

# Métodos paramétricos e não-paramétricos para determinar o valor característico em resultados de ensaio de madeira

## Parametric and non-parametric methods to determine the characteristic value in wood tests results

Mariano Martínez-Espinosa  
Carlito Calil Júnior  
Francisco Antonio Rocco Lahr

**RESUMO:** Os resultados de ensaios de caracterização de madeiras e derivados são dados de uma variável aleatória cuja população segue uma distribuição em geral desconhecida. Assim, para estimar os parâmetros de interesse, é necessário identificar a distribuição de probabilidade com melhor aderência aos dados experimentais. Nessa identificação, podem ser utilizados os métodos gráficos, sendo os gráficos de probabilidade os mais usados. Os pontos deste gráfico são determinados utilizando uma combinação dos métodos paramétricos e não paramétricos. A linha estimada por este gráfico é uma representação dos percentis dos dados experimentais, obtidos usando estatística de ordem, estimadores de máxima verossimilhança da distribuição de probabilidade com melhor aderência aos dados experimentais, e a função inversa da distribuição acumulada. Os resultados obtidos mostram que a combinação dos métodos paramétricos e não-paramétricos, permitem identificar a distribuição de probabilidade mais adequada, o que possibilita uma estimação mais precisa dos parâmetros, principalmente do valor característico que é de fundamental importância na área de madeira e derivados. Além disso, com os métodos apresentados é possível estimar um intervalo de confiança para este valor.

**PALAVRAS-CHAVE:** Madeira, Gráficos de probabilidade, Distribuições de probabilidades, Percentis, Valor característico

**ABSTRACT:** Test results in wood and wood products characterization are data of a random variable which population distribution in general is unknown. Therefore, is necessary to identify the probability distribution that better goodness-of-fit the experimental data, to estimate the parameters of interest. In that identification, the graphic methods can be used, being the probability plot the most common. The points of this graph are determined using a combining parametric and non-parametric method. The fitted line for this graphical is the representation of the experimental data percentiles, which are obtained using order statistics, maximum likelihood estimate of probability distribution with better goodness-of-fit to the experimental data and the inverse cumulative distribution function. The obtained results show that combining parametric and non-parametric method, allow to identify which is the more appropriate probability distribution, that makes possible a more accuracy of the parameters, mainly of the characteristic value that is the fundamental importance in wood and wood products area. Moreover, with the presented methods is possible to estimate a confidence intervals for this value.

**KEYWORDS:** Wood, Probability plot, Distributions of probabilities, Percentiles, Characteristic value

### INTRODUÇÃO E OBJETIVO

O valor característico é um valor que corresponde ao percentil de 5% da distribuição de probabilidade que melhor se ajusta aos valores obtidos nos ensaios realizados sobre condições específicas (AEROCODE 5, 1993). A determinação experimental deste valor depende, entre ou-

tros fatores, do número de ensaios, da distribuição e da variabilidade dos resultados dos ensaios.

No caso da madeira e outros materiais, os valores da resistência de cálculo estão relacionados ao valor característico inferior, ou seja, aquele que tem 5% de probabilidade de ser ultrapassado no sentido desfavorável. Nestas condições a

determinação experimental da resistência característica é de fundamental importância na caracterização da madeira. Portanto, é necessário ter muito cuidado na determinação deste valor. Principalmente, deve ser verificada a distribuição de probabilidade mais adequada aos dados considerados (Martinez-Espinosa e Calil Júnior, 2000).

Portanto, o objetivo deste trabalho é utilizar uma combinação dos métodos paramétricos e não-paramétricos na determinação do valor característico, a partir dos resultados obtidos em ensaios de distintas solicitações na madeira e em produtos derivados.

## FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

### O método de máxima verossimilhança

Um dos melhores métodos para obter estimadores pontuais de um parâmetro é o método da máxima verossimilhança. O estimador de máxima verossimilhança (EMV) de um parâmetro  $\theta$  é o valor de  $\theta$  que maximiza a função de verossimilhança  $L(\theta)$  dada pela eq. 1. O EMV de  $\theta$  é usualmente denotado por  $\hat{\theta}$ , e baseado em uma amostra aleatória geralmente representada por  $x_1, x_2, \dots, x_n$ . Assim, o estimador ( $\hat{\theta}$ ) que melhor explica os dados da amostra é o valor de  $\theta$  que maximiza a probabilidade dos dados sob o modelo. Isto é,  $\hat{\theta}$  é um estimador de máxima verossimilhança de  $\theta$  se:

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^n f(y_i, \theta) \quad (1)$$

onde  $f(y_i, \theta)$  é a função densidade de probabilidade discreta ou contínua. Observe que,  $f(y_i, \theta)$  pode ter mais de um parâmetro, geralmente representados pelo vetor  $\tilde{\theta}$ . Neste caso, a função de verossimilhança dada pela eq. (1), pode ser escrita da seguinte maneira (Martinez-Espinosa et. al., 2004):

$$L(\tilde{\theta}) = \prod_{i=1}^n f(y_i, \tilde{\theta}) \quad (2)$$

Observe que  $L(\theta)$  são produtos de termos, o que facilita para trabalhar com logaritmos, pois o logaritmo do produto é a soma do logaritmo dos fatores. Assim, o logaritmo da função de verossimilhança é naturalmente o logaritmo de  $L(\theta)$ , isto é:

$$l(\theta) = \ln [L(\theta)] \quad (3)$$

Assim, o valor de  $\theta$  que maximiza  $L(\theta)$  do mesmo modo maximiza  $l(\theta)$ . Cabe destacar que, na prática, em geral, é mais fácil trabalhar com o

logaritmo da função de verossimilhança. Assim o EMV  $\hat{\theta}$  é o valor de  $\theta$  que maximiza o logaritmo da função de verossimilhança.

### A função escore e a função de informação

Para o cálculo de  $\hat{\theta}$ , é necessário maximizar para todos os possíveis valores de  $l(\theta)$ . Isto geralmente é feito pela diferenciação do  $l(\theta)$  com relação a  $\theta$ . Fazendo a derivada igual a zero, encontra-se  $\hat{\theta}$ . Com este procedimento obtém-se o mínimo relativo, ou seja, o ponto de inflexão. Para verificar que o valor máximo foi encontrado, é necessário que a derivada segunda seja negativa.

Assim, com a primeira derivada do logaritmo da função de verossimilhança com relação a  $\theta$ , define-se a função escore  $s(\theta)$ , dada por:

$$s(\theta) = l'(\theta) = \frac{dl(\theta)}{d\theta} \quad (4)$$

A função de informação  $f(\theta)$  é a derivada segunda do logaritmo da função de verossimilhança com relação a  $\theta$ , multiplicada por (-1):

$$f(\theta) = -l''(\theta) = -s'(\theta) = -\frac{d^2l(\theta)}{d\theta^2} \quad (5)$$

O espaço dos possíveis valores de  $\theta$  é chamado de espaço paramétrico ( $\Omega$ ). Usualmente  $\Omega$  é um intervalo de valores reais, onde a primeira e segunda derivada de  $l(\theta)$  com relação a  $\theta$  existem para todo ponto interno de  $\Omega$ .

Portanto, se  $\hat{\theta}$  é um ponto interior de  $\Omega$ , a primeira derivada será zero e a segunda derivada será negativa para  $\theta = \hat{\theta}$ . Assim, sob esta condição, tem-se:

$$s(\hat{\theta}) = 0 \quad (6)$$

com  $f(\hat{\theta}) > 0$ .

Para encontrar  $\hat{\theta}$ , são determinadas as raízes da função escore  $s(\theta) = 0$ . Em alguns exemplos simples, a função escore  $s(\theta) = 0$  pode ser resolvida algebricamente para fornecer  $\hat{\theta}$  da expressão. Em muitas distribuições, com mais de um parâmetro, pode ser necessário resolver esta função numericamente, por exemplo, na distribuição de Weibull. Neste caso, o método iterativo de Newton é muito utilizado (Kalbfleisch, 1985).

### Aderência gráfica

Na prática, em geral dispõe-se de dados de uma variável aleatória cuja distribuição da população é desconhecida. Assim, é necessário, identificar a distribuição de probabilidade com melhor aderência aos resultados experimentais. Em algumas situações, é possível utilizar a informação de outras variáveis que descrevam fenômenos

aleatórios similares, e que tenham uma distribuição conhecida. Dessa maneira, seria estimada uma possível distribuição de probabilidade, então o problema seria estabelecer um critério de rejeição ou aceitação do modelo (distribuição de probabilidade). Por outro lado, em muitos casos não se tem idéia da distribuição da variável. Quando isto acontece, os métodos gráficos podem ser utilizados para avaliar se uma distribuição de probabilidade adere aos dados experimentais. Estes processos gráficos, também conhecidos como aderência gráfica, permitem verificar a adequação dos dados a certas distribuições de probabilidades, sendo os gráficos de probabilidade os mais utilizados para tal verificação.

### Gráfico de probabilidade

O gráfico de probabilidade é um gráfico de probabilidades acumuladas estimadas, onde as percentagens (probabilidades associadas aos dados) são transformadas e usadas como a variável  $Y$ , contra os dados ( $x$ ) ou contra o logaritmo dos dados ( $\ln(x)$ ).

O gráfico de probabilidade é formado por pontos e por uma reta estimada. Os pontos deste gráfico representam percentagem dos dados e são calculados utilizando uma combinação dos métodos não paramétricos e paramétricos. A reta estimada é uma representação gráfica dos percentis, os quais são obtidos utilizando estatística de ordem, estimadores de máxima verossimilhança de uma distribuição de probabilidade selecionada e a função inversa da função de distribuição acumulada desta distribuição selecionada.

Considerando que a reta estimada é uma representação dos percentis, primeiro é preciso calcular os percentis para distintas percentagens, com base na distribuição selecionada. Portanto, a transformação de escala, escolhida para linearizar a reta estimada, depende da distribuição paramétrica selecionada. Assim, quanto mais próximos estão os pontos da linha estimada, melhor a distribuição de probabilidade estima os parâmetros. No entanto, surge a seguinte pergunta: qual distribuição de probabilidade selecionar inicialmente, para construir o gráfico de probabilidade?

A resposta a esta pergunta está na utilização de um programa computacional adequado, tal como o MINITAB V13, que faça tal verificação, para distintas distribuições de probabilidade, de maneira automática. Outros procedimentos podem ser utilizados (Martinez-Espinosa e Calil Júnior (2000).

### O teste de Anderson-Darling

Para confirmar a aderência gráfica, alguns testes de hipóteses não paramétricos podem ser utilizados. Estes testes consideram a forma da distribuição da população em lugar dos parâmetros. Por este motivo são chamados de testes não-paramétricos. As medidas de ajuste de aderência dependem do método de estimação utilizado, sendo o teste de Anderson-Darling, usual para os métodos de máxima verossimilhança e mínimos quadrados. É uma medida da proximidade dos pontos e da reta estimada no gráfico de probabilidade. O teste de Anderson-Darling é um teste alternativo dos testes de aderência de Chi-quadrado e Kolmogorov-Smirnov, o qual tem a vantagem de ser mais sensível que os dois mencionados, pois dá mais peso aos pontos das caudas da distribuição. Assim, valores pequenos da estatística de Anderson-Darling indicam que a distribuição estima melhor os dados (Stephens, 1974).

### Procedimento do teste

Para estabelecer um critério de rejeição ou não rejeição do modelo (distribuição de probabilidade), é formulada a seguinte teste de hipótese:

$$\begin{cases} H_0: Y \text{ segue uma determinada distribuição de probabilidade} \\ H_1: Y \text{ não segue esta distribuição de probabilidade proposta} \end{cases} \quad (7)$$

A estatística do teste para tomar a decisão é dada por:

$$A^2 = -n - \sum_{i=1}^n \frac{(2i-1)}{n} \ln[F(x_i) + \ln(1 - F(x_{n+1-i}))] \quad (8)$$

onde  $F$  é a função de distribuição acumulada da distribuição específica. Observe que  $x_i$  são os dados ordenados (NIST, 2002).

Os valores críticos ou de rejeição para o teste de Anderson-Darling dependem da distribuição específica que está sendo testada. Neste trabalho não são fornecidas tabelas de valores críticos, pois para este é usualmente aplicado com um pacote de programas estatísticos que calculará o valor crítico relevante. Neste trabalho será utilizado o MINITAB versão 13. O teste de Anderson-Darling é um teste unicaudal e a hipótese nula ( $H_0$ ) é rejeitada se o teste estatístico fornecer valor superior ao crítico. Cabe observar que este teste pode ser ajustado (pode ser multiplicado por uma constante, a qual usualmente depende do tamanho da amostra ( $n$ )). Estas constantes podem ser encontradas nos trabalhos de Stephens (1974, 1976 e 1977) ou em alguns livros tais como o NIST (2002).

### Métodos para estimar a função distribuição acumulada empírica

Para obter os pontos do gráfico utilizado, é preciso especificar um método para estimar a função distribuição acumulada empírica. Os métodos mais utilizados são os Escores normais, Kaplan-Meier, Kaplan-Meier modificado e o de Herd-Johnson. Cabe observar que, para grandes amostras, as diferenças entre os métodos são mínimas, porém para pequenas amostras elas podem ser significativas. Neste caso, é recomendável utilizar o método de Kaplan-Meier (Lee, 1992). Portanto, neste trabalho será utilizado o método de Kaplan-Meier.

Para definir a função distribuição acumulada empírica dos diferentes métodos, primeiramente os dados devem ser ordenados em forma crescente:  $x_1 < x_2 < \dots < x_n$ . Depois, devem ser calculados os valores da distribuição acumulada empírica utilizando os métodos antes mencionados (Conover, 1980) e (Ledermann, 1984). A seguir apresentam-se as expressões para cada um dos métodos.

a) Método dos escores normais, quando a distribuição é normal:

$$F^*(y_i) = \frac{(i - 3/8)}{(n + 1/4)} \quad (9)$$

para  $1 \leq i \leq n$ .

b) Estimador de Kaplan-Meier para amostras completas (sem censuras):

$$F^*(y_i) = \frac{i}{n} \quad (10)$$

para  $1 \leq i \leq n$ .

c) Estimador de Kaplan-Meier modificado para amostras completas (sem censuras):

$$F^*(y_i) = \frac{i - 0,5}{n} \quad (11)$$

para  $1 \leq i \leq n$ .

d) Estimador de Herd-Johnson para amostras completas (sem censuras):

$$F^*(y_i) = \frac{i}{n + 1} \quad (12)$$

para  $1 \leq i \leq n$ .

Na Tabela 1 são apresentados os pontos de x e y (transformados) para construir o gráfico de probabilidade de distintas distribuições de probabilidade (Lee, 1992).

**Tabela 1**

Distribuição de probabilidade e valores de x e y (transformados). (Probability distribution and values of x and y (transformed data))

Distribuição.	x	y
Normal	<i>dados</i>	$\Phi^{-1}(p)$
Lognormal base e	$\ln(\textit{dados})$	$\Phi^{-1}(p)$
Exponencial	<i>dados</i>	$-\ln(1 - p)$
Weibull	$\ln(\textit{dados})$	$\ln(-\ln(1 - p))$
Valor extremo	<i>dados</i>	$\ln(-\ln(1 - p))$
Logística	<i>dados</i>	$\ln\left(\frac{p}{1 - p}\right)$
Loglogística	$\ln(\textit{dados})$	$\ln\left(\frac{p}{1 - p}\right)$

Na Tabela 1,  $\Phi^{-1}(p)$  é o valor de uma distribuição normal padronizada inversa (z), tal que a probabilidade de  $z < \Phi^{-1}(p) = p$  e  $\ln(\textit{dados})$  é o logaritmo natural de x.

### Intervalos de confiança dos percentis

O valor característico é uma estimativa pontual, que depende da variabilidade dos dados amostrais. Por este motivo, também é necessário que sejam apresentados os limites dentro dos quais essa estimativa pode variar. Geralmente isto é feito através da determinação de um intervalo de confiança, cujos extremos (limites) são funções dos dados amostrais, que têm uma probabilidade conhecida de conter o verdadeiro valor do parâmetro (valor característico). Esta probabilidade é denominada coeficiente de confiança do intervalo. Para os intervalos de confiança dos percentis, em geral são considerados os níveis de confiança de 95%.

Um problema ao determinar o intervalo de confiança é a determinação dos limites entre os quais um dado percentil (por exemplo, o percentil 5%) da população se encontra. Tal afirmação somente pode ser feita com uma probabilidade p, onde em geral  $p = 0,95$ . Por exemplo, a partir de uma amostra de resistência em corpos-de-prova de madeira, numa dada população, pode ser necessário encontrar  $x_1$  e  $x_2$ , tal que se possa afirmar com probabilidade de 0,95, que o percentil de 5% da população corresponde à resistência entre  $x_1$  e  $x_2$ . Tais limites são chamados limites de tolerância (Ledermann, 1984).

Cabe destacar que, para utilizar este proce-

dimento devem ser estimados os parâmetros da distribuição e, para isso, utilizam-se os EMV ou os estimadores de mínimos quadrados (EMQ). O primeiro é o mais utilizado, pois em geral é mais preciso. Tendo os EMV, facilmente podem ser encontrados os limites do intervalo contendo um percentil da população. Os pontos  $x_1$  e  $x_2$ , satisfazem a relação dada pela eq. 13.

$$\int_{x_1}^{x_2} f(x; \hat{\theta}) dx = p \quad (13)$$

onde  $f(x; \hat{\theta})$  denota a função densidade de probabilidade da variável aleatória  $x$ ,  $\hat{\theta}$  é o vetor de parâmetro. Observe que a função densidade de probabilidade pode ter mais de um parâmetro (Leder mann, 1984).

## RESULTADOS E ANÁLISES

Na Tabela 2, são apresentados os valores da resistência à compressão paralela às fibras ( $f_{c0}$ ), em MPa, de 100 corpos-de-prova de madeira da espécie *Eucalyptus grandis*. Os ensaios foram realizados no Laboratório de Madeiras e de Estru-

turas de Madeira (LaMEM), do Departamento de Engenharia de Estrutura, EESC-USP (LaMEM, 1988). Os dados da Tabela 2 são um conjunto de dados apresentados em Martinez-Espinosa e Calil Júnior (2000). Observe que os dados estão ordenados em ordem ascendente e representados por .

Utilizando a fundamentação teórica, é possível:

- Determinar os estimadores de máxima verossimilhança.
- Verificar qual distribuição adere melhor os dados.
- Determinar o valor característico (o percentil de 5%) e um intervalo de 95% de confiança para este valor.
- Calcular a mediana (o percentil de 50%) e um intervalo de 95% de confiança para este valor.

Para determinar os estimadores de máxima verossimilhança, verificar a qual distribuição adere-se melhor os dados e determinar os percentis de 5% e 50%, assim como os intervalos de confiança, é utilizado o programa MINITAB V13.

**Tabela 2**

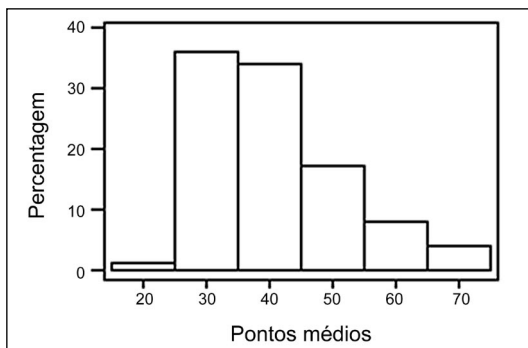
$f_{c0}$  em MPa de 100 corpos-de-prova de madeira da espécie *Eucalyptus grandis*, testados no LaMEM - EESC-USP, em 1988.

(Data of  $f_{c0}$  in MPa of 100 wood specimens, for the specie *Eucalyptus grandis*, the tests were carried out at the LaMEM of EESC-USP, in 1988.)

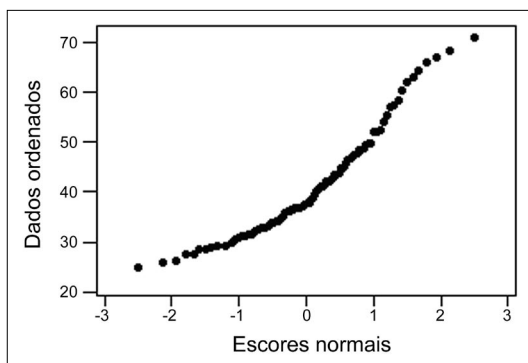
$i$	$x_i$	$i$	$x_i$	$i$	$x_i$	$i$	$x_i$	$i$	$x_i$
1	24,8	21	31,5	41	36,2	61	41,4	81	48,9
2	25,7	22	32,2	42	36,3	62	42,1	82	49,3
3	26,0	23	32,2	43	36,5	63	42,1	83	49,7
4	27,2	24	32,4	44	36,6	64	42,2	84	49,8
5	27,4	25	32,6	45	36,7	65	42,3	85	52,0
6	28,2	26	32,6	46	36,7	66	42,6	86	52,1
7	28,5	27	32,7	47	36,8	67	43,3	87	52,3
8	28,8	28	32,7	48	37,2	68	43,4	88	54,1
9	28,9	29	33,2	49	37,2	69	43,6	89	55,6
10	28,9	30	33,5	50	37,4	70	44,8	90	57,2
11	29,1	31	33,7	51	37,6	71	44,9	91	57,5
12	29,1	32	33,8	52	37,8	72	45,2	92	58,6
13	29,1	33	34,0	53	38,5	73	45,8	93	60,3
14	29,6	34	34,1	54	38,7	74	46,3	94	62,1
15	30,4	35	34,3	55	39,5	75	46,8	95	63,1
16	30,6	36	34,6	56	40,2	76	47,1	96	64,4
17	30,9	37	34,9	57	40,3	77	47,5	97	66,1
18	31,1	38	35,8	58	40,8	78	47,7	98	67,2
19	31,1	39	36,1	59	41,1	79	48,3	99	68,5
20	31,2	40	36,1	60	41,2	80	48,5	100	71,1

A saída do MINITAB V13 apresenta duas tabelas e um gráfico. A primeira tabela apresenta os EMV dos parâmetros da população para a amostra considerada, considerando a eq. (6) e o valor da estatística do teste de aderência de Anderson-Darling dado pela eq. (8). A segunda tabela apresenta os percentis da distribuição obtidos com os EMV e com as expressões de da Tabela 1, com seus respectivos intervalos de confiança aproximados. O gráfico de probabilidade apresenta uma reta estimada, os pontos dos dados e os limites dos intervalos de confiança para os percentis.

Observe que, antes de utilizar o gráfico de probabilidade, foi construído um histograma e um gráfico dos escores normais (utilizando o MINITAB), para ter uma idéia do comportamento dos dados. Estes gráficos são apresentados nas Figuras 1 e 2.



**Figura 1**  
Histograma de frequências relativas para os dados da Tabela 2.  
(Histogram of relative frequencies for the data of Table 2)



**Figura 2**  
Gráfico dos escores normais  $z_i^*$  contra os  $y_i$  ordenados.  
(Normal scores plot ( $z_i^*$ ) vs. the ordered observations ( $y_i$ ))

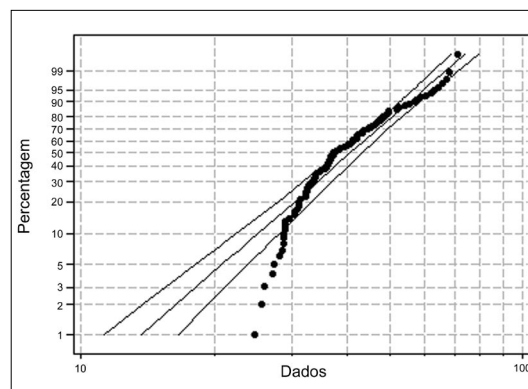
Das Figuras 1 e 2 pode-se concluir que os dados não seguem uma distribuição normal. Desta maneira a utilização da expressão estabelecida na NBR-7190 da ABNT (1997), usual para determinar o valor característico nos dados da amostra considerada, levariam a um valor absurdo. (Martinez-Espinosa e Calil Júnior (2000).

Na Tabela 3 com os dados da Tabela 2 são apresentados os EMV e o valor da estatística Anderson-Darling para várias distribuições.

**Tabela 3**  
EMV e valor da estatística de Anderson-Darling para várias distribuições de probabilidade. (Maximum likelihood estimator (MLE) and Anderson-Darling statistic value for several probability distributions)

Distribuição	Parâmetro	Estadística de Anderson-Darling
Weibull	44,8378 (escala) 3,88185 (forma)	2,591
Normal	40,687 (locação) 10,7057 (forma)	2,215
Lognormal base e	3,67397 (locação) 0,248689 (escala)	0,773
Lognormal base 10	1,59558 (locação) 0,108004 (escala)	0,773

Nas Figuras 3 a 6 são apresentados os gráficos de probabilidade para os dados da Tabela 2, considerando as distribuições dadas na Tabela 3.



**Figura 3**  
Gráfico de probabilidade considerando a distribuição de Weibull.  
(Probability plot considering the Weibull distribution)

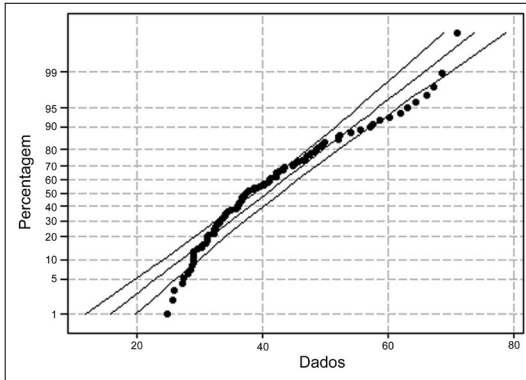
**Figura 4**

Gráfico de probabilidade considerando a distribuição normal.  
(Probability plot considering the normal distribution)

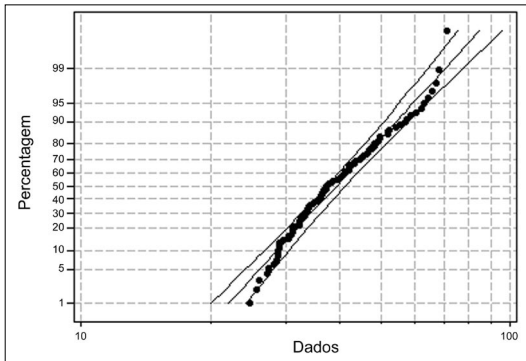
**Figura 5**

Gráfico de probabilidade considerando a distribuição lognormal base e.  
(Probability plot considering the lognormal base distribution)

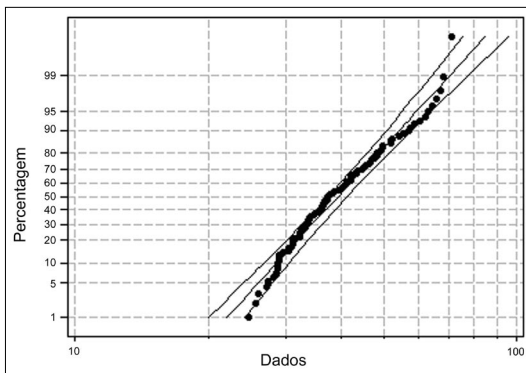
**Figura 6**

Gráfico de probabilidade considerando a distribuição lognormal base 10.  
(Probability plot considering the lognormal base 10 distribution)

Da Tabela 3 e das Figuras 2 a 6 pode-se concluir que a distribuição lognormal base  $e$  e base 10 são as mais adequadas para os dados em estudo. Cabe destacar que o valor da estatística Anderson-Darling, neste caso é o menor valor (0,733). Também nas Figuras 5 e 6 se observa que quase todos os pontos estão dentro dos intervalos em torno da reta estimada. Portanto, para o cálculo do valor característico e da mediana será considerada a distribuição lognormal base  $e$ . Esses valores e os intervalos de confiança (IC) para esses valores são apresentados nas Tabelas 4 e 5. Também nas Tabelas 4 e 5 são apresentados os valores característicos, mediana e IC considerando as outras distribuições, apenas para demonstrar que, nestes casos, a utilização inadequada de uma distribuição leva a determinação errada do valor característico.

**Tabela 4**

Valor característico e IC de 95% para os dados da Tabela 2, considerando três distribuições de probabilidade.  
(Characteristic value and 95% confidence interval for the data of Table 2, considering three probability distributions)

Distribuição	Valor característico	Intervalo de confiança.
Weibull	20,9	(18,2 ; 23,9)
Normal	23,1	(19,9 ; 26,3)
Lognormal base e	26,2	(24,3 ; 28,2)
Lognormal base 10	26,2	(24,3 ; 28,2)

**Tabela 5**

Mediana e IC de 95% para os dados da Tabela 2, considerando três distribuições de probabilidade.  
(Median and 95% confidence interval for the data of Table 2, considering three probability distributions)

Distribuição	Mediana	Intervalo de confiança
Weibull	40,8	(38,4 ; 43,3)
Normal	40,7	(38,6 ; 42,8)
Lognormal base e	39,4	(37,5 ; 41,4)
Lognormal base 10	39,4	(37,5 ; 41,4)

## CONCLUSÕES

Deste trabalho é possível concluir que, antes de calcular o valor característico pela expressão estabelecida na NBR-7190 da ABNT (1997), é preciso verificar se os dados seguem uma distribuição normal aproximada. Caso contrário, é necessário realizar uma transformação nos dados para não calcular o valor característico de forma

equivocada. Outra alternativa que pode ser considerada em tais situações é a utilização de uma distribuição assimétrica. Neste caso, também é preciso verificar a qual distribuição se aderem melhor os dados experimentais, utilizando métodos não paramétricos e paramétricos. Os resultados mostram que a utilização destes métodos, simultaneamente, permitem verificar qual distribuição de probabilidade se adere melhor aos dados, sendo neste caso a distribuição lognormal na base  $e$  o modelo mais adequado. O valor característico é 26,2 MPa e a mediana 39,4 MPa, os intervalos de confiança a 95% para estes parâmetros são (24,3 ; 28,2) e (37,5 ; 41,4), respectivamente. Observar que o número de dados utilizado no exemplo foi 100, portanto  $n$  grande ( $n > 30$ ). Isto significa que a assimetria dos dados de madeira em geral não é decorrente do tamanho da amostra, embora alguns pesquisadores considerem que grandes amostras apresentem distribuições normais. Também é importante destacar que, para determinar o valor característico, se devem utilizar mais de 20 dados, pois o 5% de 20 dados é 1, pois com um número menor somente se teria uma aproximação do mesmo.

## AUTORES

MARIANO MARTÍNEZ-ESPINOSA é Professor Adjunto do Departamento de Estatística do Instituto de Ciências Exatas e Tecnológicas da UFMT. Av. Fernando Corrêa da Costa, s/n – Coxipô – Cuiabá, MT - 78060-900 - E-mail: marianom@cpd.ufmt.br

CARLITO CALIL JUNIOR é Professor Titular do Departamento de Estruturas -LaMEM/SET da Escola de Engenharia de São Carlos / USP. Av. Trabalhador São-carlense, 400 – Caixa Postal 676 – São Carlos, SP - 13566-590 - E-mail: calil@sc.usp.br

FRANCISCO ANTONIO ROCCCO LAHR é Professor Titular do Departamento de Estruturas -LaMEM/SET da Escola de Engenharia de São Carlos / USP. Av. Trabalhador São-carlense, 400 – Caixa Postal 676 – São Carlos, SP - 13566-590 - E-mail: frocco@sc.usp.br

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AEROCODE 5. **Design of timber structures: part 1-1: general rules and for buildings.** Bruxells: European Committee for Standardization, 1993. p.25-27

ABNT - ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR-7190/97 - projeto de estrutura de madeira.** Rio de Janeiro: ABNT, 1997.

CONOVER, W.J. **Practical nonparametric statistics.** New York: John Wiley, 1980.

NIST – NATIONAL INSTITUTE OF STANDARDS AND TECHNOLOGY. **Engineering statistics handbook and handbook of statistical methods.** Sematech: NIST, 2002. Disponível em <<http://www.itl.nist.gov/div898/handbook/date>>. Acesso em: 18 mar.2003

KALBFLEISCH, J.G. **Probability and statistical inference.** 2.ed. New York: Springer-Verlag, 1985. v. 2: Statistical inference

LaMEM - LABORATÓRIO DE MADEIRA E DA ESTRUTURA DE MADEIRA. **Características físicas, de resistência e de elasticidade dos eucaliptos: relatório de pesquisa apresentado à Secretaria de Ciências, Tecnologia e Desenvolvimento Econômico do Estado de São Paulo.** São Carlos: Escola de Engenharia de São Carlos / Universidade de São Paulo, 1988. 42p.

LEDERMANN, W. **Handbook of applicable mathematics: probability.** New York: John Wiley, 1984. v.2

LEDERMANN, W. **Handbook of applicable mathematics: statistics.** New York: John Wiley, 1984. v.6

LEE, E.T. **Statistical methods for survival data analysis.** 2.ed. New York: John Wiley, 1992.

MARTÍNEZ-ESPINOSA, M.; LOUZADA-NETO, F.; CALIL JÚNIOR, C. **Estatística geral com aplicações à engenharia.** São Paulo: Editora Atlas, 2004.

MARTÍNEZ-ESPINOSA, M.; CALIL JÚNIOR, C. Determinação do Valor Característico da Resistência da Madeira: Distribuições de Probabilidades Simétricas e Assimétricas. **Revista madeira: arquitetura e engenharia**, v.1, n.2, p.25-30, 2000.

STEPHENS, M.A. EDF: statistics for goodness of fit and some comparisons. **Journal of the American Statistical Association**, v.69, p.730-737, 1974.

STEPHENS, M.A. Asyntotic results for goodness of fit statistics with unkwon parameters. **Annals of statistics**, v.4, p.357-369, 1976.

STEPHENS, M.A. Goodness of fit for the extreme value distribution. **Biometrika**, v.64, p.583-588, 1977.