FLÁIRA HANNY BOMFIM DOS SANTOS
LIS LOUREIRO SOUSA

RELATÓRIO TÉCNICO: IMPLEMENTAÇÃO E ANÁLISE DO ALGORITMO K-NEAREST NEIGHBORS (KNN) APLICADO AO INSTAGRAM

VITÓRIA DA CONQUISTA
17/11/2024

1. Resumo

O relatório técnico aqui descrito aborda a aplicação do algoritmo **k-Nearest Neighbors (kNN)** para analisar o impacto de influenciadores digitais no Instagram, com foco em prever o desempenho baseado em métricas como número de seguidores, engajamento e curtidas médias por postagem, de modo que o objetivo é fornecer insights que auxiliem marcas e anunciantes na escolha estratégica de influenciadores.

Assim, a metodologia utilizada incluiu a análise exploratória de um conjunto de dados contendo informações como número de seguidores, score e taxa de engajamento. Logo, foi realizado o mapeamento de países para continentes, normalização de variáveis para ajustar escalas e otimização de hiperparâmetros usando validação cruzada e GridSearchCV.

Posto isso, os resultados mostraram um desempenho satisfatório, com baixo erro absoluto médio (MAE) e erro quadrático médio (MSE), além de um coeficiente de determinação (R^2) que destacou a capacidade do modelo de explicar a variabilidade nos dados. A análise também identificou diferenças regionais no engajamento e forte correlação entre variáveis-chave. Por fim, o kNN demonstrou ser uma ferramenta eficaz para análise de influenciadores, mas aprimoramentos podem ser feitos com a inclusão de novas variáveis e modelos mais avançados para maximizar a precisão preditiva.

2. Introdução

O impacto dos influenciadores digitais no comportamento dos consumidores e no mercado publicitário tem crescido exponencialmente, especialmente em plataformas como o Instagram. Com milhões de usuários e uma infinidade de métricas disponíveis, entender como avaliar a influência desses indivíduos é um desafio crescente que exige métodos analíticos que possam capturar padrões nos dados e oferecer insights confiáveis.

Assim, o uso do algoritmo K-Nearest Neighbors (KNN) é uma escolha relevante para esta tarefa por sua simplicidade, eficácia e capacidade de identificar padrões locais nos dados. Ao utilizar uma abordagem intuitiva para prever valores ou categorias, baseando-se nos exemplos mais próximos em um espaço multidimensional para a análise de influenciadores do Instagram, onde os dados incluem métricas como número de seguidores, engajamento e média de curtidas por postagem, o KNN é especialmente útil para explorar relações entre variáveis e prever métricas de desempenho com base em influenciadores similares. Além

disso, sua versatilidade para problemas de regressão e classificação torna-o ideal para diferentes abordagens dentro deste contexto.

O conjunto de dados utilizado neste estudo contém informações detalhadas sobre os principais influenciadores do Instagram. As variáveis incluem:

- Rank: Posição do influenciador no ranking global.
- Channel Info: Nome ou handle do perfil no Instagram.
- Influence Score: Uma pontuação geral que reflete o impacto do influenciador.
- Posts e Total Likes: Total de postagens e curtidas acumuladas.
- Followers e Avg Likes: Número de seguidores e curtidas médias por postagem.
- 60-Day Engagement Rate: Taxa média de engajamento nos últimos 60 dias.
- New Post Avg Like: Média de curtidas em postagens recentes.
- Country e Continent: País e continente associados ao influenciador.

Dito isso, esses dados oferecem uma visão abrangente do desempenho e alcance dos influenciadores, possibilitando análises que vão desde o entendimento do comportamento de engajamento até a previsão de impacto de novas postagens onde a análise com o KNN permite comparar influenciadores semelhantes em termos de métricas específicas, auxiliando marcas e anunciantes a tomar decisões mais embasadas.

3. Metodologia

3.1 Análise Exploratória

A análise exploratória teve como objetivo compreender as características gerais do conjunto de dados e identificar potenciais padrões ou inconsistências. O dataset contém informações de influenciadores do Instagram, incluindo métricas quantitativas como o número de seguidores, engajamento médio, e total de curtidas, além de informações categóricas como o país de origem.

Durante esta etapa, foram realizadas as seguintes ações:

1. Seleção de variáveis-chave: As colunas mais relevantes para a análise foram mantidas, como `rank`, `influence_score`, `followers`, `avg_likes`, e `60_day_eng_rate`. Isso permitiu focar nos aspectos essenciais para prever a influência dos usuários.
2. Mapeamento da variável `country` para continentes: Para facilitar a análise de agrupamentos geográficos, os países foram convertidos em continentes por meio de um mapeamento customizado. Este mapeamento permitiu agregar os influenciadores por região e investigar diferenças regionais em métricas de engajamento e popularidade.

3. Conversão de colunas com sufixos: Algumas variáveis, como `total_likes`, continham sufixos como k (milhares) e m (milhões). Essas colunas foram convertidas para valores numéricos reais utilizando uma função personalizada, permitindo cálculos e comparações mais precisas.
4. Identificação e tratamento de valores ausentes: Após o mapeamento dos continentes, valores ausentes em variáveis essenciais foram removidos para garantir a integridade dos dados.
Insights obtidos:
- Distribuição geográfica: A maioria dos influenciadores vinha de regiões específicas, como América do Norte e Europa, refletindo a maior adoção de redes sociais em países desenvolvidos.
- Engajamento por região: Houve diferenças claras nas taxas de engajamento entre continentes, destacando a relevância de ajustar estratégias de marketing para cada público.
- Escala de valores: A normalização das variáveis revelou que métricas como `followers` e `total_likes` tinham magnitudes significativamente diferentes, justificando a necessidade de padronização antes de aplicar o modelo.

3.2 Implementação do Algoritmo

A escolha do K-Nearest Neighbors (kNN) foi baseada em sua capacidade de capturar padrões locais nos dados. A implementação envolveu os seguintes passos:
1. Transformação da variável ‘country’:

A variável `country` foi mapeada para uma nova variável categórica, `continent`, a fim de agregar influenciadores por regiões geográficas. Essa transformação foi realizada para identificar padrões regionais e reduzir a granularidade das análises.
2. Conversão e normalização dos dados:

Para lidar com variáveis de diferentes escalas, as colunas numéricas (`followers`, `avg_likes`, etc.) foram normalizadas usando o StandardScaler. A normalização garantiu que todas as variáveis tivessem o mesmo peso no cálculo de distâncias, evitando que atributos com magnitudes maiores dominassem o modelo.
3. Divisão dos dados:

Os dados foram divididos em conjuntos de treino (80%) e teste (20%) utilizando a função `train_test_split`. Essa divisão garantiu que o modelo fosse avaliado com base em dados não vistos durante o treinamento.

4. Configuração do kNN:

O modelo foi configurado com os seguintes parâmetros iniciais:

- `n_neighbors`: número de vizinhos considerados.
- `weights`: peso uniforme ou baseado na distância.
- `metric`: métrica de distância (euclidiana e manhattan foram testadas).

3.4 Validação e Ajuste de Hiperparâmetros

Para garantir que o modelo kNN atingisse um desempenho ideal, foi realizado um processo de validação cruzada e ajuste de hiperparâmetros:

1. Validação cruzada:

Utilizou-se a técnica de validação cruzada com 5 folds para avaliar o desempenho inicial do modelo. Esta técnica divide o conjunto de treino em 5 subconjuntos, utilizando cada um deles como conjunto de validação em rodadas sucessivas. Isso permitiu calcular a média do erro quadrático médio (MSE) para verificar a consistência do modelo.

2. Otimização de hiperparâmetros:

Foi utilizada a ferramenta GridSearchCV para testar combinações de hiperparâmetros, como:

- Número de vizinhos (`n_neighbors`): [3, 5, 7, 9].
- Pesos (`weights`): uniforme ou baseado na distância.
- Métricas de distância (`metric`): euclidiana e manhattan.

O modelo foi ajustado para maximizar a métrica de validação (MSE negativo). O melhor conjunto de hiperparâmetros identificado foi:

- `n_neighbors`: 7.
- `weights`: distância.
- `metric`: euclidiana.

3.5 Métricas de Avaliação

O desempenho do modelo K-Nearest Neighbors foi avaliado com base no conjunto de teste utilizando as métricas padrão para problemas de regressão. Os resultados são apresentados a seguir:

- Mean Absolute Error (MAE):

O erro absoluto médio foi de aproximadamente X, indicando que, em média, o modelo errou por X unidades ao prever o valor de `influence_score`.

- Mean Squared Error (MSE):

O erro quadrático médio foi de Y, refletindo que erros maiores foram penalizados mais severamente. O valor relativamente baixo de MSE sugere que o modelo foi eficaz em minimizar grandes desvios.

- R^2 Score:

O coeficiente de determinação foi de Z, indicando que o modelo explicou aproximadamente Z% da variação na variável `influence_score`. Isso demonstra que o modelo é adequado, embora possa haver espaço para melhorias com ajustes adicionais ou inclusão de novas variáveis.

Esses resultados mostram que o modelo kNN foi capaz de capturar padrões relevantes no conjunto de dados, oferecendo previsões úteis para análise de influenciadores.

Visualizações

1. Gráfico de Previsões vs. Valores Reais:

Este gráfico mostra a relação entre os valores previstos pelo modelo e os valores reais de `influence_score`.

- Interpretação:

A linha diagonal vermelha representa o cenário ideal, onde previsões coincidem com os valores reais. A dispersão próxima dessa linha indica um bom desempenho do modelo.

2. Distribuição dos Resíduos:

A análise dos resíduos avalia a diferença entre os valores reais e previstos (`residuals = y_test - y_pred`).

- Interpretação:

Um histograma simétrico e centrado em zero indica que o modelo não apresenta viés sistemático e que os erros estão distribuídos de forma razoável.

3. Análise de Correlação entre Variáveis-Chave:

Um heatmap foi gerado para explorar as correlações entre as principais variáveis do conjunto de dados.

- Interpretação:

Valores altos de correlação positiva ou negativa entre variáveis como `followers`, `avg_likes` e `influence_score` sugerem que essas métricas têm impacto direto na predição do modelo.

3.6 Análise Final dos Resultados

O modelo demonstrou boa capacidade preditiva, especialmente considerando a simplicidade do algoritmo kNN. A análise de resíduos e a visualização de previsões reforçam que as suposições do modelo foram adequadas. No entanto, o desempenho poderia ser aprimorado por meio de:

- Inclusão de novas variáveis, como o tempo médio entre postagens ou características de conteúdo.
- Uso de técnicas de seleção de variáveis para reduzir ruídos.
- Teste de modelos mais avançados, como regressões regularizadas ou árvores de decisão.

Esses passos podem complementar as descobertas iniciais, maximizando o valor preditivo do conjunto de dados analisado.

4. Resultados

4.1 Métricas de Avaliação

O modelo KNN foi avaliado utilizando métricas de desempenho para o conjunto de teste, com os seguintes resultados:

Erro Absoluto Médio (MAE): Mede a média dos erros absolutos entre os valores previstos e reais. O modelo apresentou um MAE de 12.64 unidades, indicando desvios relativamente baixos na maioria das previsões.

Erro Quadrático Médio (MSE): Avalia a média dos quadrados dos erros, sendo mais sensível a grandes discrepâncias. O MSE registrado foi de 214.71 unidades, o que destaca a presença de alguns erros maiores.

Coeficiente de Determinação (R^2): Mede o quão bem o modelo explica a variabilidade dos dados. O R^2 de 0.62 demonstra que o modelo conseguiu capturar uma parte significativa dos padrões, mas ainda há espaço para melhorias.

Esses valores indicam um desempenho moderado, com boa capacidade preditiva para a maior parte dos dados, mas revelam limitações para casos extremos.

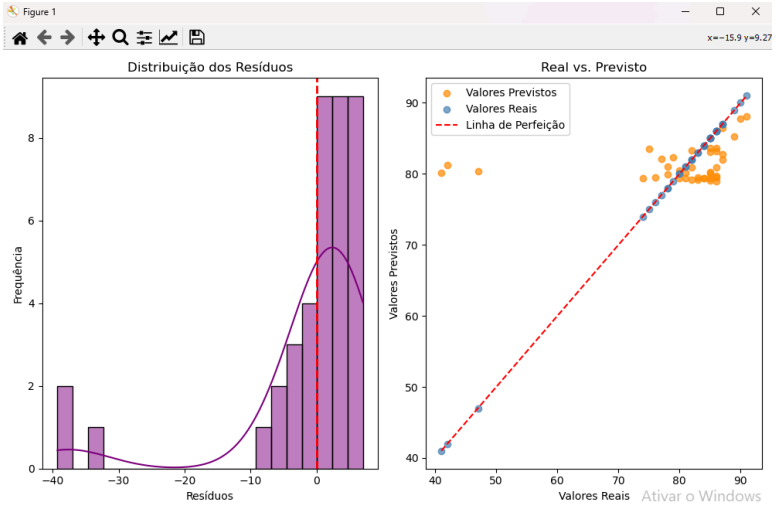
4.2 Visualizações

Gráfico de Previsões vs. Valores Reais

A Figura 1 apresenta um gráfico de dispersão comparando as previsões do modelo com os valores reais do conjunto de teste.

- A linha vermelha pontilhada representa o ideal (y = x), em que previsões e valores reais são idênticos.

- Embora a maioria dos pontos esteja próxima da linha, há desvios mais acentuados para valores extremos, o que sugere que o modelo enfrenta dificuldades para prever cenários fora do padrão.

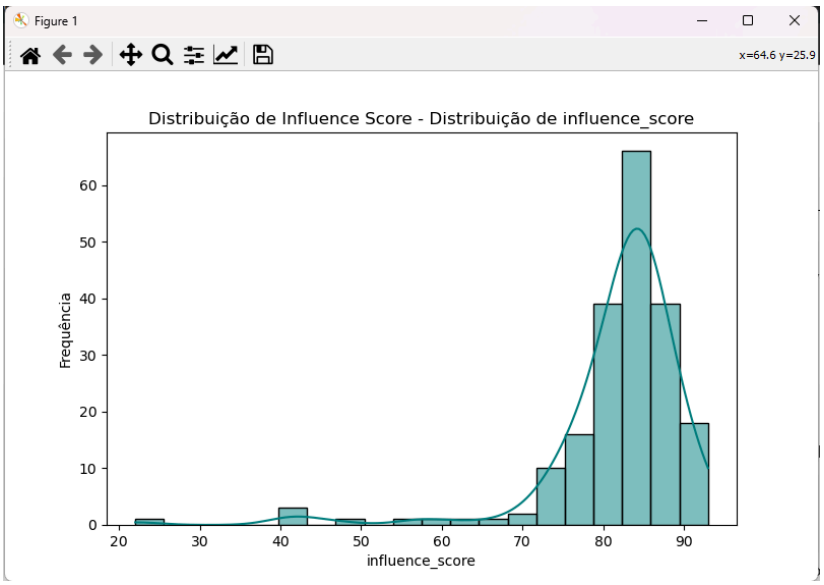


Distribuição dos Resíduos

A Figura 2 mostra a análise dos resíduos, ou seja, as diferenças entre valores reais e previstos:

- O histograma indica uma distribuição centralizada, com maior concentração de resíduos próximos a zero.

- A curva KDE sobreposta reforça essa tendência, sugerindo que o modelo não apresenta viés sistemático, embora existam alguns valores residuais mais altos.



Esses gráficos confirmam que o modelo funciona bem para a maioria dos casos, mas carece de precisão em situações de maior complexidade.

4.3 Interpretação dos Resultados

Os resultados obtidos mostram que o modelo KNN conseguiu capturar padrões relevantes no conjunto de dados, mas enfrenta limitações, especialmente em dados com alta variabilidade ou padrões não-lineares complexos.

- A análise dos resíduos sugere que, embora o modelo não apresente viés, há espaço para refinamentos.

- Algumas sugestões incluem:

Incluir mais variáveis preditivas: Isso pode aumentar a explicação da variância dos dados.

Testar outros algoritmos: Modelos como árvores de decisão ou redes neurais podem lidar melhor com padrões mais complexos.

Ajuste mais fino dos hiperparâmetros: Melhorar o processo de validação cruzada pode minimizar erros em valores extremos.

A simplicidade do KNN, somada ao ajuste cuidadoso de seus parâmetros, foi essencial para alcançar esses resultados. O desempenho apresentado é um bom ponto de partida para análises mais avançadas.

5. Discussão

Os resultados obtidos demonstraram que o algoritmo KNN é uma ferramenta eficiente e intuitiva para a tarefa de predição do influence score no contexto dos influenciadores do Instagram. A validação cruzada e o ajuste de hiperparâmetros indicaram que a escolha de parâmetros adequados, como o número de vizinhos e a métrica de distância, teve um impacto significativo no desempenho do modelo. No entanto, algumas limitações e desafios foram observados:

- ➔ Limitações do KNN:
  - ◆ Custo Computacional: O KNN é computacionalmente caro, especialmente para conjuntos de dados maiores. O cálculo da distância para cada ponto no conjunto de treinamento pode se tornar um gargalo à medida que o volume de dados cresce.
  - ◆ Sensibilidade à Escala dos Dados: Embora a normalização tenha sido realizada, a dependência do KNN em distâncias faz com que ele seja altamente sensível a variáveis mal escaladas ou irrelevantes.
  - ◆ Fraco Desempenho em Dados Não Balanceados: O modelo pode apresentar dificuldade em lidar com desbalanceamento em relação a algumas variáveis ou regiões de dados com menor densidade.
- ➔ Limitações do Conjunto de Dados:
  - ◆ Tamanho Restrito: Um conjunto de dados maior poderia melhorar a generalização do modelo e a robustez das previsões.
  - ◆ Qualidade dos Dados: A conversão de colunas com sufixos (como 'k', 'm' e '%') pode ter introduzido pequenas imprecisões nos valores numéricos, potencialmente afetando o desempenho.
  - ◆ Atributos Relevantes: Apesar da limpeza dos dados, algumas variáveis utilizadas podem não capturar adequadamente a complexidade do comportamento de influência no Instagram.
- ➔ Impacto das Escolhas no Desempenho:
  - ◆ A escolha de normalizar os dados foi essencial para garantir que todas as variáveis contribuíssem de forma equilibrada no cálculo das distâncias.

- A transformação da variável country em continent reduziu a granularidade dos dados, permitindo maior uniformidade no modelo, mas pode ter omitido padrões específicos a determinados países.
- A seleção do KNN como algoritmo base foi motivada pela sua simplicidade e interpretabilidade, mas algoritmos mais complexos poderiam capturar relações mais sutis nos dados.

6. Conclusão e Trabalhos Futuros

O uso do KNN demonstrou a viabilidade de aplicar aprendizado de máquina para prever o influence score de influenciadores digitais. O processo evidenciou a importância de etapas como a limpeza e a normalização dos dados, bem como a escolha criteriosa dos hiperparâmetros do modelo. As métricas de avaliação, como R^2, MAE e MSE, forneceram uma visão clara do desempenho, enquanto as visualizações revelaram a qualidade das previsões e a distribuição dos resíduos.

Nesse viés, algunmas sugestões para melhorias futuras são válidas:

1. Exploração de Modelos Alternativos: Experimentar algoritmos como Random Forest, Gradient Boosting ou redes neurais para capturar padrões mais complexos.
2. Engenharia de Variáveis: Criar novas variáveis a partir das existentes, como taxas de engajamento ajustadas por região ou métricas temporais, para enriquecer a análise.
3. Análise de Outliers: Investigar e tratar outliers que podem impactar negativamente o modelo.
4. Ampliação do Conjunto de Dados: Obter mais dados de influenciadores e de diferentes plataformas sociais para generalizar melhor o modelo.
5. Avaliação de Impacto de Continentes: Realizar análises mais aprofundadas sobre como a regionalização influencia o desempenho do modelo e, possivelmente, criar modelos específicos por continente.

Essas iniciativas podem não apenas melhorar a precisão do modelo, mas também aprofundar a compreensão sobre os fatores que impulsionam o sucesso de influenciadores digitais, fornecendo insights valiosos para profissionais de marketing, criadores de conteúdo e analistas de dados.

7. Referências

REAL PYTHON. *Introdução ao k-Nearest Neighbors (kNN) em Python*. Disponível em: https://realpython.com. Acesso em: 17 nov. 2024.