Trabalho de PAA

Taynara Dutra, Tiago Funk e Rafael Tenfen

Problema do Auditório

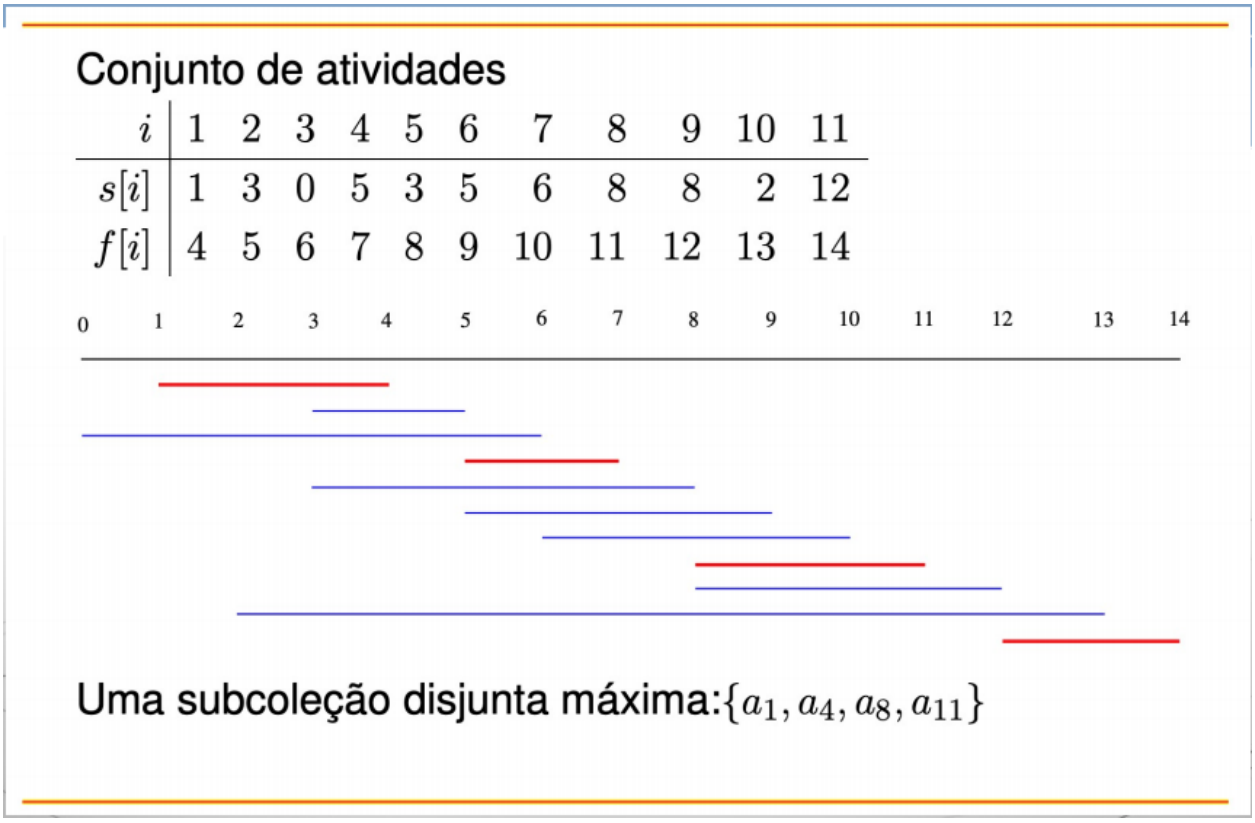
- Dada uma lista de tarefas a serem executadas com um horário de início e um horário de término, determinar qual a quantidade máxima de atividades que podem ser executadas
- Um auditório só pode ser utilizado para um evento por vez. Em um dia com muitos eventos, deseja-se determinar qual é o maior número de eventos que podem ser realizados no auditório, e quais são eles (OBS: pode haver mais de uma solução).
- Imagine o seguinte quadro de reservas

Evento	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
Inicio	3	8	5	1	6	12	0	8	5	2	3
Término	5	11	7	4	10	14	6	12	9	13	8

- Para encontrar o tamanho de um subconjunto sem sobreposição máximo, poderiamos utilizar:

Solução gulosa

- Ordenamos os eventos pelo horário de término (em ordem crescente) e sempre que possível pegamos o evento com menor horário de término.



Relatório de execução e analise de gráficos

- Foram realizadas execuções com vetores de tamanho `270000`, `810000`, `2430000`, `7290000`, `21870000` e `65610000`. Sendo estes valores limitados pela capacidade e quantidade de hardware disponível.

Hardware Utilizado

- 32 GB de memória RAM
- Processador de ryzen 9 5900X, de 12 núcleos e 24 threads

Execuções

- Para cada tamanho de vetor descrito anteriormente foram realizados 30 testes, com o intuito de obter maiorgarantia da confiabilidade dos dados.
- Os dados obtidos nas execuções foram agrupados e realizado a média dos valores, conforme dispostos abaixo.

```
(data.agg = aggregate(TIME ~ SIZE, data = data.csv, FUN = mean))
```

```
##       SIZE       TIME
## 1   270000 0.03055393
## 2   810000 0.09204820
## 3  2430000 0.29007650
```

```
## 4  7290000 0.90334187
## 5 21870000 2.93992123
## 6 65610000 9.52904380
```

Verificando o nível de confiança dos dados obteve-se o seguinte:

- Para testar se os dados gerados são confiáveis, foi utilizado o shapiro test, uma breve explicaçao foi retirada da documentação:

Shapiro-Wilks Normality Test

- The Shapiro-Wilks test for normality is one of three general normality tests designed to detect all departures from normality. It is comparable in power to the other two tests.
- The test rejects the hypothesis of normality when the p-value is less than or equal to 0.05. Failing the normality test allows you to state with 95% confidence the data does not fit the normal distribution. Passing the normality test only allows you to state no significant departure from normality was found.
- The Shapiro-Wilks test is not as affected by ties as the Anderson-Darling test, but is still affected. The Skewness-Kurtosis All test is not affected by ties and thus the default test.

```
(data.agg.shapiro = shapiro.test(data.csv$TIME))
```

```
##
##  Shapiro-Wilk normality test
##
## data:  data.csv$TIME
## W = 0.65056, p-value < 2.2e-16
```

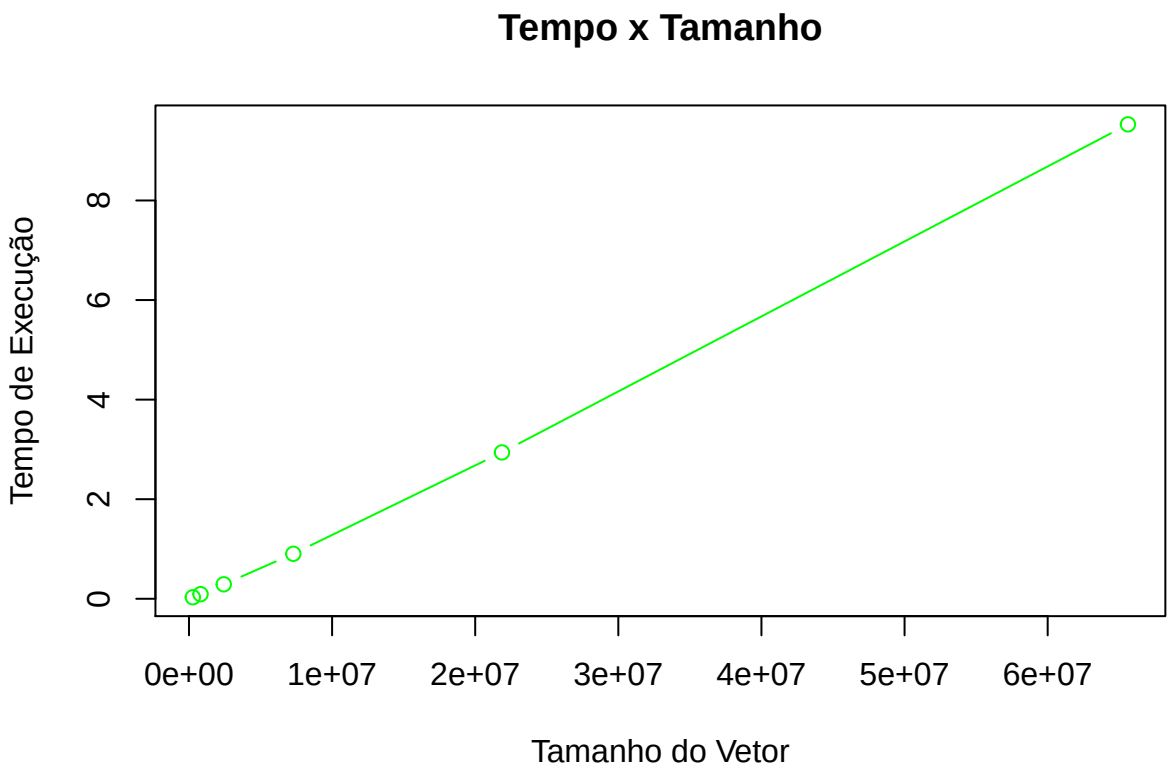
```
percentageConfiance = (1 - data.agg.shapiro$p.value) * 100
```

- **O teste apreenta um p-value próximo de: 0 o que torna válido um nível de confiança de aproximadamente até: 100 %**

Análise dos gráficos

- Os gráficos foram gerados utilizando-se de duas ferramentas, no R Studio e no Excel.
- A imagem abaixo apresenta o gráfico plotado na ferramenta R Studio com a relação do tempo de execução versus tamanho do vetor.

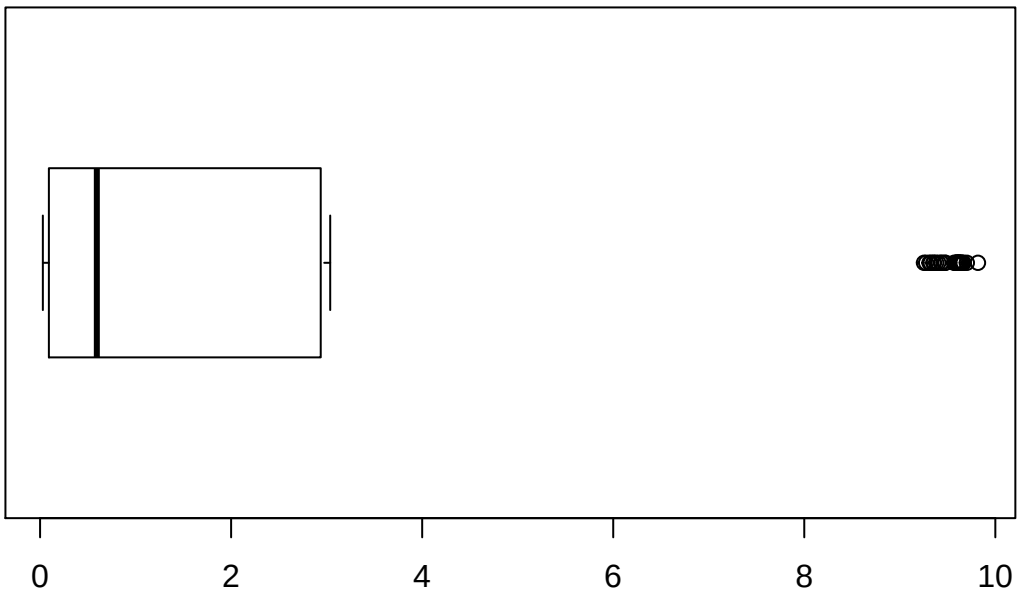
```
plot(data.agg$SIZE, data.agg$TIME, type = "b", col="GREEN", xlab="Tamanho do Vetor", ylab="Tempo de Exe
```



Demais gráfico dos tempos obtidos

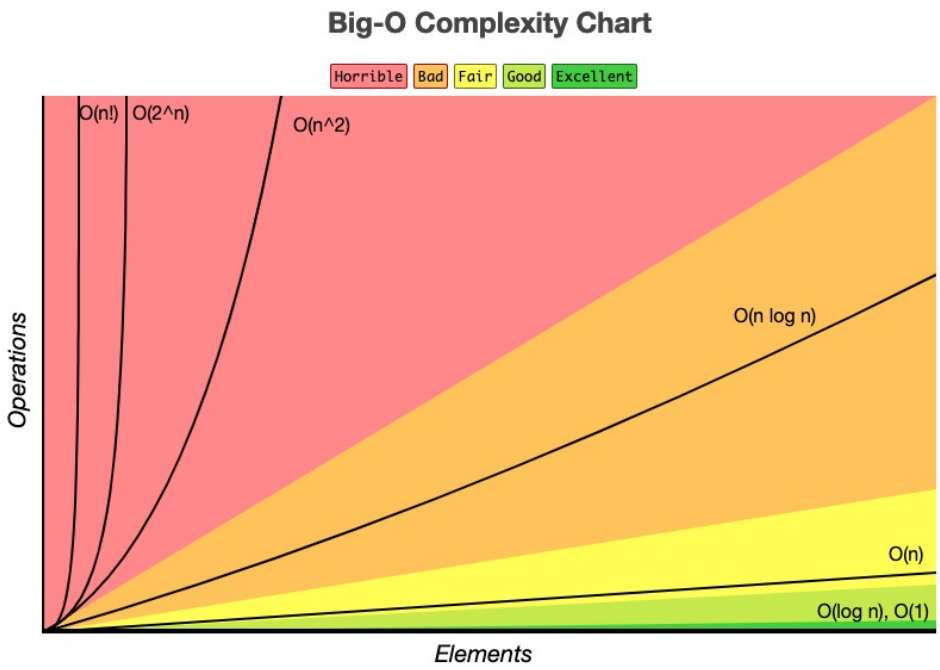
- Bloxplot

```
boxplot(data.csv$TIME, horizontal = T)
```



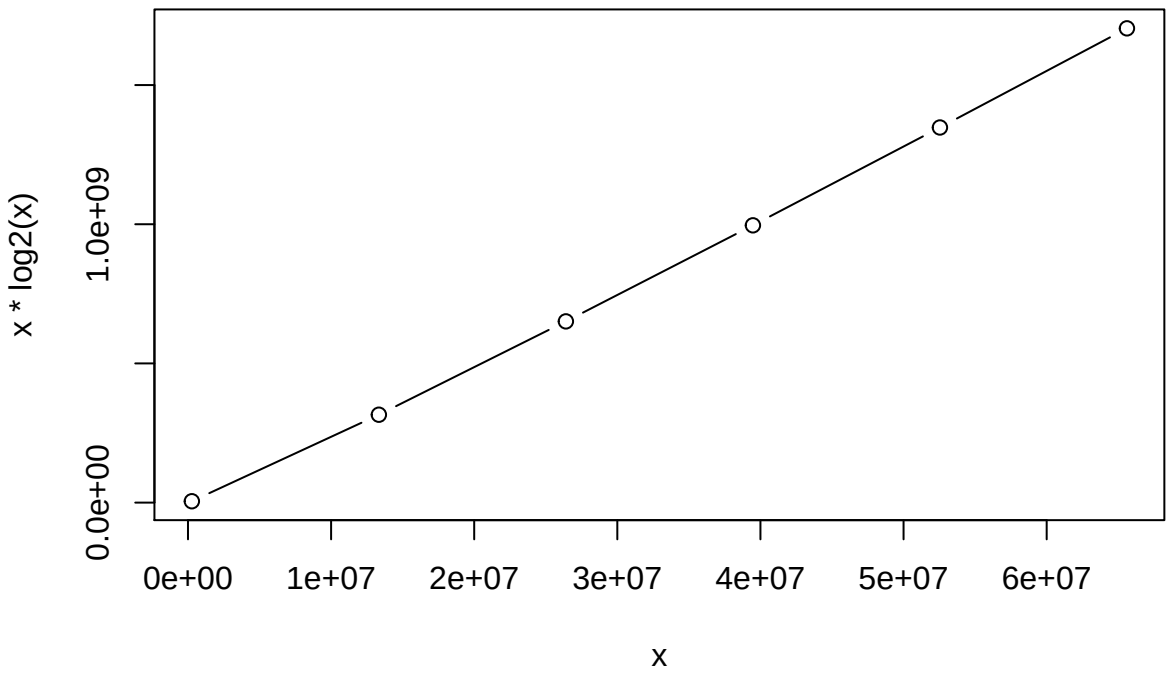

```
#plot(ecdf(data.csv$TIME))
#hist(data.csv$SIZE / data.csv$TIME, col = "GREEN", breaks=100)
```

- Dessa forma, constata-se que a linha traçada segue a curvatura esperada para uma função de `n log n`. Conforme mostrado pela figura abaixo.

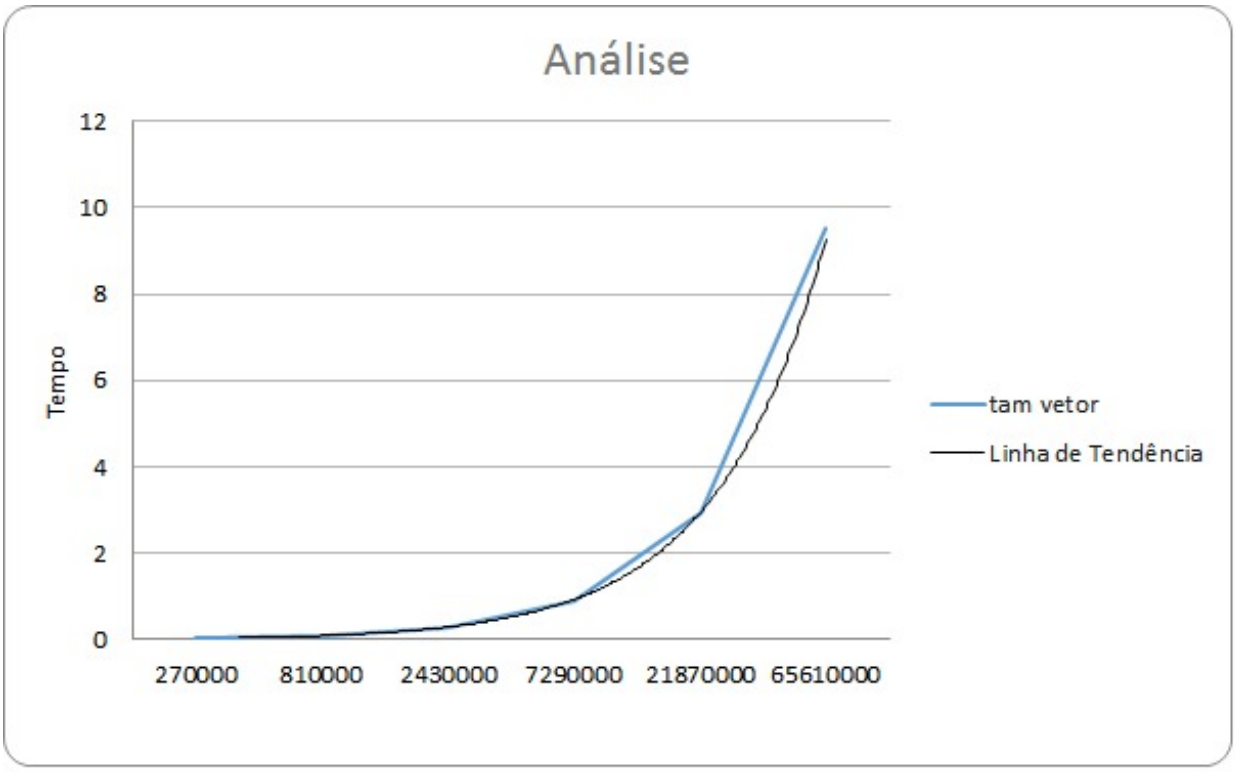


- A linha de tendência foi plotada em outro gráfico, devido as escalas não condizerem com a realidade. Não sendo possível unir os dados para que estes fossem gerados no mesmo gráfico. Já que as escalas da função `n log n`, com base nos tamanhos dos vetores gerados serem grandes e a execução do programa se realizar de maneira muito rápida, as duas escalas não são compatíveis e não estão no mesmo intervalo. Assim, a linha de tendência para a função `n log n` gerada no R studio é apresentado a seguir.

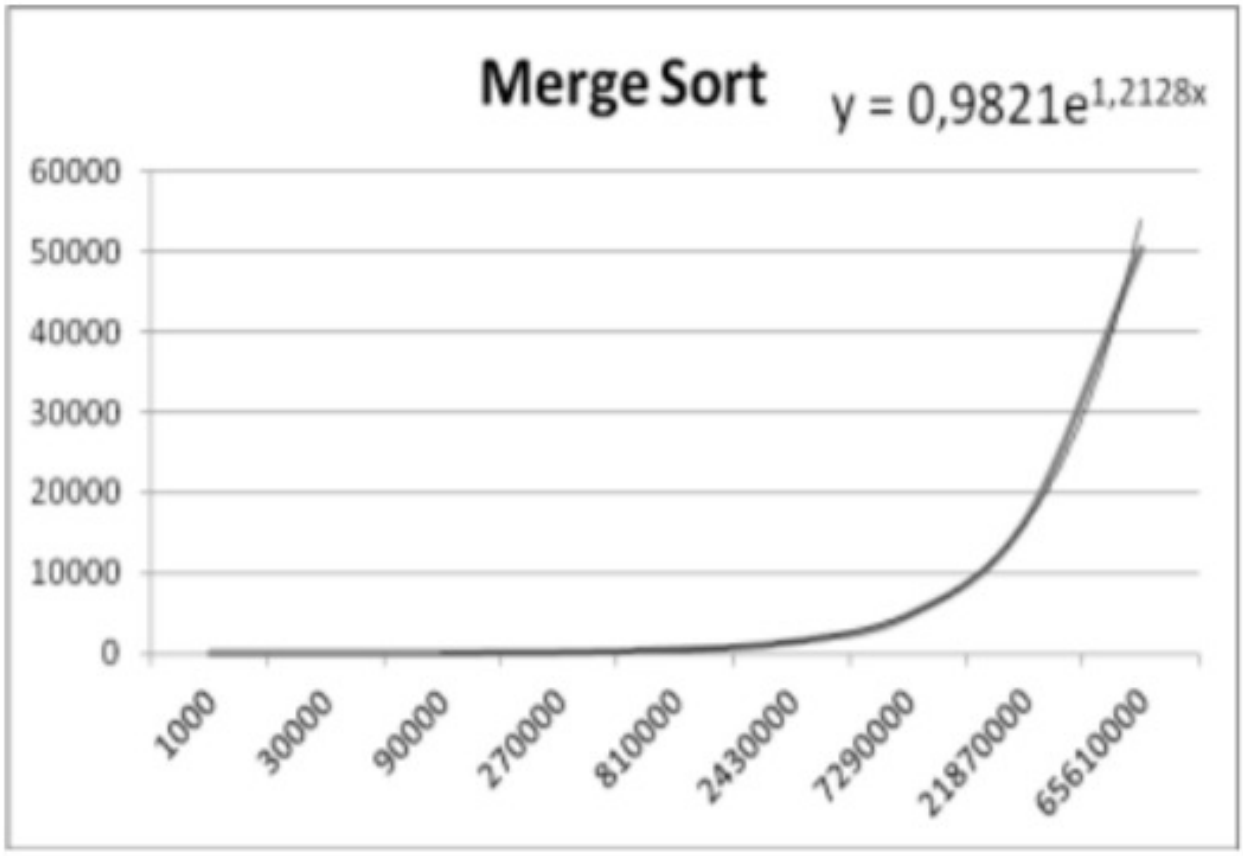
```
curve(x * log2(x), from=min(data.agg$SIZE), to=max(data.agg$SIZE), n = length(data.agg$SIZE), type = "b
```



- De maneira, a complementar o entendimento a respeito dos dados obtidos, um novo gráfico foi gerado na ferramenta Excel e está adicionado abaixo.



- Por este é possível constar que ele segue a curvatura de uma função de merge, conforme o gráfico posterior a ele, que utilizamos como referência.



- Segundo o autor Matiusso Jr. (2013) deste exemplo acima, a linha de tendência utilizada para analisar este tipo de gráfico é do tipo "exponencial", a qual sugere o comportamento `O (n log n)`. Assim, a linha de tendência e a linha dos dados podem ser visualizados no mesmo gráfico.

Referências

- Matiusso Jr, Mario E. 2013. Análise empírica de algoritmos de ordenação. Disponível em: http: //matiusso.dx.am/Arquivos/ArtigoAED.pdf Acesso em: 23/06/2021.