Nome: Francisco Lucas Benvindo
Pontuação Total da Avaliação: 6.76 pontos
==========
Correção da Questão 1:
Pergunta: 1a) Uma empresa está desenvolvendo um sistema para classificar mensagens recebidas como "Urgente" ou "Não Urgente" com base nas palavras presentes na mensagem. Foi analisado um conjunto de 100 mensagens, e os dados a seguir foram coletados: Mensagens Urgentes: 30; Mensagens Não Urgentes: 70; Palavra Presente "imediatamente": 15 (Mensagens Urgentes) e 5 (Mensagens Não Urgentes); Palavra Presente "problema": 10 (Mensagens Urgentes) e 10 (Mensagens Não Urgentes); Palavra Presente "atraso": 8 (Mensagens Urgentes) e 12 (Mensagens Não Urgentes). Calcule as probabilidades de uma mensagem ser "Urgente" e "Não Urgente" com base no conjunto de dados fornecido. Adicionalmente, determine as probabilidades condicionais para cada palavra ("imediatamente", "problema" e "atraso") em relação às mensagens "Urgentes" e "Não Urgentes".
Diretriz(es): {('P("urgente")=30/100=0.30', 0.32), ('P("atraso"|"não urgente")=12/70~0.17', 0.32), ('P("imediatamente"|"urgente")=15/30=0.5', 0.32), ('P("imediatamente"|"não urgente")=5/70~0.07', 0.32), ('P("atraso"|"urgente")=8/30~0.27', 0.32), ('P("problema"|"urgente")=10/30~0.33', 0.32), ('P("não urgente")=70/100=0.70', 0.32), ('P("problema"|"não urgente")=10/70~0.14', 0.32)}
==========Resposta do estudante da questão 1:
1A) P(â■■Urgenteâ■■) = 30/100 = 0.3
P(â■■NÃ£o urgenteâ■■) = 70/100 = 0.7
P(â■■imediatamenteâ■■ | â■■Urgenteâ■■) = 15/20 = 0.75
P(â■■problemaâ■■ | â■■Urgenteâ■■) = 10/20 = 0.5
P(â■■atrasoâ■■ | â■■Urgenteâ■■) = 8/20 = 0.4
P(â■■imediatamenteâ■■ | â■■NÃ£o urgenteâ■■) = 5/20 = 0.25
P(â■■problemaâ■■ | â■■NÃ£o urgenteâ■■) = 10/20 = 0.5
P(â■■atrasoâ■■ | â■■NÃ£o urgenteâ■■) = 12/20 = 0.6
==========
Correção proposta pela IA:
==========
==========Considerações:
A resposta do estudante apresenta alguns erros e inconsistências em relação às diretrizes fornecidas. Primeiramente, as probabilidades de uma mensagem ser "Urgente" e "Não Urgente" foram calculadas corretamente como P("Urgente") = 0,3 e P("Não Urgente") = 0,7, o que está de acordo com as diretrizes.
==========Feedback:
No entanto, os cálculos das probabilidades condicionais apresentam erros. Por exemplo, P("imediatamente" | "Urgente") foi calculado como 15/20 = 0,75, mas deveria ser 15/30 = 0,5, considerando que há 30 mensagens urgentes no total. Da mesma forma, P("imediatamente" | "Não Urgente") foi calculado como 5/20, mas deveria ser 5/70 = 0,0714, considerando que há 70 mensagens não urgentes. As probabilidades condicionais para "problema" e "atraso" também precisam ser recalculadas com base nos totais corretos de mensagens urgentes e não urgentes.
==========Pontuação:
1.92
==========
Correção da Questão 2:
Pergunta: 1b) Uma empresa está desenvolvendo um sistema para classificar mensagens recebidas como "Urgente" ou "Não Urgente" com base nas palavras presentes na mensagem. Foi analisado um conjunto de 100 mensagens, e os dados a seguir foram coletados: Mensagens Urgentes: 30; Mensagens Não Urgentes: 70; Palavra Presente "imediatamente": 15 (Mensagens Urgentes) e 5 (Mensagens Não Urgentes); Palavra Presente "problema": 10 (Mensagens Urgentes) e 10 (Mensagens Não Urgentes); Palavra Presente "atraso": 8 (Mensagens Urgentes) e 12 (Mensagens Não Urgentes). Suponha que uma nova mensagem contenha as palavras "imediatamente" e "problema". Calcule a probabilidade de ser uma mensagem "Urgente" e de ser "Não Urgente" utilizando o teorema de Bayes e classifique a mensagem como “Urgente” ou “Não Urgente”.
Diretriz(es): {('P("Urgente"|"imediatamente"&"problema")=(P("urgente")*P("imediatamente"|"urgente")*P("problema"|"urgente"))/(P("problema")*P("imediatamnte")), podendo simplificar para P("Urgente"|"imediatamente"&"problema")=P("urgente")*P("imediatamente"|"urgente")*P("problema"|"urge

nte") ~ 0.30 * 0.5 * 0.33 ~ 0.05', 1.0), ('Classificar o e-mail como "URGENTE" baseado no cálculo do máximo argumento entre P("Urgente"|"imediatamente"&"problema") e P("Não Urgente"|"imediatamente"&"problema")', 0.5), ('P("Não Urgente"|"imediatamente"&"problema")=(P("Não urgente")*P("imediatamente"|"Não urgente")*P("problema"|"Não urgente"))/(P("problema")*P("imediatamnte")), podendo simplificar para P("Não Urgente"|"imediatamente"&"problema")=P("Não urgente")*P("imediatamente"|"Não urgente")*P("problema"|"Não urgente") ~ 0.70 * 0.07 * 0.014 ~ 0.001', 1.0)}
==========Resposta do estudante da questão 2:
1B) P(â■■Urgenteâ■■ | â■■imediatamente â■■ & â■■problema) =
P(â■■Urgenteâ■■) * P(â■■imediatamenteâ■■ | â■■Urgenteâ■■) * P(â■■problemaâ■■ | â■■Urgent
Substituindo: 0.3 * 0.75 * 0.5 = 0.1125
P(â■■NÃ£o Urgenteâ■■ | â■■imediatamente â■■ & â■■problema) =
P(â■■NÃ£o Urgenteâ■■) * P(â■■imediatamenteâ■■ | â■■ NÃ£o Urgenteâ■■) * P(â■■problemaâ■■
NÃ£o Urgenteâ■■)
Substituindo: 0.7 * 0.25 * 0.5 = 0.0875
A mensagem pode ser classificada como urgente.
==========
Correção proposta pela IA:
==========
==========Considerações:
A resposta do estudante apresenta uma abordagem inicial correta ao aplicar o teorema de Bayes para calcular as probabilidades de uma mensagem ser "Urgente" ou "Não Urgente" com base nas palavras presentes. No entanto, é necessário considerar a probabilidade a priori e a probabilidade condicional de maneira mais precisa, incluindo a consideração do denominador do teorema de Bayes, que normaliza as probabilidades.
==========Feedback:
O estudante começou aplicando o teorema de Bayes de forma simplificada para calcular P("Urgente" | "imediatamente" & "problema") e P("Não Urgente" | "imediatamente" & "problema"). No entanto, para uma resposta completa, seria necessário calcular corretamente as probabilidades a priori e condicionais com base nos dados fornecidos. As probabilidades a priori são P("Urgente") = 30/100 = 0,3 e P("Não Urgente") = 70/100 = 0,7. As probabilidades condicionais necessárias são P("imediatamente" | "Urgente"), P("problema" | "Urgente"), P("imediatamente" | "Não Urgente") e P("problema" | "Não Urgente"), que podem ser calculadas com base nos dados fornecidos. Além disso, para uma comparação completa, seria ideal calcular o denominador comum para ambas as probabilidades condicionais, considerando as probabilidades de encontrar as palavras independentemente da urgência. Para melhorias, é essencial revisar a aplicação do teorema de Bayes, considerando todas as partes necessárias para uma análise precisa.
==========Pontuação:
1.2
==========
Correção da Questão 3:
Pergunta: 2a) Árvores de decisão são modelos amplamente utilizados para classificação e regressão. Explique como o conceito de ganho de informação é utilizado na construção de uma árvore de decisão. Detalhe mostrando o uso do cálculo de entropia e ganho de informação em um problema hipotético.
Diretriz(es): {('Demonstrar o cáculo de entropia final como sendo H("depois da partição")=P("amostras irem para conjunto 1")*H("conjunto 1 após partição")+P("amostras irem para conjunto 2")*H("conjunto 2 após partição")', 1.0), ('Explicar que o conceito de Information Gain (IG) como sendo IG=H("antes da partição")-H("depois da partição") é essencial para decidir qual atributo/partição escolher a cada nível da árvore', 1.0), ('Demonstrar o cáculo de entropia inicial como sendo H("antes da partição")=-p("classe1")*log2(P("classe1"))-...-p("classeN")*log2(P("classeN"))', 1.0)}
==========Resposta do estudante da questão 3:
2A) O conceito de ganho de informaÃ§Ã£o Ã© utilizado em Ã¡rvore de decisÃ£o para reduzir a entropia, ou grau de confusÃ£o nos dados. Ao selecionar determinada variÃ¡vel e realizar uma partiÃ§Ã£o com nela, o ideia Ã© que haja um ganho de informaÃ§Ã£o e reduÃ§Ã£o da entropia. Exemplo:

Dado um conjunto de dados tabular que registra a ocorrÃªncia de idas a praia com 12 linhas, e com as variÃ¡veis independentes de temperatura, clima, forÃ§a do vento, estado da marÃ© entre outras e uma variÃ¡vel alvo â■■idaâ■■ que pode ser classificada como â■■foiâ■■ ou â■■nÃ£o foiâ■■. Considere que dos 12 registros, 7 sÃ£o classificados como â■■foiâ■■ e 5 como â■■nÃ£o foiâ■■. O cÃ¡lculo de entropia antes da tomada de qualquer decisÃ£o se da por:
Legenda:
f = foi
nf = nÃ£o foi
-P(f)*log2(P(f) - P(nf)*log2(P(nf)) = - 7/12*log2(7/12) â■■ 5/12*log2(5/12) = 0.455 + 0.527 = 0.982
Dado que por exemplo seleciona-se a variÃ¡vel de temperatura e cria-se uma partiÃ§Ã£o com a condiÃ§Ã£o temperatura > 28. Realiza-se novamente o cÃ¡lculo de entropia, onde a temperatura foi maior que 28 e a ida foi classificada como â■■foiâ■■ e tambÃ©m como â■■nÃ£oâ■■ foi o mesmo ocorre para quando a temperatura foi menor que 28. Ao final, somam-se as duas entropias e subtrai-se da entropia antes da tomada de qualquer decisÃ£o, calculando assim o ganho de informaÃ§Ã£o
==========
Correção proposta pela IA:
==========
==========Considerações:
A resposta do estudante aborda o conceito de ganho de informação e sua utilidade na construção de árvores de decisão. Ele explica corretamente que o objetivo é reduzir a entropia nos dados ao selecionar uma variável e realizar uma partição. Além disso, o estudante fornece um exemplo hipotético para ilustrar o cálculo de entropia antes e depois da partição.
==========Feedback:
No entanto, a resposta do estudante carece de detalhes importantes para atingir a nota máxima. Em primeiro lugar, ele não calcula explicitamente a entropia após a partição e não apresenta a fórmula correta para o cálculo de entropia final como H("depois da partição")=P("amostras irem para conjunto 1")*H("conjunto 1 após partição")+P("amostras irem para conjunto 2")*H("conjunto 2 após partição"). Além disso, não enfatiza claramente que o conceito de Information Gain (IG) é essencial para decidir qual atributo ou partição escolher a cada nível da árvore, utilizando a fórmula IG=H("antes da partição")-H("depois da partição").
==========Pontuação:
1.5
==========
Correção da Questão 4:
Pergunta: 2b) Árvores de decisão são modelos amplamente utilizados para classificação e regressão. Suponha que você está desenvolvendo um sistema de suporte à decisão, aponte dois critérios de parada você utilizaria na construção da árvore de decisão para garantir um modelo eficiente?
Diretriz(es): {('Apontar a limitação da quantidade de níveis da árvore (profundidade máxima atingida) como um possível critério de parada.', 1.25), ('Apontar qualquer outra limitação plausível para que uma árvore de decisão não continue a realizar partições com base em um número de amostras presentes em um dados nó.', 1.25), ('Apontar a limitação de número insuficiente de amostras no nó para realizar nova partição como um possível critério de parada.', 1.25), ('Apontar a limitação de entropia das classes (labels) atingir zero no nó como um possível critério de parada.', 1.25)}
==========Resposta do estudante da questão 4:
2B) Utilizaria os critÃ©rios de parada de nÃ-vel da Ã¡rvore, determinando um nÃ-vel mÃ¡ximo onde a Ã¡rvore deve parar de expandir, evitando com que a Ã¡rvore de decisÃ£o fique muito extensa e o critÃ©rio da pureza ou homogeneidade dos dados, onde os dados de determinado nÃ³ sÃ£o da mesma classe.
==========
Correção proposta pela IA:
==========
==========Considerações:
A resposta do estudante aborda dois critérios de parada importantes na construção de árvores de decisão, que são a profundidade máxima da árvore e a pureza ou homogeneidade dos dados em um

nó. No entanto, a resposta pode ser aprimorada para atender às diretrizes fornecidas.
==========Feedback:
Pontos fortes da resposta incluem a menção à limitação da profundidade da árvore (nível máximo), o que está alinhado com as diretrizes. Entretanto, a resposta poderia ser melhorada explicitando critérios de parada mais detalhados, como o número insuficiente de amostras no nó ou a entropia das classes atingir zero, para garantir que a árvore de decisão seja eficiente e evite sobreajuste.
==========Pontuação:
2.1367521367521367
==========