele ainda representava uma melhoria quadrática significativa. Esses algoritmos trouxeram evidências concretas de que, se os computadores quânticos pudessem ser construídos com sucesso em larga escala, eles trariam uma revolução para áreas como criptografia, otimização, simulação de sistemas complexos e processamento de grandes volumes de dados.

Com o avanço da computação quântica, surgiram ideias promissoras de desenvol-

ver modelos quânticos de inteligência artificial, também conhecidos como algoritmos de aprendizado de máquina quânticos (Quantum Machine Learning - QML). Os algoritmos clássicos e os algoritmos de aprendizado de máquina (ML) (ou inteligência artificial), diferem fundamentalmente em sua abordagem e propósito. Nos algoritmos clássicos, são estabelecidas regras fixas e previamente determinadas, que definem como o sistema deve processar as informações e gerar saídas baseadas em tais regras. Nesse caso, as decisões já estão programadas e os dados são o resultado da aplicação dessas instruções. Por outro lado, os algoritmos de aprendizado de máquina seguem um paradigma oposto: eles partem dos dados de entrada e, a partir deles, extraem padrões, realizam inferências e tomam decisões. Esses algoritmos resolvem problemas complexos como regressão, classificação, e análises descritivas ou preditivas, oferecendo maior flexibilidade e capacidade de adaptação a cenários dinâmicos e menos definidos. A expectativa é que, com o poder da computação quântica, seja possível construir modelos de IA que superem as limitações dos métodos clássicos em termos de capacidade de processamento e tempo de execução. Em estudos recentes, como o de Biamonte et al. (2017), foi explorada a ideia de que o aprendizado de máquina quântico poderia beneficiar-se das operações quânticas para executar tarefas de classificação, regressão e *clustering* com maior eficiência do que os algoritmos clássicos (BIAMONTE et al., 2017). Eles propuseram uma abordagem utilizando algoritmos quânticos (como o algoritmo de Grover) poderiam ser adaptados para realizar tarefas de pesquisa em grandes volumes de dados, facilitando o aprendizado supervisionado (GROVER, 1996). Outro estudo de destaque é o de Schuld et al. (2015), que introduziu o conceito de redes neurais quânticas, utilizando qubits como unidades básicas de processamento (SCHULD; SINAYSKIY; PETRUCCIONE, 2015). Nesse modelo, as redes neurais aproveitam as propriedades quânticas para processar várias entradas simultaneamente, criando uma forma mais eficiente de treinamento e inferência. Essas redes quânticas são vistas como uma evolução das redes neurais clássicas, oferecendo aceleração significativa em tarefas de reconhecimento de padrões e otimização de parâmetros (MELO, 2023).

Um outro avanço importante no campo da IAQ são as máquinas de suporte vetorial quânticas (QSVM). Estudos como os de Rebentrost et al. (2014) mostraram que as SVMs clássicas, amplamente usadas para tarefas de classificação e reconhecimento de padrões, podem ser significativamente aceleradas quando implementadas em um computador quântico (REBENTROST; MOHSENI; LLOYD, 2014). Além disso, algoritmos de *clustering*¹ quânticos, como os propostos por Lloyd et al. (2014), mostraram que é possível usar a computação quântica para realizar *clustering* em grandes volumes de dados com uma complexidade menor do que nos métodos clássicos (LLOYD; MOHSENI; REBENTROST, 2014). Isso abre novas possibilidades para a análise de grandes conjuntos de dados em áreas como biologia computacional e análise financeira.

¹ *Clustering* é uma técnica de aprendizado de máquina que agrupa dados em grupos, ou *clusters*, com base em padrões ou semelhanças.

Por fim, a psicologia também se junta à computação quântica e à IAQ no desenvolvimento dos modelos de cognição quântica. Esse campo emergente visa integrar a teoria da mecânica quântica com o estudo dos processos cognitivos, sugerindo que o comportamento humano, especialmente no que diz respeito à tomada de decisões, percepção e memória, pode ser modelado por meio de processos quânticos. A ideia central é que os fenômenos cognitivos apresentam características que podem ser melhor explicadas por meio de conceitos quânticos como superposição, interferência e emaranhamento. Um dos primeiros avanços nesse campo foi feito por Jerome Busemeyer e Peter Bruza em seu trabalho de 2012, onde propuseram a aplicação de teorias quânticas para modelar a tomada de decisões e o comportamento humano em condições de incerteza ([BUSEMEYER; BRUZA, 2012](#)). Em seu estudo, eles argumentam que a mente humana não segue necessariamente as regras clássicas da probabilidade de maneira rígida. Ao invés disso, em muitos cenários, a tomada de decisão envolve elementos de incerteza e superposição de possíveis estados mentais, semelhantes ao funcionamento de um sistema quântico. De acordo com essa abordagem, quando as pessoas tomam decisões, seus estados cognitivos podem estar em superposição, ou seja, em mais de um estado simultaneamente, até que uma decisão seja feita. Esse modelo de tomada de decisão quântica explica fenômenos cognitivos que os modelos probabilísticos clássicos falham em abordar, como o efeito de ordem (a sequência de apresentação das opções influencia o resultado) e a ambiguidade na escolha.

Outro aspecto investigado no campo da cognição quântica é a memória. Wang et al. demonstraram que os processos de recuperação de memória podem ser modelados de forma quântica, sugerindo que, em vez de seguirem um padrão fixo e determinístico, as memórias podem existir em um estado de superposição até que sejam evocadas ([WANG et al., 2013](#)). Esse conceito é útil para explicar o efeito de interferência, pois a evocação de uma memória pode ser influenciada por memórias relacionadas, de maneira semelhante à interferência quântica. A ideia é que, assim como no processamento quântico, as memórias podem interferir umas com as outras, resultando em respostas diferentes dependendo do contexto ou das associações. Esse tipo de interferência cognitiva não se ajusta bem aos modelos clássicos de memória e probabilidade, mas é adequadamente descrito por teorias quânticas.

Além da tomada de decisão e da memória, há um crescente interesse em explorar se o processamento de informação no cérebro pode, de alguma forma, ser comparado ao processamento quântico. Em seus estudos, Matthew Fisher propôs que certas propriedades do cérebro, como o papel do fósforo nuclear e o comportamento dos íons quânticos em microtúbulos, poderiam permitir que o cérebro realizasse cálculos quânticos em pequena escala ([FISHER, 2015](#)). Embora essa ideia ainda seja altamente especulativa e necessite de validação experimental, ela sugere a possibilidade de que o cérebro humano use mecanismos quânticos para processar informações. Essa abordagem leva à noção de que IAQ, baseada em redes neurais quânticas, poderia se aproximar mais dos processos de cognição humana

do que os modelos clássicos. Ao simular o comportamento quântico que ocorre no cérebro, seria possível criar modelos de IA mais eficientes na compreensão e replicação dos processos cognitivos complexos.

3 Mecânica Quântica

Neste capítulo, apresentamos alguns conceitos e ferramentas da mecânica quântica que servirão de base teórica para os temas abordados nas próximas seções. O foco será apenas em um conjunto essencial de regras e equações, sem aprofundamento conceitual, já que esse não é o objetivo central deste trabalho.¹

A compreensão deste conteúdo é essencial, pois a computação quântica se desenvolve justamente na interseção entre a ciência da computação e a mecânica quântica — combinação que possibilita formas inovadoras de processamento de informação, além das capacidades dos computadores clássicos.

3.1 Amplitude de Probabilidade e Equação de onda

A amplitude de probabilidade e a equação de onda são dois dos conceitos fundamentais da mecânica quântica, demonstrando a essência estatística da teoria e a evolução dos sistemas quânticos ao longo do tempo.

A *amplitude de probabilidade* α representa a chance de um evento ocorrer e está relacionada à probabilidade p por meio da expressão:

$$p = \|\alpha\|^2$$

ou seja, a probabilidade é igual ao quadrado da norma (ou módulo) da amplitude. A probabilidade p deve estar no intervalo $[0, 1]$ e, portanto, o módulo da amplitude $\|\alpha\|$ também deve satisfazer $0 \leq \|\alpha\| \leq 1$. Essa amplitude pode ser expressa como o produto interno entre os estados final e inicial:

$$\alpha = \langle \text{estado final} | \text{estado inicial} \rangle$$

Já a equação de onda descreve a evolução temporal de sistemas quânticos. Neste contexto, essa equação não se trata de ondas físicas, como as que encontramos na água ou no som, mas sim de uma onda de probabilidade que descreve o comportamento e a posição provável de partículas subatômicas, como elétrons ou fótons (GRIFFITHS; SCHROETER, 2018). A equação que formaliza essa descrição é a equação de Schrödinger (SCHRÖDINGER, 1926). Especificamente, a equação de Schrödinger descreve como o estado quântico de um sistema muda com o tempo e ela é dada por:

$$-\frac{i\hbar}{2m} \nabla^2 \Psi(\vec{r}, t) + V(\vec{r}) \Psi(\vec{r}, t) = i\hbar \frac{\partial \Psi(\vec{r}, t)}{\partial t} \quad (3.1)$$

¹ Para um estudo mais aprofundado sobre mecânica quântica, recomenda-se, por exemplo, a Ref. (COHEN-TANNOUDJI; DIU; LALOË, 1977).

em que i é a unidade imaginária, \hbar é a constante de Planck reduzida², $\Psi(\vec{r}, t)$ é a função de onda que depende das coordenadas espaciais r e do tempo t .

A função de onda $\Psi(\vec{r}, t)$ contém todas as informações sobre o estado quântico do sistema. Conforme a interpretação de Copenhague³, a função de onda $\Psi(\vec{r}, t)$ não possui um significado físico direto por si só. Isso ocorre porque Ψ pode assumir valores complexos e não representa uma quantidade observável diretamente. Em vez disso, o que tem interpretação física é o seu módulo ao quadrado, $|\Psi(\vec{r}, t)|^2$, que indica a probabilidade de encontrar uma partícula na posição \vec{r} no instante t (COHEN-TANNOUJDI; DIU; LALOë, 1977). Ou seja, as partículas quânticas não seguem uma trajetória definida no espaço, como acontece com objetos clássicos. Em vez disso, o comportamento de uma partícula é descrito por uma distribuição de probabilidades, e o melhor que podemos fazer é calcular a probabilidade de sua localização em determinado momento com base na função de onda.

Em situações estacionárias, no qual o sistema não depende explicitamente do tempo, a equação de Schrödinger se resume a:

$$\hat{H}\Psi(\vec{r}) = E\Psi(\vec{r}) \quad (3.2)$$

Nessa forma, $\Psi(\vec{r})$ é a função de onda espacial que descreve um estado quântico e E é a energia associada a esse estado.

A solução da equação de Schrödinger, tanto em sua forma dependente quanto independente do tempo, resulta na função de onda $\Psi(\vec{r}, t)$, que descreve a evolução e o comportamento do sistema quântico. Ao resolver a equação, obtemos um conjunto de autovalores de energia E e autofunções $\Psi(\vec{r})$, que correspondem aos estados estacionários do sistema. Cada autovalor E_n representa um nível de energia permitido para o sistema, enquanto a função de onda associada $\Psi_n(\vec{r})$ descreve a distribuição espacial da partícula nesse estado. Esses autovalores e autofunções formam a base dos possíveis estados quânticos que o sistema pode ocupar. A interpretação física desses resultados é que a partícula não tem uma posição exata, mas sim uma distribuição probabilística definida pela função de onda, com cada E_n representando uma configuração energética específica.

Uma função de onda $\Psi(\vec{r}, t)$ pode ser interpretada como um vetor em um espaço de Hilbert⁴ o que reflete a natureza vetorial dos estados quânticos. Isso ocorre porque, assim

² A constante de Planck, denotada como h , define a quantização de várias propriedades físicas, como a energia e o momento. A constante de Planck reduzida, também conhecida como \hbar é dada por $\hbar = \frac{h}{2\pi}$.

³ A interpretação de Copenhague é uma das abordagens mais aceitas da mecânica quântica. Desenvolvida principalmente por Niels Bohr e Werner Heisenberg, ela postula que o estado quântico de um sistema não possui realidade objetiva até que seja medido.

⁴ O espaço de Hilbert é um conceito matemático fundamental na mecânica quântica. Trata-se de um espaço vetorial completo e dotado de um produto interno, onde os vetores representam estados quânticos e as operações lineares descrevem transformações ou medições desses estados.

como vetores em um espaço vetorial, as funções de onda podem ser somadas (sobrepostas) e multiplicadas por escalares, obedecendo à estrutura matemática de um espaço vetorial. Além disso, as operações com funções de onda, como produto interno e projeções, também seguem as mesmas regras de álgebra linear aplicadas a vetores. A notação de Dirac captura essa estrutura de forma compacta, facilitando o tratamento de sistemas quânticos e suas propriedades.

3.2 Notação de Dirac

A notação de Dirac é uma representação vetorial usada para descrever estados quânticos. Essa notação é amplamente utilizada em virtude de sua praticidade em representar estados quânticos em um espaço vetorial complexo. A tradicional flecha colocada acima de grandezas vetoriais, como \vec{u} , é substituída pelo símbolo $|u\rangle$, chamado de ket. Como se trata de um espaço complexo, o complexo conjugado de $|u\rangle$ é denotado por $\langle u|$ e chamado de bra. No exemplo dado com a grandeza u , dizemos então *ket* u e *bra* u . Já o símbolo $\langle u|v\rangle$ é chamado *braket*, sendo o produto interno desse espaço vetorial. Um $|-\rangle A$ representa um estado quântico A e este objeto é um vetor coluna. O número de componentes reflete o número de dimensões desse espaço vetorial. De forma geral,

$$|A\rangle = \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_n \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

Por outro lado, o $\langle A|$ (conjugado complexo e transposto de $|A\rangle$) é um vetor linha tal como:

$$\langle A| = [\alpha_1^* \quad \cdots \quad \alpha_n^*] \quad (3.4)$$

O $\langle A|A\rangle$ (*braket* A) denota o produto interno entre os dois vetores (operação equivalente ao produto escalar entre 2 vetores no conjunto \mathbb{R}). Este produto é dado por:

$$\begin{aligned} \langle A|A\rangle &= [\alpha_1^* \quad \cdots \quad \alpha_n^*] \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_n \end{bmatrix} \\ &= \alpha_1^* \alpha_1 + \cdots + \alpha_n^* \alpha_n \end{aligned} \quad (3.5)$$

Já o produto externo entre dois vetores, denotado por $|A\rangle \langle A|$, resulta em uma matriz, que em nosso jargão é um operador, o qual pode operar sobre um vetor:

$$\begin{aligned} |A\rangle \langle A| &= \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_n \end{bmatrix} [\alpha_1^* \quad \cdots \quad \alpha_n^*] \\ |A\rangle \langle A| &= \begin{bmatrix} \alpha_1 \alpha_1^* & \cdots & \alpha_1 \alpha_n^* \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \alpha_n \alpha_1^* & \cdots & \alpha_n \alpha_n^* \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3.6)$$

Como exemplo do uso da notação de Dirac, consideremos a Equação (3.2). Pela notação de Dirac, ela passa a ser expressa como:

$$\hat{H} |\psi\rangle = E |\psi\rangle$$

3.3 Superposição

É importante dizer que a teoria quântica é essencialmente uma teoria ondulatória. Desse ponto de vista precisamos de uma descrição do fenômeno de interferência. Isso é feito por meio da superposição ou sobreposição de ondas. No nosso recorte, teremos uma sobreposição de estados quânticos: infinitos estados representados por uma combinação linear dos vetores de base. Como exemplo, observe o estado quântico $|\psi\rangle$, escrito como combinação linear dos vetores $|i\rangle$ e $|j\rangle$.

$$|\psi\rangle = a|i\rangle + b|j\rangle \quad (3.7)$$

Arelados a estes dois estados, temos duas constantes: a e b . O módulo quadrático de cada uma destas constantes representam a probabilidade de que o estado $|\psi\rangle$ assumira um deles. Portanto:

$$|a|^2 + |b|^2 = 1 \quad (3.8)$$

Um exemplo clássico que ilustra o uso da superposição na computação quântica é o *problema do caixeiro viajante*. Nesse problema, tem-se um conjunto de n cidades e as distâncias conhecidas entre cada par de cidades. O objetivo é encontrar o caminho mais curto que permite ao caixeiro viajante visitar todas as cidades exatamente uma vez e retornar à cidade de origem. Nos computadores clássicos, para garantir a escolha da menor rota, seria necessário avaliar todas as possíveis sequências de visita às cidades. Como a ordem importa e nenhuma cidade pode ser repetida, o número total de possíveis rotas é dado por $n!$ (fatorial de n), que corresponde ao número de permutações distintas de n elementos. Por exemplo, com apenas 10 cidades, há $10! = 3.628.800$ rotas possíveis e esse número cresce rapidamente à medida que n aumenta, tornando o problema computacionalmente muito custoso para métodos clássicos.

Na computação quântica, por outro lado, a superposição permite representar simultaneamente todas essas $n!$ rotas em um único estado quântico. Ao preparar os qubits em uma superposição de todos os estados possíveis, o sistema quântico *explora* todas as soluções paralelamente. Isso não significa que a resposta correta surge imediatamente, mas que a computação quântica pode aplicar algoritmos capazes de amplificar a probabilidade da solução correta emergir após a medição. Portanto, enquanto um computador clássico precisa processar cada uma das $n!$ rotas separadamente, um computador quântico pode aproveitar sua estrutura para explorar esse vasto espaço de soluções de forma mais eficiente.

3.4 Operador Densidade

O operador densidade, também conhecido como matriz densidade, é uma ferramenta matemática fundamental na teoria quântica que descreve o estado quântico de um sistema físico. Embora a função de onda ψ também represente um estado quântico, ela descreve apenas estados puros ou seja, situações onde o sistema está em um estado completamente conhecido e isolado. Já o operador densidade ρ é uma generalização mais abrangente, capaz de representar tanto estados puros quanto estados mistos (nos quais há incerteza ou falta de informação completa sobre o sistema). Em estados mistos, o sistema pode estar em diferentes estados puros com certas probabilidades, e ρ captura essa mistura estatística. Nesse sentido, ele é o análogo quântico das distribuições de probabilidade⁵ clássicas, fornecendo uma descrição estatística dos estados possíveis de um sistema.

O operador densidade é definido da seguinte forma (MUNIZ, 2021): seja um conjunto de vetores de estados $\{|\psi_1\rangle, |\psi_2\rangle, \dots, |\psi_n\rangle\}$. O operador densidade será:

$$\rho = \sum_{i=1}^n \omega_i |\psi_i\rangle \langle\psi_i|$$

Em que os coeficientes ω_i representam as probabilidades, $\omega_i \in [0, 1]$, de cada um dos estado $|\psi_i\rangle$, tal que:

$$\sum_i^n \omega_i = 1 \quad (3.9)$$

Cada termo $|\psi_i\rangle \langle\psi_i|$ representa a contribuição do estado $|\psi_i\rangle$ para o estado total do sistema. Nos casos em que o sistema está em um único estado puro $|\psi\rangle$, o operador densidade se reduz a:

$$\rho = |\psi\rangle \langle\psi|$$

O operador densidade é uma generalização do formalismo dos vetores bra e ket. Sua principal vantagem é permitir a descrição de sistemas que não estão em um estado puro perfeitamente conhecido, mas sim em uma mistura estatística de diferentes estados possíveis ou seja, estados mistos. Isso é especialmente útil quando há algum nível de incerteza (clássica) sobre qual estado o sistema realmente ocupa, como ocorre em situações envolvendo ruído, decoerência ou interação com um ambiente externo.

Uma propriedade fundamental do operador densidade é que ele é um operador Hermitiano, o que significa que $\rho = \rho^\dagger$. Essa característica garante que todos os seus autovalores sejam reais, o que é essencial para sua interpretação física: os autovalores λ_i representam probabilidades associadas aos possíveis estados puros que compõem o sistema. Como probabilidades, esses valores devem necessariamente estar no intervalo entre 0 e 1,

⁵ Uma distribuição de probabilidade é uma função matemática que relaciona um certo valor da variável em questão com a sua probabilidade de ocorrência. Logo, ela descreve o comportamento aleatório de um evento e existem dois tipos de distribuições: as distribuições contínuas e as discretas.

ou seja:

$$0 \leq \lambda_i \leq 1$$

Além disso, o traço do operador densidade é sempre igual a 1 ($Tr(\rho) = 1$), representando a normalização da probabilidade total, um requisito essencial para a descrição correta de sistemas quânticos. A pureza de um estado quântico pode ser medida através do traço do quadrado do operador densidade, sendo $\frac{1}{n} \leq Tr(\rho^2) \leq 1$, onde n é a dimensão do espaço do sistema. Para estados puros, $Tr(\rho^2) = 1$ e para estados mistos $Tr(\rho^2) < 1$.

Finalmente, o operador densidade possui a propriedade de positividade, o que significa que para qualquer vetor de estado $|\psi\rangle$, o valor esperado $0 \leq \langle \psi | \rho | \psi \rangle \leq 1$. Isso garante que as probabilidades de todos os resultados possíveis de uma medição quântica sejam não negativas.

3.5 Operadores de Projeção

Os operadores de projeção são ferramentas fundamentais na mecânica quântica e em outras áreas da matemática aplicada. Eles são usados para descrever como um sistema quântico colapsa para um estado específico após uma medição. Matematicamente, um operador de projeção P é definido como um operador linear que satisfaz $P^2 = P$, ou seja, ele é idempotente.

No contexto da mecânica quântica, considere um sistema quântico descrito por um vetor de estado $|\psi\rangle$ em um espaço de Hilbert. Um operador de projeção P atua nesse espaço para projetar $|\psi\rangle$ em um subespaço associado ao estado medido. A probabilidade de obter o resultado associado ao estado projetado é dada por $\langle \psi | P | \psi \rangle$, que representa o valor esperado do operador de projeção.

Os operadores de projeção possuem propriedades importantes: eles são hermitianos, ou seja, $P = P^\dagger$; seus autovalores são 0 ou 1, refletindo o caráter binário da medição quântica; e, quando aplicados repetidamente, não alteram o estado já projetado, conforme $P^2 = P$.

Em sistemas de tomada de decisão baseados em cognição quântica, os operadores de projeção são usados para modelar como escolhas ou observações podem colapsar estados cognitivos superpostos em uma única decisão ou percepção (BUSEMEYER; BRUZA, 2012; YEARSLEY; BUSEMEYER, 2016).

4 Computação Quântica

A superioridade da computação quântica em relação à computação clássica reside principalmente em sua capacidade de lidar com certos problemas complexos de forma significativamente mais eficiente. Isso se deve, em grande parte, ao já abordado efeito da superposição. Essa superioridade se manifesta, por exemplo, no algoritmo de Shor, que resolve o problema da fatoração de números inteiros em tempo polinomial. Esse problema, que na computação clássica está na classe de complexidade NP (problemas cuja solução pode ser verificada rapidamente, mas encontrá-la é computacionalmente impraticável pois gasta-se muito tempo), é considerado difícil o suficiente para servir de base para sistemas de criptografia como o RSA. A computação quântica, com Shor, quebra essa barreira, ameaçando a segurança dos sistemas criptográficos modernos (SHOR, 1994). Outro exemplo é o algoritmo de Grover, que, embora não ofereça um ganho exponencial, proporciona uma aceleração quadrática na busca por um item específico em bases de dados não estruturadas — uma tarefa que, no modelo clássico, requer tempo proporcional ao tamanho da base de dados, mas que, no modelo quântico, pode ser resolvida em tempo proporcional à raiz quadrada desse tamanho (GROVER, 1996).

O algoritmo de Deutsch, um dos primeiros exemplos de algoritmo quântico, demonstrou que certas tarefas lógicas simples poderiam ser resolvidas mais rapidamente em um computador quântico do que em um clássico (DEUTSCH, 1985). Esses avanços ilustram o potencial da computação quântica para transformar a classificação de certos problemas da classe NP para a classe P, onde os problemas podem ser eficientemente resolvidos, não apenas verificados. Assim, a pesquisa em algoritmos quânticos continua a expandir os limites da complexidade computacional, aproximando soluções antes consideradas impraticáveis ou “impossíveis” com os recursos clássicos disponíveis.

4.1 Base Computacional

Todos os eventos envolvendo sistemas quânticos são modelados no espaço de Hilbert, que é um espaço vetorial complexo. Esse espaço permite descrever o estado de sistemas quânticos, sejam eles finitos ou infinitos. Na computação quântica, porém, o foco está em sistemas finitos, o que simplifica a análise. Nesse contexto, não é necessário lidar com o espaço de estados associado às funções de onda infinitas, utilizado em descrições mais complexas, como na mecânica quântica. Em vez disso, os estados quânticos podem ser representados por vetores com um número finito de componentes, cada um associado a números complexos, facilitando o tratamento matemático e computacional.

Um espaço vetorial complexo é um conjunto de vetores cujas componentes são

números complexos, e sobre o qual estão definidas as operações de adição vetorial e multiplicação por escalares complexos. Assim como nos espaços vetoriais reais, qualquer vetor desse espaço pode ser construído como uma combinação linear de um conjunto de vetores chamados vetores-base (ou base do espaço). A base é um conjunto de vetores linearmente independentes que geram todo o espaço, ou seja, qualquer vetor no espaço pode ser escrito como uma soma ponderada (com coeficientes complexos) desses vetores. Em um espaço vetorial de dimensão 2, por exemplo, são necessários exatamente dois vetores-base para descrever qualquer vetor do espaço. De forma geral, a quantidade de vetores na base define a dimensão do espaço vetorial.

Podemos agora definir a base computacional. Ela possui duas dimensões: 0 e 1 e, portanto, são necessários dois vetores-base para descrevê-la. Estes vetores, representados utilizando a notação de Dirac serão:

$$\begin{aligned} \text{base } 0 &= \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} = |0\rangle, \\ \text{base } 1 &= \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} = |1\rangle. \end{aligned} \tag{4.1}$$

Vemos que a base computacional quântica é formada pelos vetores $|0\rangle$ e $|1\rangle$. Eles são análogos à base computacional clássica, onde os bits também podem assumir os valores 0 e 1. É importante destacar que os vetores-base são ortonormais, o que significa que formam uma base ortogonal, onde cada vetor é unitário. Isso implica que os vetores são perpendiculares e possuem norma igual a 1. Em termos formais, a ortonormalidade garante que o produto interno de um vetor com ele mesmo seja igual a 1, ou seja, $\langle 0|0\rangle = 1$. Da mesma forma, o produto interno entre vetores de bases diferente é nulo, ou seja, $\langle 0|1\rangle = 0$.

4.2 Qubit

Nos computadores clássicos, a unidade fundamental de informação é o bit, que pode assumir apenas dois estados distintos: 0 ou 1. Na prática, esses estados são representados fisicamente por componentes eletrônicos chamados transistores. Um transistor funciona como um interruptor que pode estar ligado (representando o valor 1) ou desligado (representando o valor 0), controlando o fluxo de corrente elétrica. Ao combinar milhões ou bilhões desses transistores, os computadores clássicos são capazes de armazenar, processar e transmitir informações de maneira extremamente eficiente.

Já nos computadores quânticos, a unidade básica de informação é o qubit (ou bit quântico) (JESUS et al., 2021). Diferentemente dos bits clássicos, os qubits não se limitam a estarem apenas nos estados 0 ou 1. Por meio do fenômeno da superposição, um qubit pode estar simultaneamente em uma combinação linear dos estados $|0\rangle$ e $|1\rangle$, o que permite que ele represente múltiplas possibilidades ao mesmo tempo. Os qubits

são normalmente construídos utilizando circuitos elétricos supercondutores operando a temperaturas extremamente baixas, manipulados por pulsos de micro-ondas. Por definição, um qubit é um estado quântico $|\psi\rangle$ da forma:

$$|\psi\rangle = \alpha |0\rangle + \beta |1\rangle \quad (4.2)$$

Quando um qubit é preparado, ele pode estar em um estado de superposição, ou seja, não está apenas no estado $|0\rangle$ ou $|1\rangle$, mas em uma combinação dos dois, como descrito pela equação 4.2. No entanto, ao se medir o qubit, o estado de superposição é interrompido o sistema “colapsa” para um dos dois estados básicos, $|0\rangle$ ou $|1\rangle$, com probabilidades dadas por $|\alpha|^2$ e $|\beta|^2$, respectivamente. Isso significa que, mesmo armazenando múltiplas possibilidades simultaneamente, o qubit revelará apenas um único resultado quando observado. Essa propriedade da medição é essencial para o funcionamento dos algoritmos quânticos, que exploram a superposição durante o processamento, mas extraem uma resposta definitiva apenas no momento da leitura. A Tabela 1 apresenta uma comparação entre bits clássicos e qubits, destacando a superioridade dos qubits em termos de capacidade de representação de estados.

Tabela 1 – Comparação entre o número de estados representáveis com bits e qubits.

Número de estados	Bits necessários	Qubits necessários
2	2	1
4	4	2
16	16	4
256	256	8
1024	1024	10
2^n	2^n	n

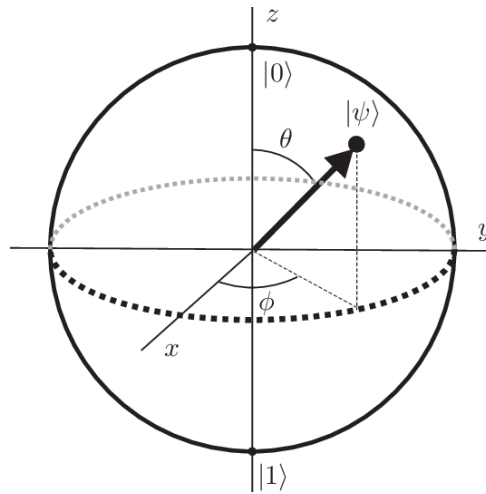
Um qubit pode ser representado geometricamente por meio da *Esfera de Bloch*, como mostrado na Figura 1. Essa representação tridimensional é uma forma intuitiva de visualizar o estado quântico de um único qubit. Além disso, a Esfera de Bloch permite visualizar de forma clara operações quânticas como rotações e portas lógicas, além de evidenciar a diferença entre estados puros (na superfície da esfera) e estados mistos (no interior da esfera).

4.3 Portas Quânticas

As portas quânticas são os blocos de construção fundamentais dos circuitos quânticos, análogas às portas lógicas clássicas na computação tradicional, como AND, OR, e NOT. Cada porta quântica realiza uma transformação unitária¹, ou seja, elas podem ser representadas através de matrizes unitárias que atuam sobre os qubits.

¹ Significa que sua operação é representada por uma matriz unitária U , tal que $U^\dagger U = I$, onde U^\dagger é a transposta conjugada de U e I é a matriz identidade. Essa propriedade é fundamental para garantir a

Figura 1 – Representação geométrica de um qubit.



Fonte: (BARCELOS ELIANA X.L. DE ANDRADE, 2010), página:113.

Existem vários tipos de portas quânticas, cada uma projetada para realizar uma operação específica em um ou mais qubits. Aqui, apresentaremos algumas delas, cujo funcionamento seja relevante para nosso recorte de pesquisa.

4.3.1 Portas Pauli

As portas Pauli são um importante conjunto de portas quânticas baseadas nas matrizes de Pauli, sendo elas responsáveis pelas rotações nos estados de qubits. Elas realizam a manipulação de estados quânticos e são usadas em operações que envolvem um único qubit. Existem três portas Pauli, correspondendo às três matrizes de Pauli: Pauli-X, Pauli-Y e Pauli-Z (JESUS et al., 2021).

Os nomes desses operadores já sugere o eixo de rotação de cada um: Pauli-X rotaciona em torno do eixo x , Pauli-Y rotaciona em torno do eixo y e Pauli-Z rotaciona em torno do eixo z conforme mostra a Figura 2 abaixo (FERRAZ, 2021).

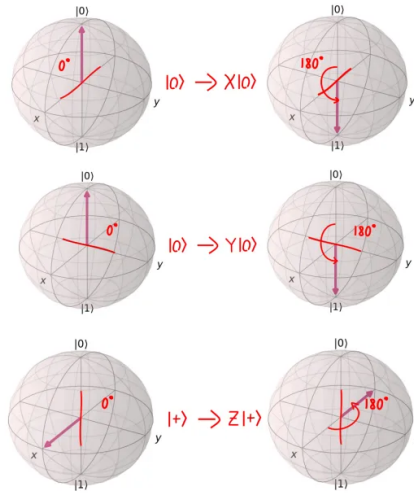
4.3.1.1 Pauli-X (ou Porta NOT Quântica)

A porta Pauli-X é análoga à porta NOT na computação clássica. Ela inverte o estado do qubit realizando uma rotação de 180 graus ao redor do eixo x da esfera de Bloch. Se o qubit estiver no estado $|0\rangle$, ele será transformado para $|1\rangle$ e vice-versa. Matematicamente, a Pauli-X é representada pela seguinte matriz:

$$X = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \quad (4.3)$$

conservação da norma do vetor de estado (isto é, a preservação da probabilidade total igual a 1) e a reversibilidade da evolução quântica ou seja, toda transformação unitária pode ser desfeita por outra transformação unitária.

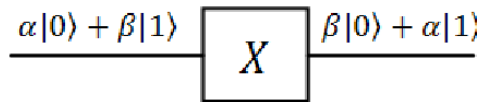
Figura 2 – Transformações das portas Pauli-X, Pauli-Y e Pauli-Z na esfera de Bloch.



Fonte: (FERRAZ, 2021).

A Figura 3 ilustra esse comportamento quando aplicado a um estado genérico $\alpha|0\rangle + \beta|1\rangle$. Ao passar pela porta Pauli-X, os coeficientes α e β são trocados de posição, resultando no estado $\beta|0\rangle + \alpha|1\rangle$. Em outras palavras, a porta X não apenas inverte estados básicos ($|0\rangle \leftrightarrow |1\rangle$), mas também mantém a coerência da superposição, aplicando a mesma inversão linearmente a qualquer combinação de estados.

Figura 3 – Exemplo de entrada e saída ao utilizarmos a porta Pauli-X.



Fonte: (MICHAEL, 2018).

Figura 4 – Representação de uma porta Pauli-x em um circuito quântico.



Fonte: (MICHAEL, 2018).

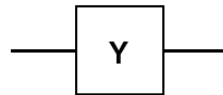
4.3.1.2 Pauli-Y

A porta Pauli-Y é responsável por realizar uma rotação de 180° ao redor do eixo Y da esfera de Bloch. Seu efeito sobre os qubits é semelhante ao da Pauli-X, no sentido de que ela também inverte os estados $|0\rangle$ e $|1\rangle$, mas de forma mais complexa, pois modifica a orientação do qubit na esfera de Bloch. A matriz que a representa é:

$$Y = \begin{pmatrix} 0 & -i \\ i & 0 \end{pmatrix} \tag{4.4}$$

Em termos práticos, a porta Pauli-Y altera a superposição de estados de um qubit, modificando a relação entre $|0\rangle$ e $|1\rangle$ de forma diferente da simples inversão feita pela porta Pauli-X. A Figura 5 mostra a representação da porta Pauli-Y em um circuito quântico. O símbolo Y indica que o qubit na linha correspondente está sendo transformado por essa operação.

Figura 5 – Representação da porta Pauli-Y em um circuito quântico.



Fonte: Autores.

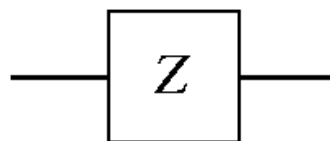
4.3.1.3 Pauli-Z

A porta Pauli-Z realiza uma rotação de 180° ao redor do eixo Z da esfera de Bloch. Na prática, essa operação altera apenas o estado $|1\rangle$, mudando o seu sinal, enquanto o estado $|0\rangle$ permanece inalterado. A matriz que a representa é:

$$Z = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{pmatrix} \quad (4.5)$$

Assim, a porta Pauli-Z não altera as probabilidades de medir $|0\rangle$ ou $|1\rangle$, mas muda a relação de fase entre eles, o que pode modificar o comportamento do qubit em operações subsequentes. A Figura 6 mostra a representação da porta Pauli-Z em um circuito quântico. O símbolo Z dentro do retângulo indica que o qubit na linha correspondente sofre a transformação associada a essa porta.

Figura 6 – Representação em um circuito da porta Pauli-Z.



Fonte: Autores.

4.4 Cognição Quântica

A cognição quântica pode ser entendida como uma abordagem baseada na teoria quântica, que atribui probabilidades a eventos, de forma semelhante à teoria clássica da probabilidade (BUSEMEYER; BRUZA, 2012). Para um evento qualquer geralmente resultado de um processo de julgamento do tomador de decisão em um contexto cognitivo a cognição quântica fornece um valor real entre 0 e 1 que representa a probabilidade de que a decisão tomada corresponda a uma determinada escolha (YEARSLEY; BUSEMEYER,

2016). Porém, em contraste com sua equivalente clássica, a cognição quântica apresenta uma característica fundamental: a não comutatividade.

Na cognição clássica, os operadores lógicos são comutativos, ou seja, a ordem em que realizamos as operações não altera o resultado final. Tomemos como exemplo as portas lógicas AND (\wedge) e OR (\vee). Sejam A e B duas proposições quaisquer. No caso do operador AND, tanto $(A \wedge B)$ quanto $(B \wedge A)$ resultam na mesma resposta: apenas quando A e B são verdadeiros o resultado será verdadeiro. Da mesma forma, no caso do operador OR, $(A \vee B)$ é equivalente a $(B \vee A)$, pois o resultado será verdadeiro sempre que pelo menos uma das proposições for verdadeira. Essa simetria, ilustrada na Tabela 2, reflete a propriedade de comutatividade da lógica clássica.

A	B	$A \wedge B$	$B \wedge A$	$A \vee B$	$B \vee A$
0	0	0	0	0	0
0	1	0	0	1	1
1	0	0	0	1	1
1	1	1	1	1	1

Tabela 2 – Tabela verdade para os operadores lógicos AND e OR.

Por outro lado, a cognição quântica é não-comutativa. Essa, é uma característica intrínseca e fundamental dos operadores quânticos, com implicações profundas na teoria quântica. A não comutatividade dos operadores se relaciona com o fato de que, em sistemas quânticos, a ordem de aplicação de operadores pode afetar os resultados das medidas ou as propriedades do sistema.

Considere o seguinte cenário: você faz uma aposta sobre o lançamento de uma moeda, escolhendo entre cara ou coroa. Se acertar, ganhará R\$200; se errar, perderá R\$100. Além disso, você tem a oportunidade de lançar a moeda duas vezes. De acordo com um estudo publicado na revista *Cognitive Psychology* (SHAFIR; TVERSKY, 1992), a maioria das pessoas decide fazer a segunda aposta, independentemente do resultado da primeira. Se o jogador ganha a primeira aposta, tende a continuar porque já garantiu lucro, mesmo que perca a segunda rodada. Por outro lado, se perde, normalmente aposta novamente na esperança de recuperar a perda e ainda sair com saldo positivo. No entanto, quando o resultado do primeiro lançamento é desconhecido, a tendência se inverte: raramente os jogadores optam por realizar a segunda aposta.

Isso revela um paradoxo. Quando o resultado inicial é conhecido vitória ou derrota a decisão subsequente é praticamente a mesma: jogar novamente. Porém, quando o resultado permanece incerto, a decisão muda drasticamente. Esse comportamento não pode ser explicado pela cognição clássica, que prevê que a escolha racional deveria ser idêntica em ambos os casos.

Já a cognição quântica oferece uma interpretação diferente. Ela considera que,

enquanto o primeiro resultado não é revelado, ele se encontra em um *estado de sobreposição* entre vitória e derrota. Nesse estado, a escolha do jogador também permanece indefinida e imprevisível. Além disso, a teoria quântica reconhece que as crenças sobre o desfecho de uma decisão positiva ou negativa frequentemente influenciam a ação final do indivíduo. Assim, as crenças e as escolhas tornam-se entrelaçadas. Um dos grandes avanços dos modelos de cognição quântica é justamente a capacidade de explicar fenômenos como esse, incluindo o chamado “efeito de ordem das perguntas” (MOORE, 2002), que será discutido a seguir.

5 Desenvolvimento

5.1 Efeitos de Ordem

O efeito de ordem é um fenômeno observado em estudos comportamentais e de tomada de decisão, no qual a ordem de apresentação das informações ou perguntas afeta significativamente as respostas ou escolhas dos indivíduos. Em outras palavras, quando o contexto de uma decisão é alterado pela sequência em que as opções ou informações são apresentadas, o comportamento ou as respostas podem mudar de forma inesperada. Em experimentos de tomada de decisão, como questionários ou entrevistas, o efeito de ordem pode ser visto claramente.

Um exemplo clássico envolve pesquisas eleitorais: quando os candidatos são apresentados em uma determinada ordem, os eleitores podem favorecer o primeiro candidato listado. Inverter a ordem dos candidatos pode resultar em mudanças nas preferências dos eleitores, evidenciando a influência do contexto. Este fenômeno desafia a lógica das probabilidades clássicas, que assumiriam que as preferências dos eleitores deveriam ser consistentes independentemente da ordem de apresentação dos candidatos.

5.1.1 Limitações dos Modelos Bayesianos na Reprodução do Efeito de Ordem

Modelos baseados em estatística bayesiana são amplamente utilizados na IA para descrever processos de tomada de decisão e inferência probabilística. Esses modelos seguem probabilidade condicional, que se baseia na atualização de probabilidades à medida que novas evidências ou informações são introduzidas. No entanto, o efeito de ordem observado em estudos comportamentais, desafia os princípios fundamentais desses modelos. Em teoria, segundo os modelos bayesianos, a ordem das perguntas não deveria alterar as probabilidades das respostas, uma vez que todas as informações necessárias para a inferência são atualizadas sequencialmente e de forma independente. Entretanto, na prática, os seres humanos tendem a modificar suas respostas com base na sequência das questões, evidenciando uma dependência contextual que os modelos tradicionais não conseguem capturar (BUSEMEYER; BRUZA, 2012). Para entender porque o efeito de ordem não pode ser modelado adequadamente pelo teorema de Bayes, vejamos a formulação básica:

$$P(H|E) = \frac{P(E|H)P(H)}{P(E)} \quad (5.1)$$

em que $P(H|E)$ é a probabilidade posterior de uma hipótese H , dado a evidência E ; $P(E|H)$ é a probabilidade da evidência E , dado que a hipótese H seja verdadeira, $P(H)$

é a probabilidade a priori da hipótese H e $P(E)$ é a probabilidade marginal da evidência E (JAYNES, 2003).

No contexto de um questionário sequenciado, o modelo bayesiano trataria as respostas anteriores como “evidências” para atualizar as probabilidades de respostas futuras. No entanto, o teorema de Bayes pressupõe que essas atualizações ocorrem de forma independente da ordem em que as evidências são apresentadas. O problema surge porque, na realidade, o processo de decisão humana frequentemente envolve dependências contextuais. Isso significa que a resposta a uma pergunta anterior pode influenciar diretamente a forma como uma pergunta subsequente é interpretada ou respondida. A ordem das perguntas não é meramente uma questão de evidência acumulada, mas pode alterar a percepção do problema em questão.

Os modelos bayesianos, por sua construção, não são capazes de lidar com esse tipo de interferência contextual porque se baseiam na suposição de independência condicional. Um exemplo matemático pode ilustrar essa limitação. Considere um questionário com duas perguntas, Q_1 e Q_2 , e duas possíveis respostas, A_1 e A_2 , para cada pergunta. Nos modelos bayesianos clássicos, a probabilidade de uma resposta A_2 à pergunta Q_2 , dado que A_1 foi respondida a Q_1 , seria simplesmente uma atualização da probabilidade a partir de A_1 . A probabilidade conjunta seria dada por:

$$P(A_1, A_2) = P(A_2|A_1)P(A_1) \quad (5.2)$$

Agora, suponha que ao reordenar as perguntas Q_1 e Q_2 , observamos que as respostas para A_2 mudam significativamente. Esse comportamento contradiz a suposição de que $P(A_2|A_1)$ deve ser a mesma, independentemente da ordem das perguntas. Essa falha ocorre porque os modelos bayesianos pressupõem que a dependência condicional entre eventos é fixa e não muda com a ordem das evidências (BUSEMEYER; BRUZA, 2012).

5.1.2 Efeitos de ordem e a computação quântica

A mecânica quântica, especificamente no campo da teoria quântica da cognição, oferece uma solução alternativa para modelar o efeito de ordem. Na abordagem quântica, as decisões podem ser representadas por estados de superposição, o que significa que uma pessoa pode estar simultaneamente inclinada a tomar várias decisões até que uma medida (decisão final) seja feita. A seguir, apresentaremos a reprodução do artigo de Busemeyer “*Quantum cognition and decision theories: A tutorial*” (YEARSLEY; BUSEMEYER, 2016). Demonstraremos, de forma teórica, como a matemática da mecânica quântica pode capturar nuances do processo decisório humano que os modelos clássicos não conseguem.

Consideremos um espaço de Hilbert bidimensional, cuja base ortonormal é formada

pelos vetores $\{|0\rangle, |1\rangle\}$ ¹

$$\begin{aligned} P_0 &= |0\rangle \langle 0| \\ P_+ &= \frac{1}{2}(|0\rangle + |1\rangle)(\langle 0| + \langle 1|) \end{aligned} \quad (5.3)$$

Podemos observar o efeito de ordem quando o estado inicial é dado por $|\Psi\rangle = |1\rangle$. Assim, a probabilidade de $|\Psi\rangle$ dado a aplicação dos dois operadores P_+P_0 nessa ordem é:

$$p(+, 0) = |P_0P_+ |1\rangle|^2 \quad (5.4)$$

Para simplificar, primeiro calculamos apenas P_0P_+ :

$$P_0P_+ = (|0\rangle \langle 0|) \left(\frac{1}{2}(|0\rangle + |1\rangle)(\langle 0| + \langle 1|) \right) \quad (5.5)$$

$$P_0P_+ = \frac{1}{2}(|0\rangle \langle 0| + |0\rangle \langle 1|) \quad (5.6)$$

Agora, aplicamos o resultado obtido na Equação (5.6) sobre $|\Psi\rangle$:

$$P_0P_+ |1\rangle = \frac{1}{2} (|0\rangle \langle 0| + |0\rangle \langle 1|) |1\rangle \quad (5.7)$$

$$P_0P_+ |1\rangle = \frac{1}{2} (|0\rangle) \quad (5.8)$$

A probabilidade de obtermos $|\Psi\rangle$ será:

$$p(0, +) = |P_0P_+ |1\rangle|^2 = \left| \frac{1}{2} |0\rangle \right|^2 \quad (5.9)$$

$$p(0, +) = \frac{1}{4} \quad (5.10)$$

Agora, verificaremos a probabilidade de $|\Psi\rangle$ invertendo a ordem dos operadores (P_+P_0). Assim como fizemos anteriormente, começaremos calculando P_+P_0 :

$$P_+P_0 = \left(\frac{1}{2}(|0\rangle + |1\rangle)(\langle 0| + \langle 1|) \right) (|0\rangle \langle 0|) \quad (5.11)$$

$$P_+P_0 = \frac{1}{2}(|0\rangle + |1\rangle) (\langle 0|0\rangle \langle 0| + \langle 1|0\rangle \langle 0|)$$

$$P_+P_0 = \frac{1}{2}(|0\rangle + |1\rangle)(\langle 0| + 0)$$

$$P_+P_0 = \frac{1}{2}(|0\rangle \langle 0| + |1\rangle \langle 0|) \quad (5.12)$$

¹ Esses vetores, chamados de estados de base computacional, representam as unidades fundamentais da informação quântica, de forma análoga ao 0 e 1 da computação clássica.

Aplicando o resultado sobre $|\Psi\rangle$:

$$P_+P_0|1\rangle = \frac{1}{2}(|0\rangle\langle 0|1\rangle) + (|1\rangle\langle 0|1\rangle) = 0 \quad (5.13)$$

A probabilidade de obtermos $|\Psi\rangle$ será:

$$p(+, 0) = |P_+P_0|1\rangle|^2 \quad (5.14)$$

$$p(+, 0) = 0 \quad (5.15)$$

Ao observarmos o comutador notamos uma sutil diferença:

$$\begin{aligned} P_0P_+ &= \frac{1}{2}|0\rangle\langle 0| + |0\rangle\langle 1| \\ P_+P_0 &= \frac{1}{2}|0\rangle\langle 0| + |1\rangle\langle 0| \end{aligned} \quad (5.16)$$

Então, temos que:

$$[P_0, P_+] = \frac{1}{2}(|0\rangle\langle 1| - |1\rangle\langle 0|) \neq 0 \quad (5.17)$$

Como fica evidente acima, ao aplicarmos esses operadores sequencialmente em um estado quântico, o efeito de ordem é evidenciado ao notarmos que inverter a ordem dos operadores produz resultados diferentes. Isso é um reflexo da não comutatividade característica dos operadores quânticos.

Os resultados obtidos ao longo do estudo destacam a limitação dos modelos bayesianos tradicionais em reproduzir o efeito de ordem e como a modelagem baseada na matemática da mecânica quântica pode fornecer *insights* mais adequados sobre o comportamento de tomada de decisão. Na Seção 5.1.1, mostramos que os modelos bayesianos, amplamente utilizados em IA, assumem que a ordem de apresentação das informações ou evidências não deve afetar os resultados finais das inferências. No entanto, ao aplicar esses modelos a contextos de decisão humana, observamos que a ordem das perguntas em questionários pode alterar significativamente as respostas dos indivíduos. Essa falha decorre da suposição de independência condicional dos eventos, que não se sustenta quando os seres humanos processam a informação de maneira sequencial e dependente do contexto.

Por outro lado, o formalismo da mecânica quântica, oferece uma abordagem mais adequada para modelar esses fenômenos. A análise das probabilidades condicionais, quando tratadas sob o arcabouço quântico, revela que a ordem das operações (no caso, perguntas) pode alterar significativamente o resultado final. Isso foi demonstrado através dos operadores P_0 e P_+ , cujas aplicações em diferentes ordens sobre um estado quântico geraram probabilidades distintas. Esses resultados reforçam a ideia de que a teoria quântica da cognição, é uma ferramenta mais apropriada para descrever processos de tomada de decisão que dependem do contexto e da sequência das informações. O fato de que o comutador dos operadores P_0 e P_+ não é nulo demonstra matematicamente a sensibilidade à ordem de aplicação dos operadores, corroborando a existência do efeito de ordem em decisões humanas.

6 Conclusão

Este trabalho destaca a relevância da mecânica quântica como uma nova perspectiva para modelar computacionalmente o processo de tomada de decisão humana. O fenômeno do efeito de ordem expõe a falha da lógica clássica em capturar a natureza indeterminada do processo de tomada de decisão humano, pois, os modelos clássicos assumem que as decisões são totalmente independentes da ordem em que os eventos ocorrem. Nesses modelos, a probabilidade de uma escolha deve permanecer a mesma independentemente da sequência das perguntas ou estímulos. Contudo, a experiência prática e estudos empíricos demonstram que as decisões humanas frequentemente dependem do contexto e da sequência de informações, sugerindo que há uma interdependência entre escolhas que os modelos clássicos não conseguem captar.

A rigidez desses modelos, portanto, limita sua capacidade de descrever a flexibilidade e o caráter não linear das decisões humanas. Por outro lado, os mecanismos da matemática da mecânica quântica podem superar essas limitações ao incorporar elementos de incerteza e interdependência de maneira natural. Através da sobreposição de estados e da não comutatividade dos operadores, os modelos quânticos conseguem representar a influência da ordem dos eventos nas decisões. Diferentemente da estatística clássica, que assume uma linearidade rígida no tratamento das probabilidades, a mecânica quântica reconhece que o estado de um sistema pode ser modificado à medida que novas informações são introduzidas. Esse aspecto permite capturar de forma mais fiel a natureza dinâmica e dependente do contexto dos processos de tomada de decisão. Isso reflete a capacidade humana de reconsiderar escolhas anteriores com base em novas informações, algo que os modelos clássicos não conseguem reproduzir. A não comutatividade dos operadores quânticos concede, assim, uma ferramenta matemática poderosa para modelar essa dependência da ordem, essencial para entender a dinâmica das escolhas humanas.

Além disso, a superposição quântica oferece uma modelagem mais rica para o processo de tomada de decisão. Cada possível escolha ou estado de decisão pode existir simultaneamente até o momento da observação, ou escolha definitiva, permitindo uma análise de múltiplos cenários e probabilidades em paralelo. Isso cria uma flexibilidade muito maior na captura de fenômenos complexos como o efeito de ordem, onde várias alternativas são avaliadas de forma simultânea e interdependente. Assim, a criação de uma nova área não só proporciona uma melhor representação do processo cognitivo humano, como também abre novas possibilidades para o desenvolvimento de modelos de IA mais eficazes e adaptados à natureza intrínseca das decisões humanas. A superposição quântica ainda oferece uma vantagem fundamental no processamento de informações: a capacidade de realizar processamento paralelo. Enquanto um bit clássico só pode estar em um estado

de cada vez (0 ou 1), o qubit, por estar em uma sobreposição de estados, permite a avaliação simultânea de várias possibilidades. Essa característica possibilita que sistemas de IA quântica possam processar informações de maneira mais eficiente, explorando múltiplos caminhos de decisão ao mesmo tempo, o que se traduz em um potencial de acelerar a resolução de problemas complexos relacionados à tomada de decisão.

Como proposta de trabalho futuro, a análise apresentada pode ser ampliada para sistemas emaranhados. Neste trabalho, utilizamos apenas um qubit para fazermos a análise, o que nos permitiu observar os aspectos básicos do efeito de ordem na tomada de decisão. Um sistema emaranhado, por outro lado, é um estado quântico que possui múltiplos qubits e eles estão correlacionados de tal forma que o estado de um qubit não pode ser descrito independentemente do estado do outro. A exploração de sistemas emaranhados pode fornecer *insights* sobre como a interdependência das decisões humanas opera em níveis mais profundos, mostrando como as decisões dos indivíduos podem ser influenciadas pelo seu ciclo de amizades, aspectos culturais, socioeconômicos e até mesmo por dinâmicas grupais.

Em um contexto social, as relações interpessoais podem ser vistas como um sistema quântico emaranhado. Cada indivíduo é representado por um qubit. As decisões não são tomadas isoladamente, mas sim influenciadas por interações complexas, pois o comportamento de um indivíduo pode afetar as escolhas de outro, refletindo a interconexão e a interdependência que caracterizam a dinâmica social. Essa investigação não apenas pode enriquecer a compreensão teórica dos processos de decisão, mas também potencialmente levar a aplicações práticas em áreas como marketing, política e IA, onde entender as relações sociais e suas influências pode ser fundamental para influenciar comportamentos e decisões.

Em nosso grupo de pesquisa, iniciamos o estudo do efeito de ordem em sistemas emaranhados, e os resultados iniciais têm se mostrado promissores. Observamos que o efeito de ordem também se aplica nesse tipo de sistema. À medida que avançamos nas investigações, buscamos aprofundar a análise com o objetivo de não apenas ampliar a compreensão do efeito de ordem, mas também de desenvolver novas ferramentas teóricas que possam contribuir para a criação de IAs capazes de reproduzir de forma mais realista os processos de tomada de decisão humana.

Referências

- AMDAHL, G. M. Validity of the single processor approach to achieving large scale computing capabilities. *AFIPS conference proceedings*, IEEE, v. 30, n. 1, p. 483–485, 1967. Citado na página 19.
- ARUTE, F. et al. Quantum supremacy using a programmable superconducting processor. *Nature*, Nature Publishing Group, v. 574, n. 7779, p. 505–510, 2019. Citado na página 14.
- BARCELOS ELIANA X.L. DE ANDRADE, M. B. C. A. Z. Notas em matemática aplicada. *Sociedade Brasileira de Matemática Aplicada e Computacional, São Carlos*, v. 47, 2010. Citado na página 32.
- BENIOFF, P. The computer as a physical system: A microscopic quantum mechanical hamiltonian model of computers as represented by turing machines. *Journal of statistical physics*, Springer, v. 22, p. 563–591, 1980. Citado na página 18.
- BIAMONTE, J. et al. Quantum machine learning. *Nature*, Nature Publishing Group, v. 549, n. 7671, p. 195–202, 2017. Citado na página 20.
- BUSEMEYER, J. R.; BRUZA, P. D. *Quantum models of cognition and decision*. [S.l.]: Cambridge University Press, 2012. Citado 6 vezes nas páginas 14, 21, 28, 34, 37 e 38.
- COHEN-TANNOUDJI, C.; DIU, B.; LALOË, F. *Quantum Mechanics*. First edition. New York: John Wiley & Sons, 1977. v. 1. ISBN 978-0471164333. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 24.
- DEUTSCH, D. Quantum theory, the church–turing principle and the universal quantum computer. *Proceedings of the Royal Society of London. Series A, Mathematical and Physical Sciences*, The Royal Society, v. 400, n. 1818, p. 97–117, 1985. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 29.
- ESMAEILZADEH, H. et al. Dark silicon and the end of multicore scaling. *Proceedings of the 38th Annual International Symposium on Computer Architecture (ISCA)*, p. 365–376, 2011. Citado na página 17.
- FERRAZ, F. C. *Portas Lógicas Quânticas*. 2021. Acessado em: 20 de Agosto de 2024. Disponível em: <<https://medium.com/cq-em-portugu%C3%AAs/portas-l%C3%B3gicas-qu%C3%A2nticas-ed014c43a381>>. Citado 2 vezes nas páginas 32 e 33.
- FEYNMAN, R. P. Simulating physics with computers. *International Journal of Theoretical Physics*, Springer, v. 21, n. 6-7, p. 467–488, 1982. Citado na página 18.
- FISHER, M. P. Quantum cognition: The possibility of processing with nuclear spins in the brain. *Annals of Physics*, Elsevier, v. 362, p. 593–602, 2015. Citado na página 21.
- GRIFFITHS, D. J.; SCHROETER, D. F. *Introduction to Quantum Mechanics*. 3rd. ed. [S.l.]: Cambridge University Press, 2018. ISBN 978-1107189638. Citado na página 23.

- GROVER, L. K. A fast quantum mechanical algorithm for database search. In: *Proceedings of the twenty-eighth annual ACM symposium on Theory of computing*. [S.l.: s.n.], 1996. p. 212–219. Citado 3 vezes nas páginas 19, 20 e 29.
- HYUNDAI, I. e. *Parceria para análise de componentes de lítio utilizando computação quântica*. 2022. Citado na página 14.
- IBM. *Primeira Conferência de Computação Quântica da América Latina*. 2024. São Paulo, abril de 2024. Citado na página 14.
- JAYNES, E. T. *Probability Theory: The Logic of Science*. [S.l.]: Cambridge University Press, 2003. Citado na página 38.
- JESUS, G. F. d. et al. Computação quântica: uma abordagem para a graduação usando o qiskit. *Revista Brasileira de Ensino de Física*, SciELO Brasil, v. 43, 2021. Citado 2 vezes nas páginas 30 e 32.
- LECUN, Y.; BENGIO, Y.; HINTON, G. Deep learning. *Nature*, Springer Nature, v. 521, n. 7553, p. 436–444, 2015. Citado na página 17.
- LLOYD, S.; MOHSENI, M.; REBENTROST, P. Quantum algorithms for supervised and unsupervised machine learning. *arXiv preprint arXiv:1307.0411*, 2014. Citado na página 20.
- MELO, D. R. S. F. Fernanda Bernardes da S. Redes neurais artificiais no âmbito da computação quântica. *UFOP*, 2023. Citado na página 20.
- MICHAEL, N. A. *Série: Portas lógicas quânticas 2 NOT gate*. 2018. Acessado em: 20 de Agosto de 2024. Disponível em: <<https://universosquanticos.wordpress.com/2018/02/02/serie-portas-logicas-quanticas-2/>>. Citado na página 33.
- MOORE, D. W. Measuring new types of question-order effects: Additive and subtractive. *The Public Opinion Quarterly*, JSTOR, v. 66, n. 1, p. 80–91, 2002. Citado na página 36.
- MOORE, G. E. Cramming more components onto integrated circuits. *Electronics*, v. 38, n. 8, p. 114–117, 1965. Citado na página 17.
- MUNIZ, S. R. *Aulas 2 e 3 - Operador Densidade*. 2021. Disponível em: <https://edisciplinas.usp.br/pluginfile.php/6013999/mod_resource/content/0/Aulas2e3_slides.pdf>. Citado na página 27.
- PRESKILL, J. Quantum computing in the nisq era and beyond. *Quantum*, v. 2, p. 79, 2018. Explains the impact of superposition on quantum computation and its potential to surpass classical computing in specific problem-solving scenarios. Citado na página 18.
- REBENTROST, P.; MOHSENI, M.; LLOYD, S. Quantum support vector machine for big data classification. *Physical review letters*, APS, v. 113, n. 13, p. 130503, 2014. Citado na página 20.
- SCHMIDHUBER, J. Deep learning in neural networks: An overview. *Neural Networks*, Elsevier, v. 61, p. 85–117, 2015. Citado na página 17.
- SCHRÖDINGER, E. Quantization as an eigenvalue problem (part i). *Annalen der Physik*, v. 384, n. 4, p. 361–376, 1926. Citado na página 23.

- SCHULD, M.; SINAYSKIY, I.; PETRUCCIONE, F. An introduction to quantum machine learning. *Contemporary Physics*, Taylor & Francis, v. 56, n. 2, p. 172–185, 2015. Citado na página 20.
- SHAFIR, E.; TVERSKY, A. Thinking through uncertainty: Nonconsequential reasoning and choice. *Cognitive psychology*, Elsevier, v. 24, n. 4, p. 449–474, 1992. Citado na página 35.
- SHOR, P. W. Algorithms for quantum computation: Discrete logarithms and factoring. In: IEEE. *Proceedings 35th annual symposium on foundations of computer science*. [S.l.], 1994. p. 124–134. Citado 2 vezes nas páginas 19 e 29.
- SHOR, P. W. Polynomial-time algorithms for prime factorization and discrete logarithms on a quantum computer. *SIAM review*, v. 41, n. 2, p. 303–332, 1999. Citado na página 14.
- TURING, A. M. et al. On computable numbers, with an application to the entscheidungsproblem. *J. of Math*, v. 58, n. 345-363, p. 5, 1936. Citado na página 18.
- WANG, Z. J. et al. A quantum question order model supported by empirical tests of an a priori and precise prediction. *Topics in Cognitive Science*, Wiley Online Library, v. 5, n. 4, p. 689–710, 2013. Citado na página 21.
- YEARSLEY, J. M.; BUSEMEYER, J. R. Quantum cognition and decision theories: A tutorial. *Journal of Mathematical Psychology*, Elsevier, v. 74, p. 99–116, 2016. Citado 5 vezes nas páginas 15, 16, 28, 35 e 38.