

# Relatório de Projeto 1: Redes Bayesianas

Tema: Sistema de Apoio à Decisão para Compra de Robô Aspirador sob Incerteza

Disciplina: Inteligência Artificial (FGA0221)

Professor: Fabiano Araujo Soares, Dr

Aluno: Marcos Antonio Teles de Castilhos

## 1. Introdução e Objetivo

Comprar um robô aspirador parece simples, mas não é. O mercado é cheio de modelos, marcas, tecnologias e riscos que não são visíveis à primeira vista. Você encontra diferenças de navegação (LDS vs. Giroscópio), tipos de mop (giratório ou comum), procedência (loja oficial vs. mercado cinza), variações de preço e riscos ocultos como durabilidade, suporte técnico e disponibilidade de peças.

Esse é um cenário clássico de **tomada de decisão sob incerteza**, e por isso foi escolhido como tema do projeto.

O objetivo deste trabalho é desenvolver um **Sistema de Apoio à Decisão (SAD)** baseado em **Redes Bayesianas** para estimar a probabilidade de “Satisfação Final” na compra de um robô aspirador. O modelo combina fatores técnicos, financeiros e de risco, permitindo comparar produtos não apenas pelo hardware, mas pela chance real de uma compra bem-sucedida.

Como estudo de caso motivador, o projeto analisa o dilema real de aquisição do modelo Xiaomi S20+. Embora apresentasse, inicialmente, o melhor custo-benefício teórico e especificações ideais, uma análise preliminar sugeriu riscos ocultos. O modelo foi construído para responder se as vantagens técnicas compensavam esses riscos. A conclusão apresentará a decisão final tomada com base na inferência do modelo.

## 2. Fundamentação Teórica: Redes Bayesianas

As Redes Bayesianas são modelos gráficos probabilísticos que representam um conjunto de variáveis aleatórias e suas dependências condicionais através de um Grafo Dirigido Acíclico (DAG).

### O Cálculo da Distribuição Conjunta (Nos Nós)

A propriedade fundamental que torna as Redes Bayesianas eficientes é a capacidade de representar a **Distribuição de Probabilidade Conjunta** de todas as variáveis do sistema de forma fatorada.

Em vez de armazenar uma tabela gigantesca com todas as combinações possíveis de estados, a probabilidade de um estado completo do mundo (uma configuração específica de todas as variáveis  $X_1, \dots, X_n$ ) é calculada simplesmente multiplicando as probabilidades condicionais individuais de cada nó, conforme a regra da cadeia para Redes Bayesianas:

$$P(x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n P(x_i | \text{Pais}(x_i))$$

Onde  $P(x_i | \text{Pais}(x_i))$  é o valor obtido diretamente na Tabela de Probabilidade Condicional (CPT) do nó  $i$ , dada a configuração de seus pais.

### O Cálculo da Inferência (Satisfação Final)

Para determinar a probabilidade da "**Satisfação Final**" dadas as evidências observadas (ex: Marca e Preço), o sistema realiza um processo de **Inferência Probabilística**. O algoritmo utilizado neste projeto é a **Eliminação de Variáveis**.

Este processo calcula a distribuição de probabilidade a posteriori  $P(X | E)$ , onde  $X$  é a variável de consulta (Satisfação Final) e  $E$  são as evidências observadas. O cálculo é feito em duas etapas principais:

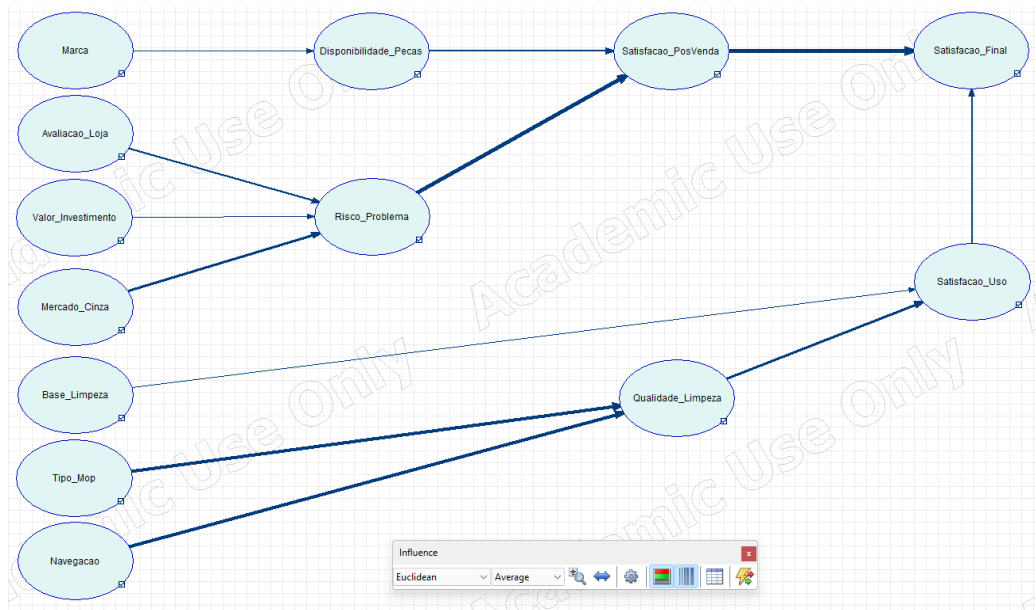
$$P(\text{Satisfação Final} \mid \text{Evidências})$$

- **Marginalização (Soma):** O algoritmo soma as probabilidades sobre todas as variáveis desconhecidas (variáveis ocultas, como Qualidade de Limpeza ou Risco) que não foram observadas. Isso elimina essas variáveis da equação, restando apenas a variável de interesse.
- **Normalização:** O resultado é multiplicado por uma constante de normalização  $\alpha$  para garantir que as probabilidades finais (ex: Satisfação Alta + Satisfação Baixa) somem 1.

## Como Funcionam

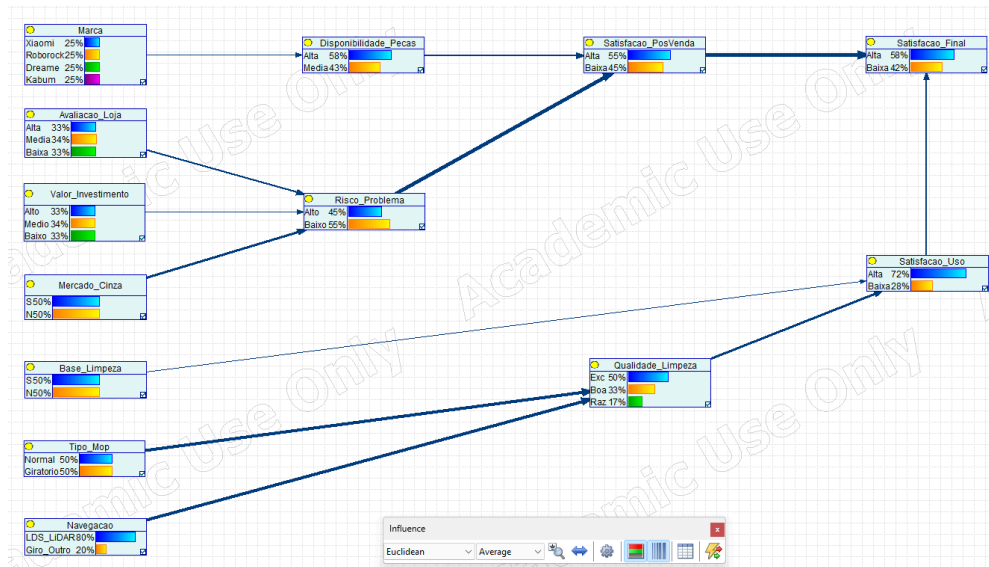
O modelo opera com base em dois componentes principais:

1. **Estrutura (DAG):** Os nós representam as variáveis (ex: Marca, Risco), e as setas representam relações causais diretas. A ausência de conexões implica independência condicional entre as variáveis.



Fonte: O autor. Software: GeNIe Academic 5.0

2. **Parâmetros (CPTs):** Cada nó possui uma Tabela de Probabilidade Condicional (CPT) que quantifica a influência dos nós-pais sobre ele.



Fonte: O autor. Software: GeNIe Academic 5.0

Esta imagem já ajuda a responder à pergunta: “Faz sentido/vale a pena comprar um robô aspirador independente de qualquer modelo?”

Exemplo de CPT

CPD resumida —  $P(\text{Risco} = \text{Alto})$

Condição (Mercado Cinza - MC / Avaliação da Loja)	Probabilidade: Valor Alto	Probabilidade: Valor Médio	Probabilidade: Valor Baixo
MC = Sim / Loja = Alta	0.85	0.80	0.75
MC = Sim / Loja = Média	0.90	0.86	0.82
MC = Sim / Loja = Baixa	0.96	0.94	0.92
MC = Não / Loja = Alta	0.20	0.15	0.10
MC = Não / Loja = Média	0.35	0.30	0.25
MC = Não / Loja = Baixa	0.70	0.60	0.55

O sistema utiliza algoritmos de inferência (como a Eliminação de Variáveis) para atualizar as probabilidades a posteriori de uma variável de interesse (ex: Satisfação) sempre que novas evidências (ex: Marca=Xiaomi) são observadas.

### 3. Metodologia e Critérios (O Modelo)

O modelo foi construído em Python utilizando a biblioteca pgmpy. As variáveis foram discretizadas e organizadas em uma hierarquia causal.

#### 3.1 Os Critérios (Estrutura dos Nós do Modelo)

O modelo Bayesiano foi estruturado em três camadas hierárquicas, totalizando 13 nós que capturam desde as especificações técnicas até a percepção subjetiva de valor.

##### A. Variáveis de Entrada (Nós-Raiz)

Estas variáveis representam as características observáveis do produto e do cenário de compra. Elas não possuem pais na rede e suas probabilidades são definidas a priori ou inseridas pelo usuário.

- **Marca:** O fabricante do dispositivo (ex: Xiaomi, Roborock). Influencia a logística de suporte.
- **Navegação:** A tecnologia de mapeamento (LDS/LiDAR vs. Giroscópio/Outros), determinante para a inteligência de movimentação.
- **Tipo de Mop:** O mecanismo de limpeza úmida (Giratório vs. Estático/Normal).
- **Base Autolimpante:** Presença ou ausência de uma estação de esvaziamento automático (fator de conveniência).
- **Mercado Cinza:** Indica a procedência do produto (Importação não oficial vs. Venda Oficial).
- **Avaliação da Loja:** A reputação do vendedor (Alta, Média, Baixa), atuando como mitigador de risco.
- **Valor do Investimento:** A faixa de preço do produto (Alto, Médio, Baixo), indicando o montante financeiro exposto ao risco.

As probabilidades a priori foram estimadas empiricamente pelo autor com base em pesquisas de mercado realizadas entre outubro e novembro de 2025.

## **B. Variáveis Intermediárias (Nós de Efeito Latente)**

Estas variáveis não são observadas diretamente, mas são inferidas a partir da combinação das variáveis de entrada. Elas representam o "estado real" das qualidades do produto.

- **Qualidade de Limpeza:** Uma abstração da performance técnica, inferida a partir da combinação entre Navegação e Tipo de Mop.
- **Disponibilidade de Peças:** A facilidade estimada de manutenção, inferida diretamente a partir da Marca.
- **Risco de Problema:** Uma variável crítica que calcula a probabilidade de uma experiência negativa (defeitos sem suporte), baseada na interação complexa entre Mercado Cinza, Avaliação da Loja e Valor do Investimento.

## **C. Variáveis de Utilidade e Decisão (Nós de Agregação)**

Estas variáveis modelam a satisfação do usuário, agregando os efeitos técnicos e os riscos calculados.

- **Satisfação de Uso:** Representa a experiência diária com o produto, combinando a eficácia (Qualidade de Limpeza) com a conveniência (Base Autolimpante).
- **Satisfação Pós-Venda:** Modela a segurança da compra, ponderando negativamente o Risco de Problema e positivamente a Disponibilidade de Peças.
- **Satisfação Final (Nó Alvo):** A variável de decisão final do sistema. Ela unifica a Satisfação de Uso e a Satisfação Pós-Venda para fornecer uma probabilidade única de sucesso da aquisição.

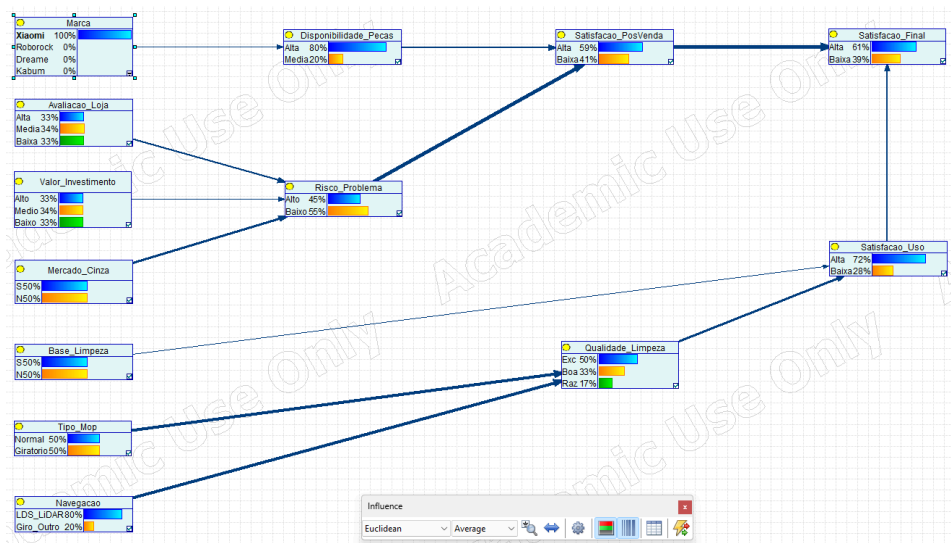
## 4. Análise de Resultados e Inferência

O modelo permite simular cenários ("What-If") para entender como diferentes evidências alteram a probabilidade de satisfação. Abaixo, ilustramos o comportamento do modelo.

### 4.1 Influência da Marca (Isolada)

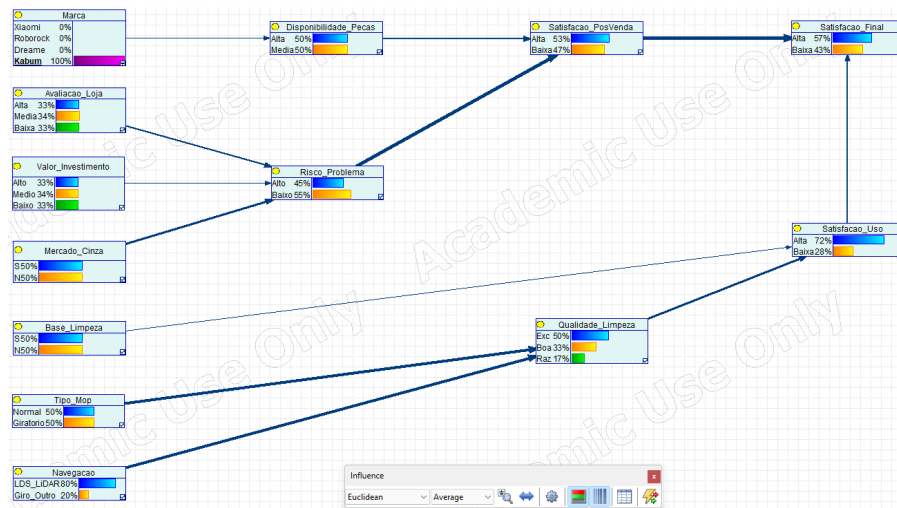
Mantendo todas as outras variáveis constantes e neutras, observamos como a Marca altera a percepção de Disponibilidade de Peças e, consequentemente, a satisfação.

- Evidência: Robô genérico (Navegação e Mop padrão, Venda Oficial).
- **Cenário A** (Marca = Xiaomi): A alta disponibilidade de peças eleva a segurança no pós-venda.



Fonte: O autor. Software: GeNIe Academic 5.0

- **Cenário B** (Marca = Roborock, Dreame, Kabum/White Label): Marcas com suporte oficial mais limitado no Brasil tendem a apresentar maior incerteza quanto à disponibilidade de peças



Fonte: O autor. Software: GeNIe Academic 5.0

Observação: O modelo penaliza marcas com histórico de difícil manutenção, reduzindo a probabilidade de satisfação final mesmo que o robô limpe bem.

## 4.2 Análise de Extremos: Melhor vs. Pior Caso

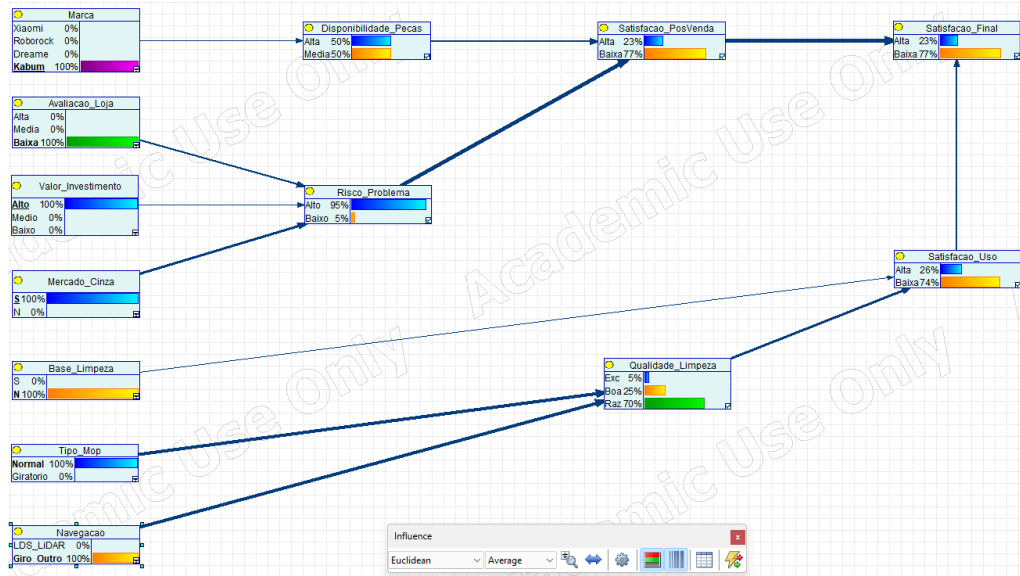
O modelo foi calibrado para identificar situações críticas de risco financeiro e frustração de uso.

O Pior Caso (Cenário de Alto Risco)

Simulação de um robô caro, comprado no mercado cinza em uma loja ruim, com hardware defasado.

- Entrada: Valor=Alto, Mercado Cinza=Sim, Loja=Baixa, Nav=Giroscópio, Base Limpeza=Não, Tipo Mop=Normal.
- Resultado: Probabilidade de Satisfação Final < 30%.
- Análise: O modelo identifica que o risco financeiro elevado combinado com a alta chance de defeito (sem garantia) anula qualquer benefício marginal do produto.

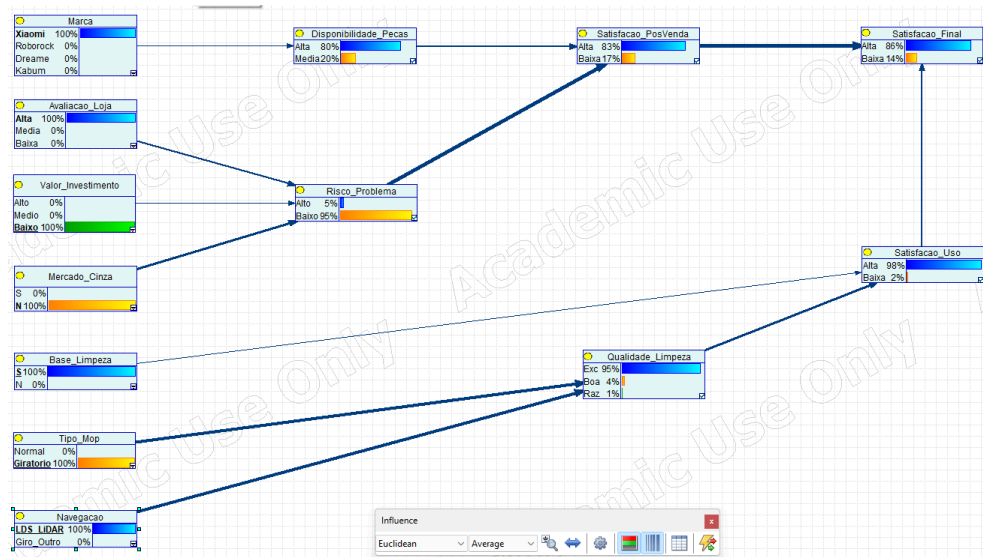




Fonte: O autor. Software: GeNIe Academic 5.0

### O Melhor Caso (Cenário Ideal)

- Entrada: Valor=Baixo, Mercado Cinza=Não, Loja=Alta, Nav=LiDAR, Base Limpeza=Sim, Tipo Mop=Giratório.
- Resultado: Probabilidade de Satisfação Final > 80%.



Fonte: O autor. Software: GeNIe Academic 5.0

## 5. Guia de Instalação e Execução

Para reproduzir os resultados deste projeto, siga as instruções abaixo.

## Pré-requisitos

- Python 3.12 ou superior.
- Gerenciador de pacotes pip.

## Passo 1: Configuração do Ambiente

Recomenda-se o uso de um ambiente virtual para isolar as dependências.

No Windows (PowerShell):

PowerShell

# 1. Crie o ambiente virtual

```
python -m venv venv
```

# 2. Ative o ambiente

```
.\venv\Scripts\activate
```

# 3. Instale as dependências (incluindo recursos de I/O)

```
pip install --no-cache-dir --force-reinstall "pgmpy[all]"
```

No Linux/Mac:

Bash

```
python3 -m venv venv
```

```
source venv/bin/activate
```

```
pip install "pgmpy[all]"
```

## Passo 2: Execução do Código

Com o ambiente ativado, execute o script principal.

Bash

```
python projeto_bayes_robos_final_calibrado.py
```

## Passo 3: Visualização (Opcional)

O script gerará um arquivo chamado `modelo_robos_final.bif`.

1. Baixe o software GeNIe Modeler (versão acadêmica gratuita).
2. Abra o GeNIe e vá em File > Open Network.
3. Selecione o arquivo `.bif` gerado para visualizar o grafo e interagir graficamente com as probabilidades.

## 6. Conclusão

O projeto demonstrou com sucesso que as Redes Bayesianas são ferramentas eficazes para modelar decisões de compra complexas. O modelo final não apenas identificou o robô com melhores especificações técnicas, mas ponderou corretamente o risco financeiro e a segurança do pós-venda, recomendando uma opção equilibrada (Xiaomi S40c - 66% de probabilidade de satisfação alta) em vez de uma opção tecnicamente superior mas arriscada (S20+ de Mercado Cinza).