

Documentação do Projeto: Modelo Oculto de Markov (O Mundo da Chuva)

1. Visão Geral do Projeto

Este projeto implementa um **Modelo Oculto de Markov (HMM - Hidden Markov Model)** para resolver um problema clássico de raciocínio temporal e probabilístico: o "Mundo da Chuva".

O cenário é o seguinte: você é um segurança em um prédio sem janelas. Você não sabe se está chovendo ou fazendo sol lá fora (o estado **oculto**). A única informação que você tem é observar se o diretor traz ou não um guarda-chuva quando chega ao trabalho (a **observação**).

O objetivo do sistema é inferir a probabilidade do clima real (Chuva ou Sol) e reconstruir a sequência climática mais provável com base apenas na sequência de observações dos guarda-chuvas ao longo dos dias.

2. Como Foi Desenvolvido

O projeto foi desenvolvido em **Python**, utilizando a biblioteca **NumPy** para realizar operações matriciais eficientes, essenciais para os algoritmos de HMM.

- **Linguagem:** Python.
- **Biblioteca Principal:** **numpy** (para manipulação de vetores de probabilidade e multiplicação de matrizes).
- **Estrutura do Modelo:**
 - **Estados Ocultos (X):** **Rainy** (Chuva) e **Sunny** (Sol).
 - **Observações (E):** **Yes** (Trouxe guarda-chuva) e **No** (Não trouxe).
 - **Modelo de Transição** $P(X_t | X_{t-1})$: A probabilidade do clima mudar de um dia para o outro (ex: se choveu ontem, há 70% de chance de chover hoje).
 - **Modelo de Sensor** $P(E_t | X_t)$: A probabilidade de observar um guarda-chuva dado o clima atual (ex: se chove, há 90% de chance do diretor trazer guarda-chuva).

3. Algoritmos Utilizados

O código implementa quatro tarefas fundamentais de inferência em HMMs:

1. Filtragem (*Filtering*) - Algoritmo **Forward**

Responde à pergunta: "Qual a chance de estar chovendo **hoje**, dadas todas as observações até agora?"

- O algoritmo calcula $P(X_t | e_{1:t})$ recursivamente.
- Ele combina a estimativa do dia anterior (predição) com a evidência do dia atual (atualização).

2. Suavização (Smoothing) - Algoritmo Forward-Backward

Responde à pergunta: "Qual era a chance de ter chovido **ontem** (ou dias atrás), sabendo tudo o que sei hoje?"

- Utiliza dados futuros para melhorar a estimativa do passado.
- Combina o resultado do **Forward** (passado até t) com um passo **Backward** (futuro até t), resultando em uma estimativa muito mais precisa do que a filtragem sozinha.

3. Caminho Mais Provável - Algoritmo de Viterbi

Responde à pergunta: "Qual a sequência completa de dias de chuva e sol que melhor explica essa sequência de guarda-chuvas?"

- Não olha apenas para cada dia isoladamente, mas busca a **sequência global** mais coerente (Caminho de Viterbi).
- Utiliza programação dinâmica para maximizar $P(x_{1:t} | e_{1:t})$.

4. Referências Bibliográficas

Russell, S. J., & Norvig, P. (2021). *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. 4ª ed. (Capítulo sobre Probabilistic Reasoning over Time).