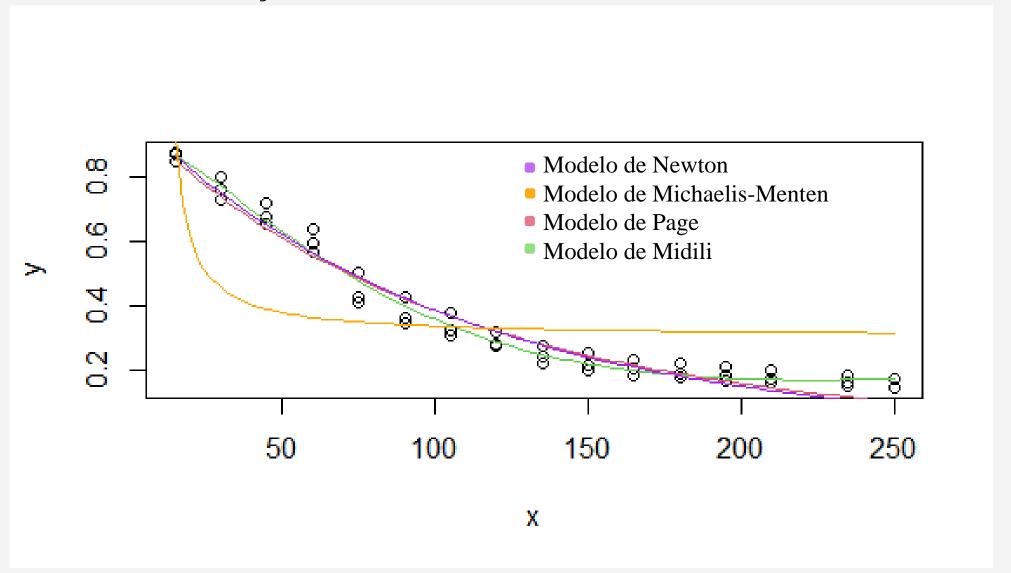


Seleção de Modelos

Figura 7: Gráficos dos modelos ajustados anteriormente aos dados de desidratação das flores de *Viola x wittrockiana*.



Observando os ajustes é dificil identificar qual é o modelo mais adequado. Portanto, para conseguirmos fazer isso, precisamos utilizar alguns indicadores.



Indicadores

- Para esse curso serão utilizados quatro indicadores:
 - R-quadrado (R^2)
 - R-quadrado ajustado (R_a^2)
 - Erro Médio Relativo
 - Erro Médio Estimado



Coeficiente de determinação (R^2)

- Fornece a proporção da variação de *Y* explicada pela variável *X* e mostra o quão "próximo" as medidas reais estão do nosso modelo.
- Essa medida varia de 0 a 1, e quanto mais próxima de 1, maior a precisão do modelo.
- É dado por:

$$R^2 = \frac{S_{XY}^2}{S_{XX} \times S_{YY}}$$



Coeficiente de determinação ajustado (R_a^2)

• O R_a^2 , diferente do R^2 , faz uma ponderação pelo número de parâmetros do modelo. Ele é dado por:

$$R_a^2 = 1 - \left[\frac{(1-R^2)(n-i)}{n-p} \right]$$

- R² é o coeficiente de determinação
- n é o número de medições
- p é o número de parâmetros
- *i* está relacionado com o ajuste do intercepto da curva



Erro Médio Estimado (EME)

- É utilizado para indicar o desvio dos valores observados em relação a curva estimada pelo modelo.
- É dado pela seguinte equação:

$$EME = \sqrt{\frac{\sum (y - \hat{y})^2}{GLR}}$$

GLR: Graus de liberdade do resíduo do modelo ajustado



Erro Médio Relativo (EMR)

Da mesma forma que o EME, o EMR também é utilizado para indicar o desvio dos valores observados em relação a curva estimada pelo modelo.

• É dado pela seguinte equação:

$$EMR = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^{n} (\frac{|y - \hat{y}|}{y})$$

• Para interpretação dos resultados, de acordo com Radünz et al. (2010), os ajustes médios relativos abaixo de 10% indicam ajuste adequado dos valores observados em relação ao modelo ajustado.



Cálculo dos indicadores

• Para calcular os indicadores vamos utilizar novamente o RStudio. Como exemplo para realizar os cálculos no R, vamos utilizar o modelo de Newton.



Cálculo dos indicadores

 Primeiramente, é preciso criar o objeto da regressão no R. No caso do modelo de Newton, isso é feito com seguinte comado:

 $reg1=nls(y \sim exp(-k*x), start=list(k=0.003))$



R^2 e R_a^2

- Para utilizar os próximos comandos, deve-se baixar o pacote qpcR na aba Packages, e chamar o pacote com o comando *library(qpcR)*.
- Com esse pacote é possível calcular tanto o \mathbb{R}^2 quanto o \mathbb{R}^2 , com os comandos:

Rsq(reg1) #para R2 Rsq.ad(reg1) #para R2 ajustado



R^2 e R^2_a

• Para o modelo de Newton os resultados obtidos utilizando os comandos foram:

> Rsq(reg1)

[1] 0.9698351

> Rsq.ad(reg1)

[1] 0.9698351



Erro Médio Estimado (EME)

• Para o cálculo do EME no R para o modelo de Newton, os comando utilizados são:

n < -length(x)eme1 = (100/n)*sum(abs(pf-fitted(reg1))/y); eme1

O resultado obtido foi:

[1] 13.59066



Erro Médio Relativo (EMR)

 Para o cálculo do EMR no R para o Modelo de Newton, é necessário primeiro calcular a soma de quadrados do resíduo, com os comandos:

yest1=fitted(reg1)

SQR1=sum((y-fitted(reg1))^2); SQR1



Erro Médio Relativo (EMR)

• Em seguida, para calcular o EMR, os comandos utilizados são os seguintes:

```
n<-length(x)
p1<-1 #número de parâmetros
ep1=sqrt(SQR1/(n-p1))
ep1</pre>
```

• O resultado obtido foi:

[1] 0.0428095



Seleção de Modelos

Tabela 2: Indicadores dos modelos ajustados aos dados de desidratação de folhas de Viola × wittrockiana.

Modelo	\mathbb{R}^2	R^2_{a}	EME	EMR
Newton	0,9698	0,9698	13,59	0,0428
Page	0,9668	0,9661	12,71	0,0425
Page modificado	0,9668	0,9661	12,72	0,0425
Thompson	0,9498	0,9487	14,77	17,56
Henderson e Pabis	0,9695	0,9689	13,57	0,0433
Logarítmico	0,9781	0,9771	8,47	0,0349
Dois termos	0,9805	0,9791	8,12	0,0332
Exponencial de dois termos	0,9678	0,9671	11,66	0,0405
Wang e Sing	0,9790	0,9785	10,14	0,0353
Midilli et al.	0,9843	0,9832	7,5281	0,0299
Michaelis-Menten	0,3750	0,3614	46,4043	0,1608



Seleção de Modelos

 Na tabela apresentada vemos os resultados dos cálculos de todos os indicadores. A partir deles podemos identificar quais são os melhores ajustes. Entre os modelos apresentados, o melhor ajustado foi o Midili et al.



Seleção de Modelos: Midili et al.

- Pode-se observar que para este modelo o coeficiente de determinação ajustado foi de 0,9832 e, conforme Silva (2015), valores superiores a 98% indicam um bom ajuste dos modelos aplicados para representação do fenômeno de desidratação.
- O erro médio estimado foi de 7,5281 e o erro médio relativo foi de 0,0299 e, conforme Radünz et al. (2010), os ajustes médios relativos abaixo de 10% indicam ajuste adequado dos valores observados em relação ao modelo ajustado.

Estimativas

 Para o modelo com a melhor qualidade de ajuste pode ser fornecido um Intervalo de Confiança para a perda média de massa da referida curva de desidratação.





• Ele é obtido a partir do cálculo da variância das estimativas dos parâmetros do modelo, dada por:

$$\widehat{V}(\widehat{\beta}) = (X'X)^{-1}\widehat{\sigma}^2$$

- X é a matriz de primeiras derivadas parciais do modelo;
- $\hat{\beta}$ é o vetor de parâmetros do modelo;
- $\hat{\sigma}^2$ é o quadrado médio do resíduo.



• $\hat{\sigma}^2$ é dado por:

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (y - \hat{y}_i)^2}{n - p}$$

Em que:

- n é o número de observações;
- **p** é o número de parâmetros do modelo ajustado.



• O erro padrão da estimativa é dado por:

$$ep(\widehat{\beta}_i) = \sqrt{\widehat{V}(\widehat{\beta}_i)}$$

Em que:

• $\widehat{V}(\widehat{\boldsymbol{\beta}}_i)$ é um elemento da diagonal principal da matriz de variância-covariância.



• Portanto, o intervalo de 95% de confiança para o parâmetro β_i do modelo é dado por:

$$IC(\beta_i) = \hat{\beta}_i \pm t_{(v;0,025)} \times ep(\hat{\beta}_i)$$

Em que:

• $t_{(v;0,025)}$ é o quantil superior da distribuição t de Student, com $\alpha = 5\%$ e graus de liberdade v = n - p.



 No RStudio, vamos calcular o IC para o modelo de Midilli et al. Primeiro vamos criar a regressão do modelo de Midilli.

```
m=nls(y\sim a*exp(-k*x^n)+b*x,start=list(a=0.95, k=0.0021, b=-0.00001, n=1.07)) summary(m)
```



• Em seguida vamos utilizar os seguintes comandos:

```
yest=fitted(m)

SQR=sum((y-fitted(m))^2); SQR

n<-length(x)

p<-4 \rightarrow \text{Em que 4 \'e o n\'umero de parâmetros do modelo}

ep=sqrt(SQR/(n-p))

ep
```

o p<-4 pode ser substituído por p<-length(coef(m));p



 Com esses comandos obtemos o erro padrão (ep). A partir dele é possível obter o intervalo de confiança. O erro padrão obtido para o modelo de Midilli foi de 0,02993909.



• Em seguida, utilizam-se os seguintes comandos:

```
xnew \leftarrow seq(0, 250, length = 10000)

ynewm \leftarrow predict(m, list(x = xnew))
```

• *xnew* corresponde a 10.000 valores entre 0 e 250, e *ynewm* corresponde aos valores do peso final em relação aos 10.000 valores de *xnew* atribuídos ao tempo de secagem.



• Para calcular os valores máximo e mínimo do intervalo de confiança, usamos:

LSm=ynewm+qt(0.975,n-p)*epLIm=ynewm-qt(0.975,n-p)*ep



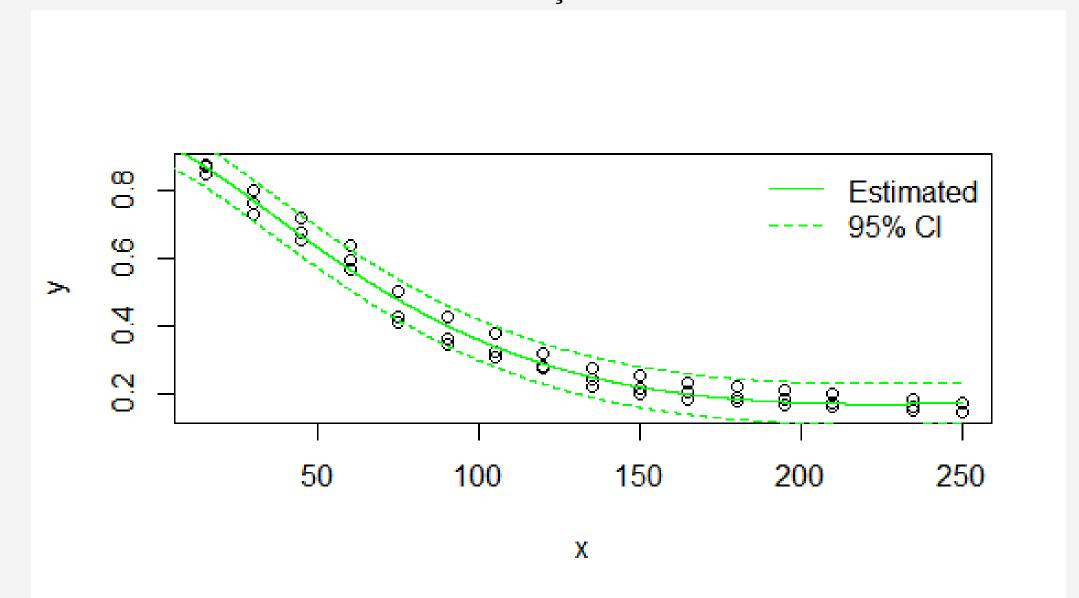
• Agora vamos construir o gráfico com o intervalo de confiança usando os comandos:

```
plot(x,y)
lines(xnew,ynewm, lwd=1,col=''green'')
lines(xnew, LIm, lwd=1, lty=2, col="green")
lines(xnew, LSm, lwd=1, lty=2, col="green")
legend("topright",
    legend=c("Estimated", "95% CI"),
    lwd=c(1,1), lty=c(1,2),
    col=c(''green'',''green''),
    bty="n", cex=1)
```



• Assim, obtemos a curva com o Intervalo de Confiança, representado pelas linhas pontilhadas:

Figura 8: Modelo de Midilli et al. ajustado aos dados de secagem de *Viola x wittrockiana* com o intervalo de confiança de 95% .





Previsão de um valor particular

• Para prever um valor particular para os dados de secagem, podemos utilizar o seguinte comando:

predict(m, list(x=c()))

Ao adicionar um valor no parênteses, o R nos entrega o peso final estimado para determinado tempo.



Previsão de um valor particular

• Por exemplo, caso se queira saber o peso final para um tempo de secagem de 150 minutos, devemos usar o comando da seguinte maneira:

predict(m, list(x=c(150)))

Assim encontramos que para 150 minutos de secagem, o peso final é de 0,2185733 gramas.



Referências

AVEN, M., FOLDES, F. The Chemical Kinetics of Procaine and Chloroprocaine Hydrolysis. Science, 24 Aug 1951. https://doi.org/10.1126/science.114.2956.206.b

CHARNET, et al. Análise de modelos de regressão linear: com aplicações. 2. ed. Campinas: Editora da UNICAMP, 2008. 368p

FERNANDES, T. Curva de crescimento do fruto do cafeeiro em diferentes alinhamentos de plantio utilizando modelos não lineares. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Lavras. Lavras, 2012.

FONSECA, J. Composição centesimal e modelagem da curva de Desidratação para perda de massa de *Viola* × *wittrockiana*. Trabalho de Conclusão de curso (Curso de Ciência e Tecnologia de Alimentos) - Universidade Federal do Pampa. Itaqui, 2018.

GASPARIN, P. P. (2012). Secagem da Mentha piperita em leito fixo utilizando diferentes temperaturas e velocidades de ar.



Referências

RADÜNZ, L. L. et al. Avaliação da cinética de secagem de carqueja. Revista engenharia na agricultura - REVENG, v. 19, n. 1, p. 19–27, 26 jan. 2011. doi10.13083/reveng.v19i1.147

R Core Team (2021). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL https://www.R-project.org/.

RITZ, C.; STREIBIG, J. C. Nonlinear Regression with R. 2009. 151p. https://doi.org/10.1007/978-0-387-09616-2

SILVA, L A.; ZAMBIAZI, R. C.; CHAVES, F. C.; FISCHER, S. Z. (2015). Avaliação das condições de extração sobre o teor de compostos fenólicos totais de *Viola x wittrockiana*. In: Congresso Brasileiro de Processamento mínimo e Pós-colheita de frutas, flores e hortaliças, 001. Aracaju-SE.