ATIVIDADE PRÁTICA - ÁRVORE DE DECISÃO

Jadson Goulart de Matos (21103270)[1] and Luan Daniel de Oliveira Melo (20102096)[2]

[1]DEC0014-06655 (20231) - Inteligência Artificial e Computacional, UFSC

18 de maio de 2023

Resumo

Uma árvore de decisão é um tipo de algoritmo de aprendizado de máquina supervisionado que pode lidar com variáveis numéricas e categóricas. Nesta atividade, a biblioteca scikit-learn foi utilizada para implementar a árvore de decisão em Python. O objetivo é prever se vai chover amanhã ou não, com base nessas variáveis.

Lista de Figuras

Lista de Tabelas

1 Introdução

Nesta atividade prática, carregamos e limpamos os dados meteorológicos, codificamos variáveis categóricas, dividimos os dados em conjuntos de treinamento e teste, criamos e treinamos um modelo de árvore de decisão e avaliamos o desempenho do modelo.

Após o pré-processamento dos dados e a codificação das variáveis categóricas, preparamos a variável alvo codificando a coluna 'RainTomorrow'. Em seguida, procedeu-se ao treinamento do modelo de árvore de decisão usando os dados de treinamento.

Finalmente, avaliamos o desempenho do modelo calculando seu escore de precisão nos dados de treinamento. O modelo alcançou uma precisão de 81

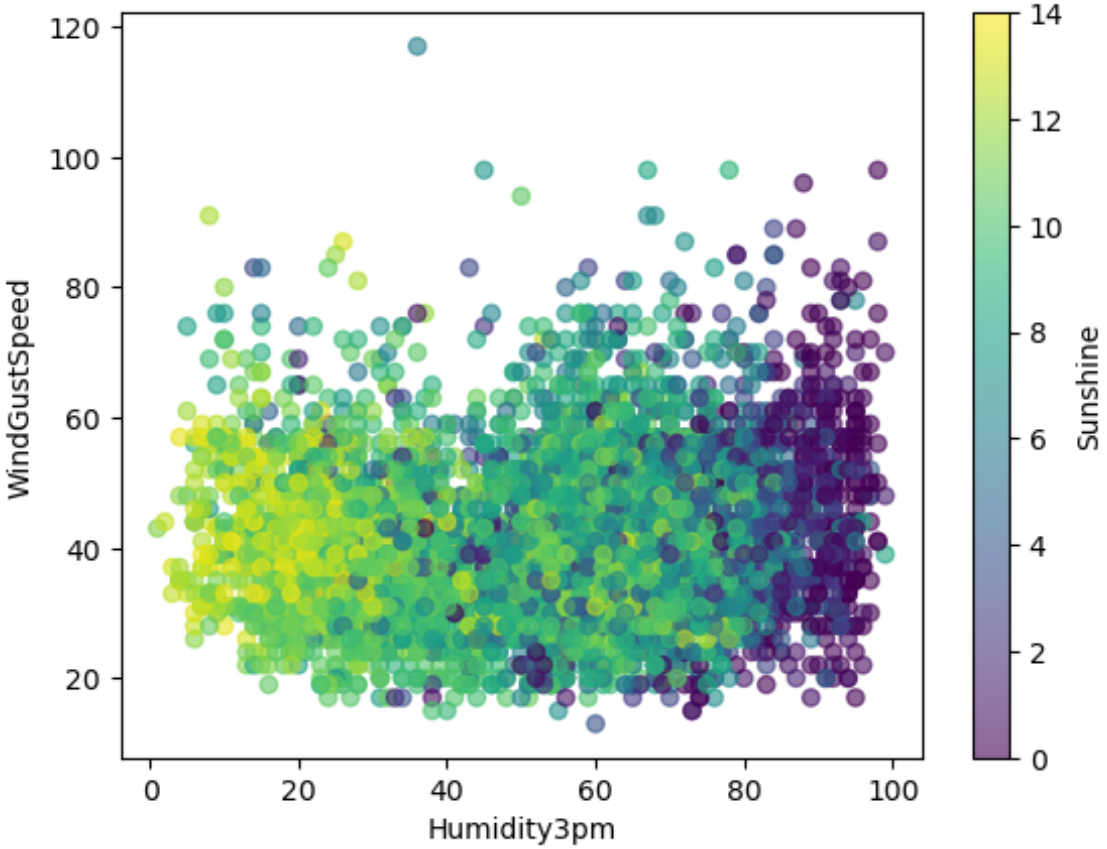
Para desenvolver a solução de aprendizado de máquina baseada em Árvore de Decisão para classificar se vai chover amanhã ou não, com base em dados meteorológicos.

Árvore de decisão é um tipo de algoritmo de aprendizado de máquina supervisionado que pode lidar com variáveis numéricas e categóricas. Nessa atividade foi usado a biblioteca [2] scikit-learn para implementar da árvore de decisão em Python.

2 Dados

Os dados foram obtidos do Kaggle: [1].

- **Data**: A data da observação do tempo.
- **Localização**: O local onde os dados meteorológicos foram registrados.
- **MinTemp**: A temperatura mínima registrada nesse dia, que é de em graus Celsius.
- **MaxTemp**: A temperatura máxima registrada nesse dia, que é de em graus Celsius.
- **Precipitação**: A quantidade de chuva medida em milímetros, que é em mm.
- **Evaporação**: A quantidade de água evaporada do solo ou de outras superfícies durante o dia.
- **Sol**: O número de horas de sol registradas durante o dia.
- **WindGustDir**: A direção de onde se originou a rajada de vento mais forte, neste caso.
- **WindGustSpeed**: A velocidade da rajada de vento mais forte medida em quilômetros por hora, que é em km/h.
- **WindDir9am**: A direção do vento às 9h.
- **WindDir3pm**: A direção do vento às 3h.
- **WindSpeed9h**: A velocidade do vento às 9h, que é em km/h.
- **WindSpeed3h**: A velocidade do vento às 3h, que é em km/h.
- **Umidade9h**: A umidade relativa do ar às 9h, que é em %.
- **Umidade3h**: A umidade relativa do ar às 3h, que é em %.
- **Pressão9h**: A pressão atmosférica às 9h, que é em hPa.
- **Pressão3h**: A pressão atmosférica às 3h, que é em hPa.
- **Nuvens9h**: A fração de céu coberta por nuvens às 9h.
- **Nuvens3h**: A fração do céu coberta de nuvens às 3h.
- **Temp9am**: A temperatura às 9h, que é em graus Celsius.
- **Temp3pm**: A temperatura às 3h, que é em graus Celsius.
- **ChuvaHoje**: Indica se choveu naquele dia (Sim) ou não (Não).
- **RISK_MM**: A quantidade de chuva registrada em milímetros para o dia seguinte. É uma medida do risco ou possibilidade de chuva.



Examinando o gráfico de dispersão, podemos analisar a relação entre essas variáveis. Parece que não há uma relação linear clara entre 'Humidity3pm' e 'WindGustSpeed', uma vez que os pontos de dados estão espalhados por todo o gráfico. Além disso, a variação de cor devido ao 'Sunshine' indica que diferentes quantidades de sol são registradas para diferentes combinações de umidade e velocidade de rajada de vento.

Figura 1: Gráfico de dispersão

- **RainTomorrow**: Indica se choveu no dia seguinte (Sim) ou não (Não).

Na primeira parte, é carregado os dados meteorológicos do arquivo CSV. Os dados contêm informações sobre a localização, data, temperatura, umidade, vento, chuva e outras variáveis meteorológicas de várias cidades da Austrália. O objetivo é prever se vai chover amanhã ou não, com base nessas variáveis. A coluna 'RainTomorrow' é a variável de destino.

2.1 Visualização dos dados

Antes de prosseguir para a criação e treinamento do modelo de árvore de decisão, é útil visualizar os dados para entender melhor as relações entre as variáveis.

	Date	Location	MinTemp	MaxTemp	Rainfall	Evaporation	Sunshine	WindGustDir	WindGustSpeed	WindDir9am	WindDir3pm	WindSpeed9am	WindSpeed3pm	Humidity9am	Humidity3pm	Pressure9am	Pressure3pm	Cloud9am	Cloud3pm	Temp9am	Temp3pm	RainToday	RISK_MM	RainTomorrow
0	2008-12-01	Albury	13.4	22.9	0.6			W	44.0	W	WNW	20.0	24.0	71.0	22.0	1007.7	1007.1	8.0		16.9	21.8	No	0.0	No
1	2008-12-02	Albury	7.4	25.1	0.0			WNW	44.0	NNW	WSW	4.0	22.0	44.0	25.0	1010.6	1007.8			17.2	24.3	No	0.0	No
2	2008-12-03	Albury	12.9	25.7	0.0			WSW	46.0	W	WSW	19.0	26.0	38.0	30.0	1007.6	1008.7		2.0	21.0	23.2	No	0.0	No
3	2008-12-04	Albury	9.2	28.0	0.0			NE	24.0	SE	E	11.0	9.0	45.0	16.0	1017.6	1012.8			18.1	26.5	No	1.0	No
4	2008-12-05	Albury	17.5	32.3	1.0			W	41.0	ENE	NW	7.0	20.0	82.0	33.0	1010.8	1006.0	7.0	8.0	17.8	29.7	No	0.2	No
5	2008-12-06	Albury	14.6	29.7	0.2			WNW	56.0	W	W	19.0	24.0	55.0	23.0	1009.2	1005.4			20.6	28.9	No	0.0	No
6	2008-12-07	Albury	14.3	25.0	0.0			W	50.0	SW	W	20.0	24.0	49.0	19.0	1009.6	1008.2	1.0		18.1	24.6	No	0.0	No
7	2008-12-08	Albury	7.7	26.7	0.0			W	35.0	SSE	W	6.0	17.0	48.0	19.0	1013.4	1010.1			16.3	25.5	No	0.0	No
5939	2009-01-01	Cobar	17.9	35.2	0.0	12.0	12.3	SSW	48.0	ENE	SW	6.0	20.0	20.0	13.0	1006.3	1004.4	2.0	5.0	26.6	33.4	No	0.0	No
23199	2016-04-26	NorfolkIsland	19.0	22.9	6.6	4.0	8.0	SE	52.0	ESE	ESE	28.0	26.0	67.0	68.0	1021.0	1019.6	3.0	4.0	20.6	20.9	Yes	0.0	No
24999	2013-03-13	Penrith	15.4	30.9	0.0			NE	24.0	NE	NE	4.0	11.0	88.0	39.0					20.0	30.3	No	0.0	No

Tabela 1: Amostra de todos os dados do CSV

3 Codificar as variáveis categóricas

Podemos ver que há algumas colunas que são do tipo object, que significa que são variáveis categóricas, como 'Location', 'WindGustDir', 'RainToday' e 'RainTomorrow'. Uma árvore de decisão pode lidar com variáveis categóricas diretamente, mas para facilitar a implementação em Python,

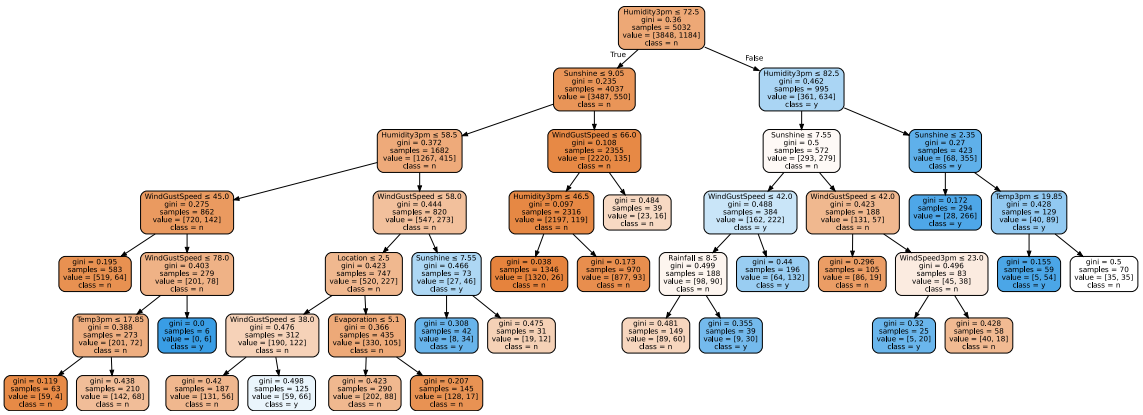


Figura 2: Gráfico da árvore de decisão

vamos usar o LabelEncoder para codificar essas variáveis para valores numéricos. Também podemos ver que há alguns valores ausentes (NaN) nas colunas 'Evaporation', 'Sunshine' e 'Cloud'.

4 Dividir os dados em treinamento e teste

Em seguida, dividimos os dados em conjuntos de treinamento e teste. Os dados de treinamento serão usados para treinar o modelo de árvore de decisão, enquanto os dados de teste serão usados para avaliar o desempenho do modelo.

5 Criar e treinar o modelo de árvore de decisão

Agora é hora de criar e treinar o modelo de árvore de decisão usando os dados de treinamento. A árvore de decisão é um tipo de algoritmo de aprendizado de máquina supervisionado que pode lidar com variáveis numéricas e categóricas.

6 Avaliar o desempenho do modelo

Por fim, avaliamos o desempenho do modelo calculando sua pontuação de precisão nos dados de treinamento. A pontuação de precisão é uma medida que indica a proporção de exemplos classificados corretamente pelo modelo. No caso deste modelo de árvore de decisão, ele alcançou uma precisão de 81% nos dados de treinamento.

É importante ressaltar que a avaliação do desempenho do modelo deve ser feita em um conjunto de teste separado para obter uma estimativa mais precisa de sua capacidade de generalização.

Referências

[1] Deekshitulu, R. S. Weather$_{d}ata, Apr2023$.

[2] Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., Vanderplas, J., Passos, A., Cournapeau, D., Brucher, M., Perrot, M., and Duchesnay, E. Scikit-learn: Machine learning in Python. *Journal of Machine Learning Research 12* (2011), 2825–2830.