Análise de Dados - Aula 1

Ítalo e José Antonio

2024-10-06

Análise de Dados - Aula 1

Questão 1 - ok

Descrição:

O domínio do problema é a Ciência da Computação, focando no desempenho de hardware de computadores. O conhecimento esperado envolve dados de desempenho relativo da CPU, descritos em termos de tempo de ciclo, tamanho de memória, etc.

C:/Users/2019101100910126/Documents/Github/EstudoDirigindo-MinecaoDeDados/Computer Hardware/computer+computer_data <- read.table("C:/Users/josej/OneDrive/Documentos/GitHub/EstudoDirigindo-MinecaoDeDados/Ccolnames(computer_data) <- c("VendorName", "ModelName", "MYCT", "MMIN", "MMAX", "CACH", "CHMIN", "CHMAX View(computer_data)

Questão 2 - ok

Descrição:

Aqui, utilizamos as funções dim(), nrow() e ncol() temos o numero de amostra de 209 e o numero de variaveis de 10

```
print(paste('Número de linhas(amostras):', nrow(computer_data)))

## [1] "Número de linhas(amostras): 209"

print(paste('Número de colunas(variaveis):', ncol(computer_data)))
```

Questão 3 - ok

Descrição:

Utilizamos a função str() para exibir a estrutura do conjunto de dados.

[1] "Número de colunas(variaveis): 10"

```
# Exibir a estrutura do dataset
str(computer_data)
```

```
## 'data.frame':
                   209 obs. of 10 variables:
                       "adviser" "amdahl" "amdahl" ...
   $ VendorName: chr
   $ ModelName : chr
                       "32/60" "470v/7" "470v/7a" "470v/7b" ...
                      125 29 29 29 29 26 23 23 23 ...
##
               : int
##
   $ MMTN
                : int
                       256 8000 8000 8000 8000 8000 16000 16000 16000 32000 ...
                      6000 32000 32000 32000 16000 32000 32000 32000 64000 64000 ...
##
   $ MMAX
               : int
                       256 32 32 32 32 64 64 64 64 128 ...
   $ CACH
               : int
   $ CHMIN
                      16 8 8 8 8 8 16 16 16 32 ...
##
                : int
##
   $ CHMAX
                : int
                      128 32 32 32 16 32 32 32 32 64 ...
##
   $ PRP
                : int
                      198 269 220 172 132 318 367 489 636 1144 ...
   $ ERP
                : int 199 253 253 253 132 290 381 381 749 1238 ...
```

A maioria dos campos vieram com seus datatype certos, menos os dois primeiros, que vieram como chr entao vou fazer a tranformação dele para factor(Variável categórica)

```
# Transformando colunas de character para factor
computer_data$VendorName <- as.factor(computer_data$VendorName)</pre>
computer_data$ModelName <- as.factor(computer_data$ModelName)</pre>
# Exibir a estrutura do dataset com as alterações feitas
str(computer_data)
                    209 obs. of 10 variables:
## 'data.frame':
   $ VendorName: Factor w/ 30 levels "adviser", "amdahl",..: 1 2 2 2 2 2 2 2 2 ...
   $ ModelName : Factor w/ 209 levels "100", "1100/61-h1", ...: 30 63 64 65 66 67 75 76 77 78 ...
##
   $ MYCT
                      125 29 29 29 29 26 23 23 23 23 ...
                : int
                       256 8000 8000 8000 8000 8000 16000 16000 16000 32000 ...
##
   $ MMIN
                : int
                       6000 32000 32000 32000 16000 32000 32000 32000 64000 64000 ...
##
  $ MMAX
                : int
##
   $ CACH
                : int
                       256 32 32 32 32 64 64 64 64 128 ...
##
   $ CHMIN
                : int
                       16 8 8 8 8 8 16 16 16 32 ...
##
   $ CHMAX
                : int 128 32 32 32 16 32 32 32 32 64 ...
##
  $ PRP
                : int 198 269 220 172 132 318 367 489 636 1144 ...
```

Questão 4 - ok

\$ ERP

##

Descrição:

Usado a função summary() temos resumo estatístico do dataframe, mas para garantir que nao exista valore NA, uma função de soma(sum) que vai contar a quantidade de valores NA no dataframe.

: int 199 253 253 253 132 290 381 381 749 1238 ...

```
# Resumo do dataset
summary(computer_data)
```

```
##
        VendorName
                          ModelName
                                            MYCT
                                                              MMIN
##
    ibm
             : 32
                     100
                                                 17.0
                                       Min.
                                                         Min.
             : 19
                     1100/61-h1: 1
                                       1st Qu.: 50.0
                                                                   768
##
    nas
                                                         1st Qu.:
    honeywell: 13
                                       Median : 110.0
                     1100/81
                               : 1
                                                         Median: 2000
##
   ncr
             : 13
                     1100/82
                               : 1
                                       Mean
                                              : 203.8
                                                        Mean
                                                                : 2868
                     1100/83
                                  1
                                       3rd Qu.: 225.0
                                                         3rd Qu.: 4000
##
    sperry
             : 13
##
    siemens : 12
                     1100/84
                               : 1
                                       Max.
                                              :1500.0
                                                        Max.
                                                                :32000
##
    (Other) :107
                     (Other)
                               :203
##
         MMAX
                          CACH
                                           CHMIN
                                                             CHMAX
```

```
## Min. : 64
                 Min. : 0.00
                                 Min.
                                       : 0.000
                                                Min. : 0.00
## 1st Qu.: 4000 1st Qu.: 0.00
                                1st Qu.: 1.000 1st Qu.: 5.00
## Median: 8000 Median: 8.00
                                Median: 2.000 Median: 8.00
        :11796 Mean : 25.21
                                Mean
                                      : 4.699
                                                     : 18.27
## Mean
                                                Mean
##
   3rd Qu.:16000
                 3rd Qu.: 32.00
                                 3rd Qu.: 6.000
                                                3rd Qu.: 24.00
        :64000 Max.
                       :256.00
                                Max. :52.000
                                                Max. :176.00
## Max.
##
       PRP
                       ERP
##
## Min. :
            6.0
                  Min.
                        : 15.00
##
  1st Qu.: 27.0
                  1st Qu.: 28.00
## Median : 50.0
                  Median: 45.00
        : 105.6
                        : 99.33
## Mean
                  Mean
                  3rd Qu.: 101.00
## 3rd Qu.: 113.0
                  Max. :1238.00
## Max. :1150.0
##
# Contar o número total de NAs
quant_na <- sum(is.na(computer_data))</pre>
# Exibir o total de NAs
print(paste("Quantidade de dados ausentes(NA):", quant_na))
```

[1] "Quantidade de dados ausentes(NA): 0"

Questão 5 - ok

Descrição:

Aqui, fiz uma contagem de amostra para cada classe, primeiro de VendorName e depos de ModelName

VendorName Nessa coluna/variavel foi possivel fazer a contagem de amostras sem grandes questoes e foi possivel demostrar as ammostras mais repetivas e seus valores.

```
# Contar amostras em cada classe
count_VendorName <- table(computer_data$VendorName)

# Criar um data frame organizado
df_porcentagem_VendorName <- data.frame(
    porcentagem = round(((count_VendorName / sum(count_VendorName)) * 100), 2)
)

colnames(df_porcentagem_VendorName) <- c("Amostra", "Porcentagem")

df_porcentagem_VendorName <- df_porcentagem_VendorName %>%
    arrange(desc(Porcentagem))

df_porcentagem_VendorName$Porcentagem <- percent(df_porcentagem_VendorName$Porcentagem / 100)

kable(df_porcentagem_VendorName, caption = "Porcentagem da Classe: Vendor_Name")</pre>
```

Table 1: Porcentagem da Classe: Vendor_Name

Amostra	Porcentagem
ibm	15.31%
nas	9.09%
honeywell	6.22%
ncr	6.22%
sperry	6.22%
siemens	5.74%
amdahl	4.31%
cdc	4.31%
burroughs	3.83%
dg	3.35%
harris	3.35%
hp	3.35%
c.r.d	2.87%
dec	2.87%
ipl	2.87%
magnuson	2.87%
cambex	2.39%
formation	2.39%
prime	2.39%
gould	1.44%
nixdorf	1.44%
perkin-elmer	1.44%
apollo	0.96%
basf	0.96%
bti	0.96%
wang	0.96%
adviser	0.48%
four-phase	0.48%
microdata	0.48%
sratus	0.48%

ModelName Nessa coluna/variavel o nome do medelo nao se repete oque, deixar essa analise de quantidades de valores iguais inutil, já que todos as amostras de campo vão ser unicas para cada resgitros, vou imprimir apenas alguns resgistro para dar de exeplo.

```
# Contar amostras em cada classe
count_ModelName <- table(computer_data$ModelName)

# Criar um data frame organizado
df_porcentagem_ModelName <- data.frame(
    porcentagem = count_ModelName)
)

colnames(df_porcentagem_ModelName) <- c("Amostra", "Contagem")

kable(head(df_porcentagem_ModelName, 20), caption = "Porcentagem da Classe: Model_Name")</pre>
```

Table 2: Porcentagem da Classe: Model_Name

Amostra	Contagem
100	1
1100/61-h1	1
1100/81	1
1100/82	1
1100/83	1
1100/84	1
1100/93	1
1100/94	1
1636-1	1
1636-10	1
1641-1	1
1641-11	1
1651-1	1
2000/260	1
300	1
3000/30	1
3000/40	1
3000/44	1
3000/48	1
3000/64	1

Questão 6

Descrição:

O balaceamento dos dados podem ser feitos na visao de vendores, assim pensando qual vendendor tem mais amostras e se as amostra entao baleacadas entre vendedores, entao vou pegar todos os vendedores e fazer alguns graficos apenas para deixa mais visual. Existe uma numero muito maior de amostras de vendores maiores.

Pegar o numero de amostra de cada vendendor:

```
# Contar amostras em cada classe
count_VendorName <- table(computer_data$VendorName)

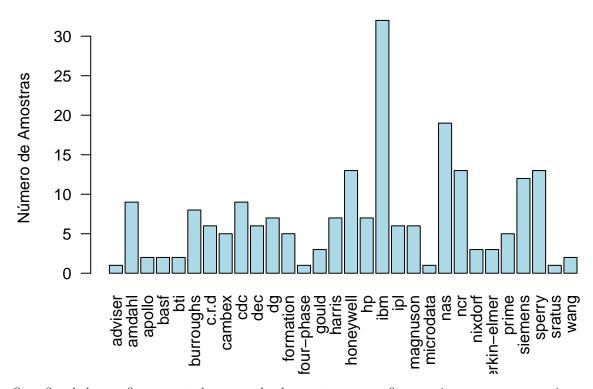
# Ver as contagens de cada classe
print(count_VendorName)</pre>
```

##	3	5	12	13	1	2
##	perkin-elmer	prime	siemens	sperry	sratus	wang
##	6	6	1	19	13	3
##	ipl	magnuson	microdata	nas	ncr	nixdorf
##	1	3	7	13	7	32
##	four-phase	gould	harris	honeywell	hp	ibm
##	6	5	9	6	7	5
##	c.r.d	cambex	cdc	dec	dg	formation
##	1	9	2	2	2	8
##	adviser	amdahl	apollo	basf	bti	burroughs
##						

Vou imprimir um grafico em barras para monstrar visualmente a quantidade de amostra para cada vendendor

```
# porcentagem de cada classe
percent_VendorName <- prop.table(count_VendorName) * 100
barplot(count_VendorName, main = "Distribuição das Classes: VendorName", ylab = "Número de Amostras", c
mtext("Classes", side = 1, line = 5) # line controla a posição vertical do texto</pre>
```

Distribuição das Classes: VendorName



O grafico de barras ficou com todos os vendendores entao um grafico em pizza com os com maior numero de registro e todos os restate pode ser mais facil visual como está o balaceamento dos dados.

```
# ---> Grafico Pizza
# Ordenar as classes por tamanho (frequência) em ordem decrescente
sorted_VendorName <- sort(count_VendorName, decreasing = TRUE)

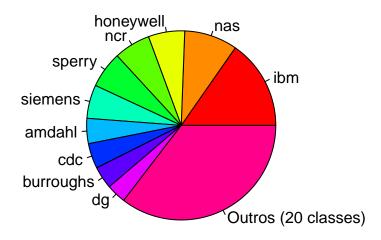
# Selecionar as 10 maiores classes
top_10 <- head(sorted_VendorName, 10)

# Contar o número de classes que estão sendo agrupadas em "Outros"
others_count <- length(tail(sorted_VendorName, length(sorted_VendorName) - 10))

# Combinar as 10 maiores com a soma dos outros
top_10_with_others <- c(top_10, Outros = sum(tail(sorted_VendorName, length(sorted_VendorName) - 10)))
labels <- c(names(top_10), paste("Outros (", others_count, " classes)", sep=""))

pie(top_10_with_others, main = "Top 10 Classes e Outros", col = rainbow(length(top_10_with_others)), lai</pre>
```

Top 10 Classes e Outros



Questão 7

Descrição:

Para calcular a média e o desvio padrão vou usar as funções mean() e sd(). Vou demosntrar para cada variavel:

```
media_MYCT <- mean(computer_data$MYCT)

desvio_padrao_MYCT <- sd(computer_data$MYCT)

print(paste("Média dos valores esperados (MYCT):", round(media_MYCT, 2)))</pre>
```

MYCT

```
## [1] "Média dos valores esperados (MYCT): 203.82"
print(paste("Desvio padrão dos valores esperados (MYCT):", round(desvio_padrao_MYCT, 2)))
## [1] "Desvio padrão dos valores esperados (MYCT): 260.26"
```

```
media_MMIN <- mean(computer_data$MMIN)</pre>
desvio_padrao_MMIN <- sd(computer_data$MMIN)</pre>
print(paste("Média dos valores esperados (MMIN):", round(media_MMIN, 2)))
MMIN
## [1] "Média dos valores esperados (MMIN): 2867.98"
print(paste("Desvio padrão dos valores esperados (MMIN):", round(desvio_padrao_MMIN, 2)))
## [1] "Desvio padrão dos valores esperados (MMIN): 3878.74"
media_MMAX <- mean(computer_data$MMAX)</pre>
desvio_padrao_MMAX <- sd(computer_data$MMAX)</pre>
print(paste("Média dos valores esperados (MMAX):", round(media_MMAX, 2)))
MMAX
## [1] "Média dos valores esperados (MMAX): 11796.15"
print(paste("Desvio padrão dos valores esperados (MMAX):", round(desvio_padrao_MMAX, 2)))
## [1] "Desvio padrão dos valores esperados (MMAX): 11726.56"
media_CACH <- mean(computer_data$CACH)</pre>
desvio_padrao_CACH <- sd(computer_data$CACH)</pre>
print(paste("Média dos valores esperados (CACH):", round(media_CACH, 2)))
CACH
## [1] "Média dos valores esperados (CACH): 25.21"
print(paste("Desvio padrão dos valores esperados (CACH):", round(desvio_padrao_CACH, 2)))
## [1] "Desvio padrão dos valores esperados (CACH): 40.63"
```

```
media_CHMIN <- mean(computer_data$CHMIN)</pre>
desvio_padrao_CHMIN <- sd(computer_data$CHMIN)</pre>
print(paste("Média dos valores esperados (CHMIN):", round(media_CHMIN, 2)))
CHMIN
## [1] "Média dos valores esperados (CHMIN): 4.7"
print(paste("Desvio padrão dos valores esperados (CHMIN):", round(desvio_padrao_CHMIN, 2)))
## [1] "Desvio padrão dos valores esperados (CHMIN): 6.82"
media_CHMAX <- mean(computer_data$CHMAX)</pre>
desvio_padrao_CHMAX <- sd(computer_data$CHMAX)</pre>
print(paste("Média dos valores esperados (CHMAX):", round(media_CHMAX, 2)))
CHMAX
## [1] "Média dos valores esperados (CHMAX): 18.27"
print(paste("Desvio padrão dos valores esperados (CHMAX):", round(desvio_padrao_CHMAX, 2)))
## [1] "Desvio padrão dos valores esperados (CHMAX): 26"
media_PRP <- mean(computer_data$PRP)</pre>
desvio_padrao_PRP <- sd(computer_data$PRP)</pre>
print(paste("Média dos valores esperados (PRP):", round(media_PRP, 2)))
PRP
## [1] "Média dos valores esperados (PRP): 105.62"
print(paste("Desvio padrão dos valores esperados (PRP):", round(desvio_padrao_PRP, 2)))
## [1] "Desvio padrão dos valores esperados (PRP): 160.83"
```

```
media_ERP <- mean(computer_data$ERP)

desvio_padrao_ERP <- sd(computer_data$ERP)

print(paste("Média dos valores esperados (ERP):", round(media_ERP, 2)))</pre>
```

ERP

```
## [1] "Média dos valores esperados (ERP): 99.33"
print(paste("Desvio padrão dos valores esperados (ERP):", round(desvio_padrao_ERP, 2)))
```

[1] "Desvio padrão dos valores esperados (ERP): 154.76"

Questão 8

Descrição:

Não encontrei nenhum outlier nos valores da variável ERP, significa que todos os dados estão dentro do intervalo esperado. A ausência de outliers significa que os dados estão bem distribuídos e não há valores extremos que possam distorcer a análise.

Questão 9

Descrição:

Vou usar min(), max(), mean(), e sd() para cada variável que é numérica. E colocar as informações em um formato de tabela para ficar mais fácil visualizar. Como temos variáveis categóricas e numéricas, vou focar nas variáveis numéricas para essa análise

```
## Variável Mínimo Máximo Média Desvio_Padrão
## 1 MYCT 17 1500 203.822967 260.262926
## 2 MMIN 64 32000 2867.980861 3878.742758
## 3 MMAX 64 64000 11796.153110 11726.564377
```

##	4	CACH	0	256	25.205742	40.628722
##	5	CHMIN	0	52	4.698565	6.816274
##	6	CH MAX	0	176	18.267943	25.997318
##	7	PRP	6	1150	105.622010	160.830733
##	8	ERP	15	1238	99.330144	154.757102

Questão 10

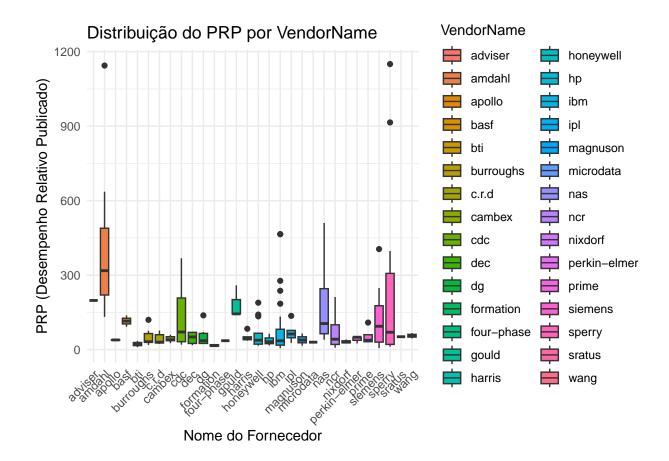
Descrição:

Vou fazer os seguintes graficos: - Um gráfico de dispersão (scatter plot) para variáveis numéricas, usando cores para mapear as classes. - Um grafico de boxplot para variáveis categóricas, novamente mapeando as classes por cores. Para o exemplo, vou usar as variáveis MYCT e PRP para o gráfico de dispersão, e um boxplot para PRP em relação a VendorName.

```
ggplot(computer_data, aes(x = MYCT, y = PRP, color = VendorName)) +
  geom_point() +
  labs(title = "Relação entre MYCT e PRP", x = "MYCT (Tempo de Ciclo da Máquina)", y = "PRP (Desempenho
  theme_minimal() +
  theme(legend.position = "right")
```

Relação entre MYCT e PRP 1200 VendorName adviser honeywell amdahl hp PRP (Desempenho Relativo Publicado) apollo ibm 900 basf lqi bti magnuson burroughs microdata c.r.d nas 600 cambex ncr cdc nixdorf dec perkin-elmer 300 dg prime formation siemens four-phase sperry gould sratus harris wang 0 1500 MYCT (Tempo de Ciclo da Máquina)

```
ggplot(computer_data, aes(x = VendorName, y = PRP, fill = VendorName)) +
  geom_boxplot() +
  labs(title = "Distribuição do PRP por VendorName", x = "Nome do Fornecedor", y = "PRP (Desempenho Rel
  theme_minimal() +
  theme(axis.text.x = element_text(angle = 45, hjust = 1)) # Rotaciona os rótulos do eixo x
```



Questão 11

Descrição: Para descobrir a correlação entre as variáveis numéricas e a classe dos dados, vou usar a função cor() para calcular a correlação de cada variável com a classe alvo, no meu caso PRP.

```
numericas <- computer_data[, sapply(computer_data, is.numeric)]</pre>
correlacoes <- cor(numericas)</pre>
correlacao_com_classe <- correlacoes[, "PRP"]</pre>
print(correlacao_com_classe)
                                                                                       PRP
                                                CACH
##
          MYCT
                                   \mathtt{MMAX}
                                                           CHMIN
                                                                        CHMAX
                      MMIN
##
   -0.3070994
                 0.7949313
                             0.8630041
                                          0.6626414
                                                      0.6089033
                                                                   0.6052093
##
           ERP
    0.9664717
```

A análise de correlação revelou que as variáveis MMIN e MMAX apresentam correlações fortes e positivas com o PRP, indicando que um aumento na memória mínima e máxima está associado a um desempenho relativo melhor. A variável CACH também mostrou uma correlação positiva moderada, sugerindo que mais memória cache contribui para um desempenho superior. Em contrapartida, a variável MYCT tem uma correlação negativa com o PRP, o que significa que um tempo de ciclo maior está relacionado a um desempenho inferior. As variáveis CHMIN e CHMAX também mostraram correlações positivas moderadas, sugerindo que mais

canais podem melhorar o desempenho. Finalmente, a correlação extremamente forte entre ERP e PRP indica que o desempenho estimado e o publicado estão alinhados, reforçando a consistência das medições de desempenho.

Questão 12

Descrição:

Com essa base de dados, é possível realizar modelagem preditiva para prever o desempenho relativo (PRP) das máquinas com base em suas características de hardware, além de análises exploratórias para entender as relações entre as variáveis. Também é viável identificar outliers e analisar tendências nas especificações de hardware ao longo do tempo.

Antes de qualquer análise, é necessário realizar pré-processamentos, como a codificação de variáveis categóricas e a normalização das variáveis numéricas. Além disso, a identificação e o tratamento de outliers são importantes, assim como a divisão dos dados em conjuntos de treinamento e teste para validar modelos de aprendizado de máquina.

Questão 13

Descrição:

Espera-se encontrar padrões que relacionam as características de hardware das máquinas com seu desempenho relativo (PRP). Isso pode incluir a identificação de quais variáveis, como memória mínima, memória máxima e cache, têm maior impacto no desempenho. Além disso, pode-se observar como o tempo de ciclo da máquina (MYCT) afeta negativamente o desempenho, revelando insights sobre a eficiência do hardware.

Questão 14

Descrição:

Artigo	Estatística Descritiva Relatada	Pré- processamento dos Dados	Objetivo da Análise
Universum learning for SVM regression	Apresenta correlações entre variáveis e desempenho do modelo.	Normalização dos dados, tratamento de outliers.	Propor uma nova formulação para problemas de regressão, incorporando amostras Universum para melhorar a precisão do modelo.
A greedy constructive algorithm for the optimization of neural network architectures	Descrição das variáveis com medidas como média e desvio padrão.	Ajuste nas arquiteturas da rede neural, otimização de hiperparâmetros.	Minimizando a complexidade das arquiteturas de redes neurais sem comprometer o desempenho preditivo.

Artigo Estatística Descritiva Relatada Pré-processamento dos Dados Objetivo da Análise Universum learning for SVM regression Apresenta correlações entre variáveis e desempenho do modelo. Normalização dos dados, tratamento de outliers. Propor uma nova formulação para problemas de regressão, incorporando amostras Universum para melhorar a precisão do modelo. A greedy constructive algorithm for the optimization of neural network architectures Descrição das variáveis com medidas como média e desvio padrão. Ajuste nas

arquiteturas da rede neural, otimização de hiperparâmetros. Minimizando a complexidade das arquiteturas de redes neurais sem comprometer o desempenho preditivo. Resumo das Conclusões Os estudos analisaram a base de dados em termos de como as variáveis impactam o desempenho do modelo de previsão. O primeiro artigo focou na aplicação de métodos de aprendizado que consideram amostras adicionais para enriquecer o processo de treinamento. O segundo estudo abordou a eficiência das redes neurais, buscando simplificar suas estruturas, mantendo a precisão nas previsões.

Essas informações destacam a relevância da base de dados para a pesquisa em aprendizado de máquina e inteligência artificial, além de sugerir a importância de técnicas de pré-processamento na melhoria da performance dos modelos.

Questão 15

Descrição:

Na análise da base de dados de Hardware de Computadores, foi possível observar padrões significativos nas variáveis relacionadas ao desempenho do CPU, como a correlação entre MMAX, MMIN e CACH com a performance relativa. Essa análise destaca a importância de variáveis técnicas na avaliação do desempenho e sugere que a otimização e o aperfeiçoamento dessas características podem levar a melhores desempenhos em futuros desenvolvimentos de hardware. Além disso, a ausência de outliers e a distribuição equilibrada dos dados em várias classes indicam que a base é adequada para aplicações de modelagem preditiva.

Em relação às experiências pessoais, o trabalho foi desafiador principalmente na etapa de pré-processamento dos dados, onde garantir a qualidade e a relevância das variáveis demandou atenção. As partes que mais chamaram minha atenção foram as correlações encontradas, que revelaram insights sobre como diferentes aspectos do hardware impactam o desempenho geral. Meus conhecimentos prévios em R e análise de dados facilitaram a manipulação da base e a criação de visualizações significativas. A interação com os colegas foi enriquecedora, pois pudemos compartilhar dicas e abordar dúvidas juntos, tornando o processo de aprendizado mais colaborativo.

Para ações futuras, recomenda-se explorar modelos de machine learning para prever o desempenho com base nas características disponíveis, além de investigar outras bases de dados que possam complementar essa análise.