



Acta Scientiarum. Technology

ISSN: 1806-2563

eduem@uem.br

Universidade Estadual de Maringá  
Brasil

Coelho Barros, Emílio Augusto; Mazucheli, Josmar  
Um estudo sobre o tamanho e poder dos testes t-Student e Wilcoxon  
Acta Scientiarum. Technology, vol. 27, núm. 1, enero-junio, 2005, pp. 23-32  
Universidade Estadual de Maringá  
Maringá, Brasil

Disponível em: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=303226513002>

- Como citar este artigo
- Número completo
- Mais artigos
- Home da revista no Redalyc

redalyc.org

Sistema de Informação Científica  
Rede de Revistas Científicas da América Latina, Caribe, Espanha e Portugal  
Projeto acadêmico sem fins lucrativos desenvolvido no âmbito da iniciativa Acesso Aberto

# Um estudo sobre o tamanho e poder dos testes *t-Student* e *Wilcoxon*

Emílio Augusto Coelho Barros\* e Josmar Mazucheli

Departamento de Estatística, Universidade Estadual de Maringá, Av. Colombo, 5790 – Bl. F-67, 87020-900, Maringá, Paraná, Brasil. \*Autor para correspondência. e-mail: emilioaugusto@pop.com.br

**RESUMO.** Um dos problemas mais comuns em estatística consiste em testar a hipótese  $H_0: \mu = \mu_0$  versus a alternativa  $H_1: \mu \neq \mu_0$ , em que  $\mu_0$  é algum valor específico do parâmetro  $\mu$ . A partir de uma amostra aleatória, sob a suposição de que a mesma é proveniente de uma distribuição Normal com média  $\mu$  e desvio padrão  $\sigma$ , ambos desconhecidos, pode-se aplicar o bem conhecido teste *t-Student*. Como alternativa, sob a suposição de simetria da distribuição dos dados, pode-se utilizar o teste não-paramétrico conhecido na literatura como teste de *Wilcoxon* (Conover, 1971). Neste artigo, é conduzido um estudo de simulação Monte-Carlo com o intuito de avaliar o tamanho e o poder dos testes *t-Student* e de *Wilcoxon* sob diferentes instâncias. Para o cálculo do tamanho de ambos os testes, foram realizadas  $B = 100.000$  simulações Monte-Carlo com 10 diferentes tamanhos de amostras,  $n = 10, 20, \dots, 90, 100$ . Cada uma das  $B = 100.000$  amostras foram geradas das distribuições Normal, Laplace, Uniforme, *t-Student* e Logística sob a hipótese nula, sem perda de generalizades, com  $\mu = 0$ . Para o cálculo do poder, novamente  $B = 100.000$  amostras foram geradas sob a hipótese alternativa com  $\mu_0 = -1.0, -0.9, \dots, 0.9, 1.0$ .

**Palavras-chave:** tamanho do teste, poder do teste, simulação Monte-Carlo, teste *t-Student*, teste de *Wilcoxon*.

**ABSTRACT.** A study about the size and power of *t-Student* and *Wilcoxon* tests. A typical problem in statistics data analysis consists in testing a null hypothesis  $H_0: \mu = \mu_0$  versus an alternative  $H_1: \mu \neq \mu_0$ , where  $\mu_0$  is some specific value of the true parameter  $\mu$ . From a random sample with normal distribution with mean  $\mu$  and variance  $\sigma^2$ , both unknown, we might use the well known t-student test. As an alternative to the usual t-student test, under the symmetric supposition, we can use the nonparametric *Wilcoxon on* test (Conover, 1971). In this paper, a Monte-Carlo simulation study was conducted to calculate the empirical size and power of the t-student and *Wilcoxon* tests. In this study, several instances were considered. For the size of both tests, we considered sample sizes equal to  $n = 10, 20, \dots, 90, 100$  simulated from Normal, Laplace, Uniform, *t-Student* and Logistic distributions, under the null hypothesis with  $\mu = 0$ . In the power study, from the same sample sizes and for all distributions, random samples were simulated from the alternative hypothesis considering  $\mu_0 = -1.0, -0.9, \dots, 0.9, 1.0$ .

**Key words:** empirical size, power of tests, Monte-Carlo simulation, *t-Student* test, *Wilcoxon* test.

## Introdução

Seja  $(x_1, \dots, x_n)$  uma amostra aleatória proveniente de uma população com distribuição simétrica escrita na forma  $f\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)$  (Casella e Berger, 1990), com parâmetro de locação  $\mu$  e escala  $\sigma$ , ambos desconhecidos. Suponha o interesse em testar a hipótese  $H_0: \mu = \mu_0$  versus a alternativa  $H_1: \mu \neq \mu_0$ , em que  $\mu_0$  é algum valor especificado do parâmetro  $\mu$ . Sob a suposição de que  $(x_1, \dots, x_n)$  é proveniente de uma distribuição Normal com média  $\mu$  e desvio padrão

$\sigma$ ,  $X \sim N(\mu, \sigma)$ , é bem conhecida que a estatística definida na forma:

$$T = \frac{\sqrt{n}(\bar{x} - \mu_0)}{s},$$

tem distribuição *t-Student* com  $(n-1)$  graus de liberdade; em que  $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$  e  $s = \sqrt{\frac{1}{(n-1)} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$  são, respectivamente, a média e o desvio padrão amostral. Para hipóteses alternativas da forma  $H_1: \mu \neq \mu_0$ , rejeita-se  $H_0: \mu = \mu_0$ , em nível de significância  $\alpha$ , ( $0 < \alpha < 1$ ), se  $|T| > t_{(n-1; \alpha/2)}$ , em que  $t_{(n-1; \alpha/2)}$  é o  $100 \times \alpha/2$  percentil

da distribuição *t-Student* com  $(n-1)$  graus de liberdade. Quando não é possível garantir a suposição de normalidade, na presença de amostras suficientemente grandes, o Teorema Central do Limite garante que se os dados são provenientes de uma população com média  $\mu$  e variância finita  $\sigma^2$ , então a variável aleatória  $T$  pode ser aproximada por uma distribuição normal para  $n \rightarrow \infty$  (ver, por exemplo, Ferguson, 1967; Graybill, 1974; Casella e Berger, 1990). Na ausência da suposição de normalidade e assumindo que os dados são provenientes de uma distribuição simétrica, uma alternativa ao teste *t-Student* é o teste de *Wilcoxon* (Conover, 1971). O teste de *Wilcoxon* é baseado nos postos de  $(x_1, \dots, x_n)$ , cuja estatística é escrita na forma:

$$W = \sum_{i=1}^{n^+} R_i^+ - \frac{n_t(n_t+1)}{4},$$

em que  $R_i^+$  é o posto de  $|x_i - \mu_0|$  para  $x_i \neq \mu_0$ ,  $n_t$  e  $n^+$  são, respectivamente, o número de observações em que  $x_i \neq \mu_0$  e  $(x_i - \mu_0) > 0$ . Na presença de empates, a média dos postos é utilizada. Por exemplo, se  $x_1 = x_2$  e o posto de  $|x_1 - \mu_0| = 1$  e o posto de  $|x_2 - \mu_0| = 2$ , então os postos dessas diferenças são  $R_1^+ = 1.5$  e  $R_2^+ = 1.5$ , respectivamente. Para  $n_t \leq 20$ , a distribuição amostral de  $W$  é obtida a partir da enumeração de todas as possíveis amostras sob  $H_0$  (Conover, 1971; Hollander e Wolfe, 1973). Para  $n_t > 20$ , a estatística:

$$W^* = \frac{W\sqrt{n_t-1}}{\sqrt{n_tV-W^2}},$$

tem aproximadamente distribuição *t-Student*, com  $(n-1)$  graus de liberdade, em que

$$V = \frac{1}{24} n_t(n_t+1)(2n_t+1) - 0.5 \sum_{i=1}^{n^-} t_i(t_i+1)(t_i-1),$$

$n^-$  é o número de grupos com empates e  $t_i$  é o número de empates no  $i$ -ésimo grupo (Iman, 1974).

Em problemas reais, quando não é razoável assumir que os dados são provenientes de uma distribuição simétrica ou normal, pode-se recorrer ao teste do sinal como alternativa aos testes *Wilcoxon* e *t-Student*. Vale lembrar que na prática, em geral, é mais fácil garantir a simetria do que a normalidade, o que torna o teste de *Wilcoxon* uma boa alternativa não paramétrica ao teste *t-Student* (Conover, 1971).

Neste artigo, um estudo de simulação Monte-Carlo avalia o comportamento dos testes *t-Student* e *Wilcoxon* com relação ao tamanho e poder. Para o cálculo do tamanho empírico de ambos os testes, para várias distribuições, valores pseudo-aleatórios são gerados sob a hipótese nula com  $\mu = 0$ . Na avalia-

ção do poder, são gerados valores sob a hipótese alternativa atribuindo-se valores a  $\mu$ , que variam entre -1 e 1, com passo igual a 0.1.

Na Seção “Estudo de Simulação”, são discutidas as diferentes instâncias avaliadas no estudo de simulação. A Seção “Tamanho dos Testes” avalia o comportamento de ambos os testes com relação ao tamanho dos mesmos. O poder é avaliado na Seção “Poder dos Testes”. A Seção “Conclusões” finaliza este artigo com algumas conclusões.

### Estudo de simulação

O poder de um teste estatístico é definido como a probabilidade de rejeitar a hipótese nula, dado que a mesma é falsa. Na prática, é importante que se tenham testes com nível de significância próximos do nível de significância nominal e que o poder seja alto, mesmo em situações de amostras pequenas. Na suposição de amostras provenientes de uma distribuição Normal, hipóteses da forma  $H_0: \mu = 0$  versus  $H_1: \mu \neq 0$  podem ser avaliadas a partir da estatística *t-Student*, como descrito na Seção “Introdução”. Alternativamente, na suposição de simetria, pode-se utilizar o teste não-paramétrico de *Wilcoxon*. Para ambos, os testes, quando essas suposições estão satisfeitas, espera-se que o erro Tipo I seja próximo do nível de significância nominal e que o poder seja alto. Por outro lado, quando ocorre a quebra de alguma dessas suposições, é importante avaliar o comportamento da taxa de rejeição de  $H_0$  quando a mesma é verdadeira. Essa taxa de rejeição é definida como o tamanho empírico do teste e pode ser calculada via simulação Monte-Carlo, gerando-se amostras sob a hipótese nula. Por outro lado, gerando-se valores sob a hipótese alternativa, tem-se que a proporção de vezes em que  $H_0$  é rejeitada define o poder de um teste estatístico.

Para os testes *t-Student* e *Wilcoxon*, o tamanho e o poder dos mesmos foram calculados considerando-se a distribuição Normal, Laplace, Uniforme, *t-Student* e Logística (Tabela 1).

Para todas as instâncias descritas a seguir, foram adotados níveis de significância nominais  $\alpha = 0.01$  e  $\alpha = 0.05$ . As simulações foram conduzidas utilizando macros desenvolvidas no software SAS, nos quais os valores das estatísticas *t-Student* e *Wilcoxon* foram calculadas utilizando o procedimento *univariate*.

### Tamanho dos testes

No cálculo dos tamanhos de ambos os testes, *t-Student* e *Wilcoxon*, para cada uma das distribuições apresentadas na Tabela 1, foram geradas sob a hipótese nula,  $H_0: \mu = 0$ ,  $B = 100.000$  amostras de

tamanhos  $n = 10, 20, \dots, 90, 100$ . Para cada  $n$  e cada uma das distribuições apresentadas na Tabela 1, a proporção de vezes, entre as  $B = 100.000$  amostras, em que os testes levam a falsa rejeição de  $H_0$  define o tamanho empírico dos testes. Os resultados do estudo de simulação estão apresentados nas Tabelas 2 a 6. A Figura 1 apresenta o comportamento dos tamanhos dos testes em relação aos tamanhos de amostra.

Uma vez que o número de vezes em que  $H_0$  é rejeitada tem distribuição Binomial, a hipótese nula para avaliar se o tamanho empírico é estatisticamente igual ao tamanho nominal foi testada em nível de significância de 5%. Utilizou-se o teste Binomial exato, sendo que esses resultados também são apresentados nas Tabelas 2 a 6.

**Tabela 1.** Distribuições consideradas no estudo de simulação Monte-Carlo.

Distribuição	Expressão da Densidade
Normal	$f(x   \mu, \sigma = 1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp \left[ -\frac{1}{2} (x - \mu)^2 \right]$
Laplace	$f(x   \mu, \sigma = 1) = \frac{1}{2} \exp(- x - \mu )$
Uniforme	$f(x   \mu) = \frac{1}{2 + 2\mu}, \quad -1 \leq x \leq 1 + 2\mu$
t-Student	$f(x   \mu) = \frac{\Gamma(\frac{n}{2})}{\sqrt{\pi} \Gamma(\frac{n-1}{2})} \left( 1 + \frac{(x - \mu)^2}{n-2} \right)^{-\frac{n}{2}}$
Logística	$f(x   \mu, \sigma = 1) = \frac{\exp(-(x - \mu))}{[1 + \exp(-(x - \mu))]^2}$

**Tabela 2.** Taxas de Rejeição de  $H_0$  para  $X \sim N(\mu = 0, \sigma = 1)$

n	$\alpha = 5\%$		$\alpha = 1\%$	
	t-Student	Wilcoxon	t-Student	Wilcoxon
10	0.0509	0.0500	0.0108	0.0103
20	0.0506	0.0495	0.0101	0.0094 <sup>+</sup>
30	0.0491	0.0495	0.0097	0.0111
40	0.0499	0.0499	0.0097	0.0104
50	0.0501	0.0513	0.0098	0.0104
60	0.0505	0.0507	0.0102	0.0104
70	0.0496	0.0511	0.0101	0.0107
80	0.0493	0.0490	0.0098	0.0102
90	0.0497	0.0499	0.0100	0.0104
100	0.0494	0.0493	0.0102	0.0101

<sup>+</sup>Significante ao nível de 5%.

**Tabela 3.** Taxas de Rejeição de  $H_0$  para  $X \sim Laplace(\mu = 0, \sigma = 1)$

n	$\alpha = 5\%$		$\alpha = 1\%$	
	t-Student	Wilcoxon	t-Student	Wilcoxon
10	0.0414 <sup>+</sup>	0.0484	0.0057 <sup>+</sup>	0.0097
20	0.0467 <sup>+</sup>	0.0496	0.0072 <sup>+</sup>	0.0094
30	0.0479 <sup>+</sup>	0.0493	0.0084 <sup>+</sup>	0.0120 <sup>+</sup>
40	0.0487	0.0510	0.0085 <sup>+</sup>	0.0102
50	0.0490	0.0506	0.0090 <sup>+</sup>	0.0105
60	0.0479 <sup>+</sup>	0.0502	0.0084 <sup>+</sup>	0.0099
70	0.0488	0.0511	0.0092	0.0107
80	0.0491	0.0501	0.0094	0.0104
90	0.0492	0.0496	0.0090 <sup>+</sup>	0.0103
100	0.0500	0.0508	0.0092 <sup>+</sup>	0.0101

<sup>+</sup>Significante ao nível de 5%.

**Tabela 4.** Taxas de Rejeição de  $H_0$  para  $X \sim U(a = -1, b = 1)$

n	$\alpha = 5\%$		$\alpha = 1\%$	
	t-Student	Wilcoxon	t-Student	Wilcoxon
10	0.0526 <sup>+</sup>	0.0479 <sup>+</sup>	0.0134 <sup>+</sup>	0.0093
20	0.0527 <sup>+</sup>	0.0495	0.0118 <sup>+</sup>	0.0095
30	0.0513	0.0499	0.0112 <sup>+</sup>	0.0114 <sup>+</sup>
40	0.0507	0.0518	0.0108	0.0109 <sup>+</sup>
50	0.0515	0.0513	0.0109 <sup>+</sup>	0.0107
60	0.0499	0.0499	0.0100	0.0101
70	0.0497	0.0498	0.0104	0.0104
80	0.0505	0.0507	0.0108	0.0110 <sup>+</sup>
90	0.0497	0.0497	0.0100	0.0100
100	0.0515	0.0517	0.0106	0.0107

<sup>+</sup>Significante ao nível de 5%.

**Tabela 5.** Taxas de rejeição de  $H_0$  para  $X \sim t_4$

n	$\alpha = 5\%$		$\alpha = 1\%$	
	t-Student	Wilcoxon	t-Student	Wilcoxon
10	0.0440 <sup>+</sup>	0.0500	0.0075 <sup>+</sup>	0.0102
20	0.0461 <sup>+</sup>	0.0482 <sup>+</sup>	0.0078 <sup>+</sup>	0.0095
30	0.0456 <sup>+</sup>	0.0486	0.0082 <sup>+</sup>	0.0113 <sup>+</sup>
40	0.0474 <sup>+</sup>	0.0517	0.0081 <sup>+</sup>	0.0108
50	0.0486	0.0513	0.0087 <sup>+</sup>	0.0109 <sup>+</sup>
60	0.0479 <sup>+</sup>	0.0496	0.0085 <sup>+</sup>	0.0109 <sup>+</sup>
70	0.0471 <sup>+</sup>	0.0498	0.0089 <sup>+</sup>	0.0105
80	0.0477 <sup>+</sup>	0.0505	0.0092 <sup>+</sup>	0.0105
90	0.0487	0.0496	0.0086 <sup>+</sup>	0.0097
100	0.0483	0.0509	0.0089 <sup>+</sup>	0.0101

<sup>+</sup>Significante ao nível de 5%.

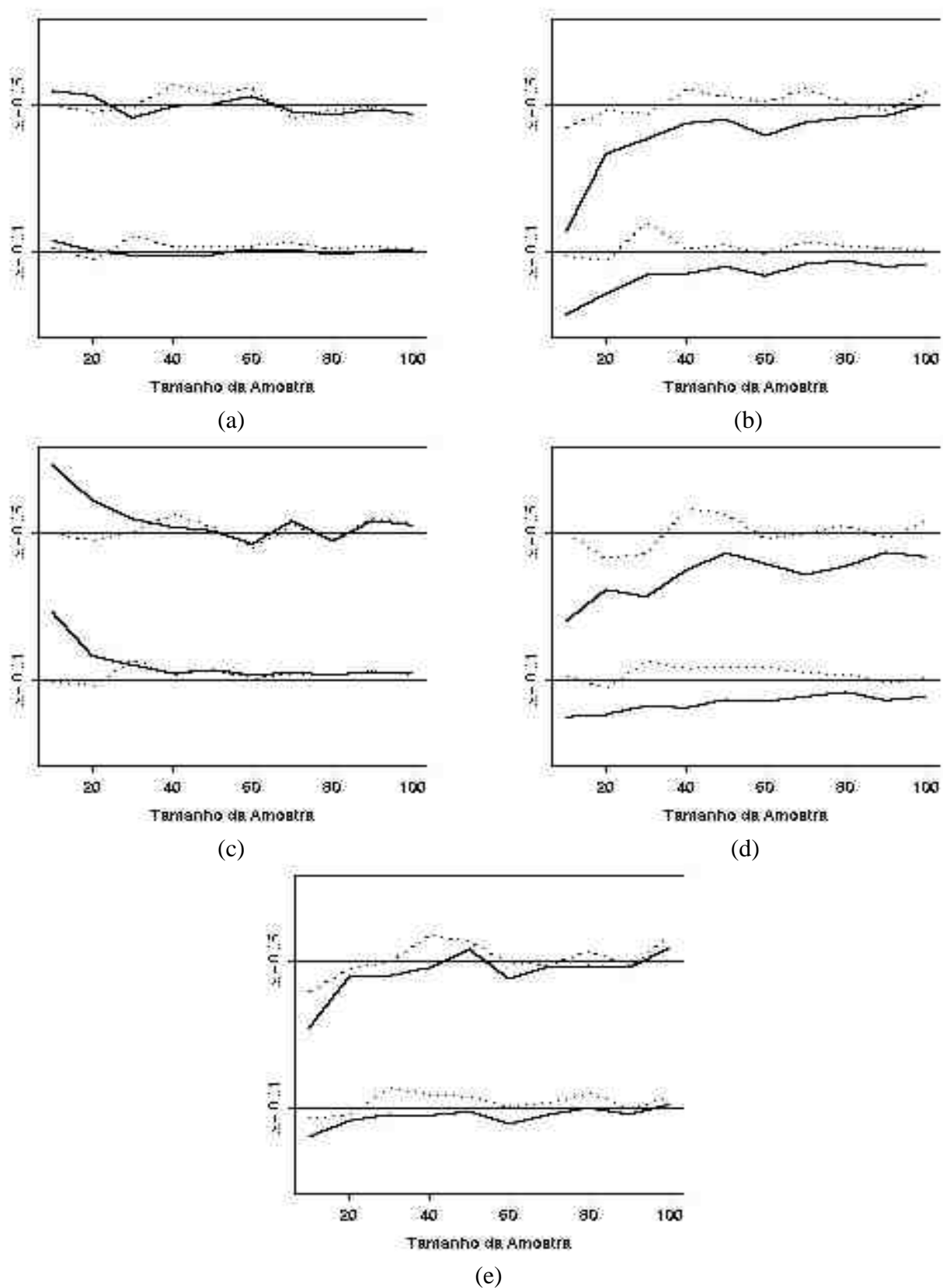
**Tabela 6.** Taxas de Rejeição de  $H_0$  para  $X \sim Logística(\mu = 0, \sigma = 1)$

n	$\alpha = 5\%$		$\alpha = 1\%$	
	t-Student	Wilcoxon	t-Student	Wilcoxon
10	0.0455 <sup>+</sup>	0.0479 <sup>+</sup>	0.0087 <sup>+</sup>	0.0093
20	0.0489	0.0495	0.0095 <sup>+</sup>	0.0095
30	0.0490	0.0499	0.0095	0.0114 <sup>+</sup>
40	0.0496	0.0518	0.0095	0.0109 <sup>+</sup>
50	0.0508	0.0513	0.0098	0.0107
60	0.0488	0.0499	0.0089 <sup>+</sup>	0.0101
70	0.0496	0.0498	0.0096	0.0104
80	0.0497	0.0507	0.0100	0.0110 <sup>+</sup>
90	0.0495	0.0497	0.0096	0.0100
100	0.0509	0.0517	0.0103	0.0107

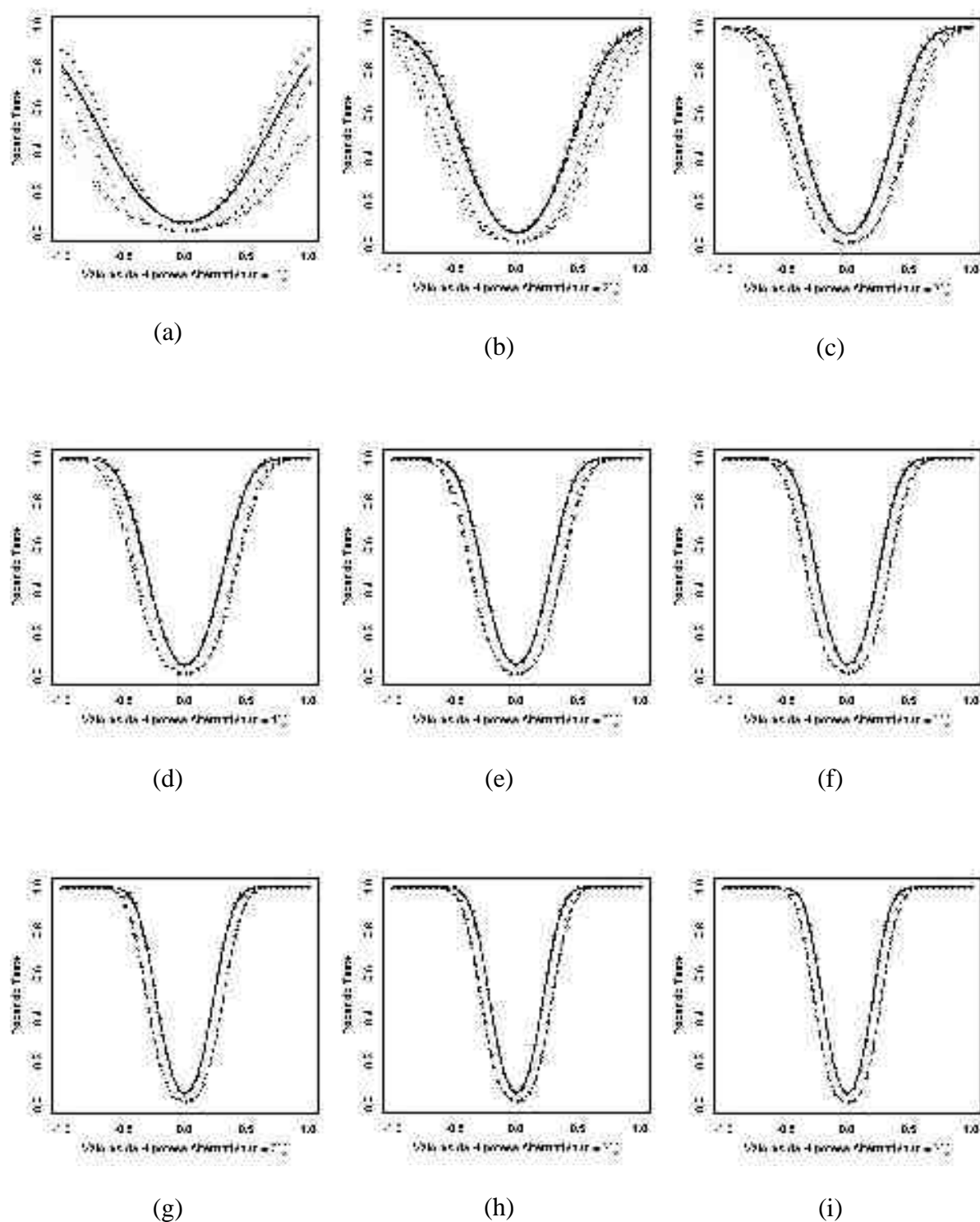
<sup>+</sup>Significante ao nível de 5%.

### Poder do teste

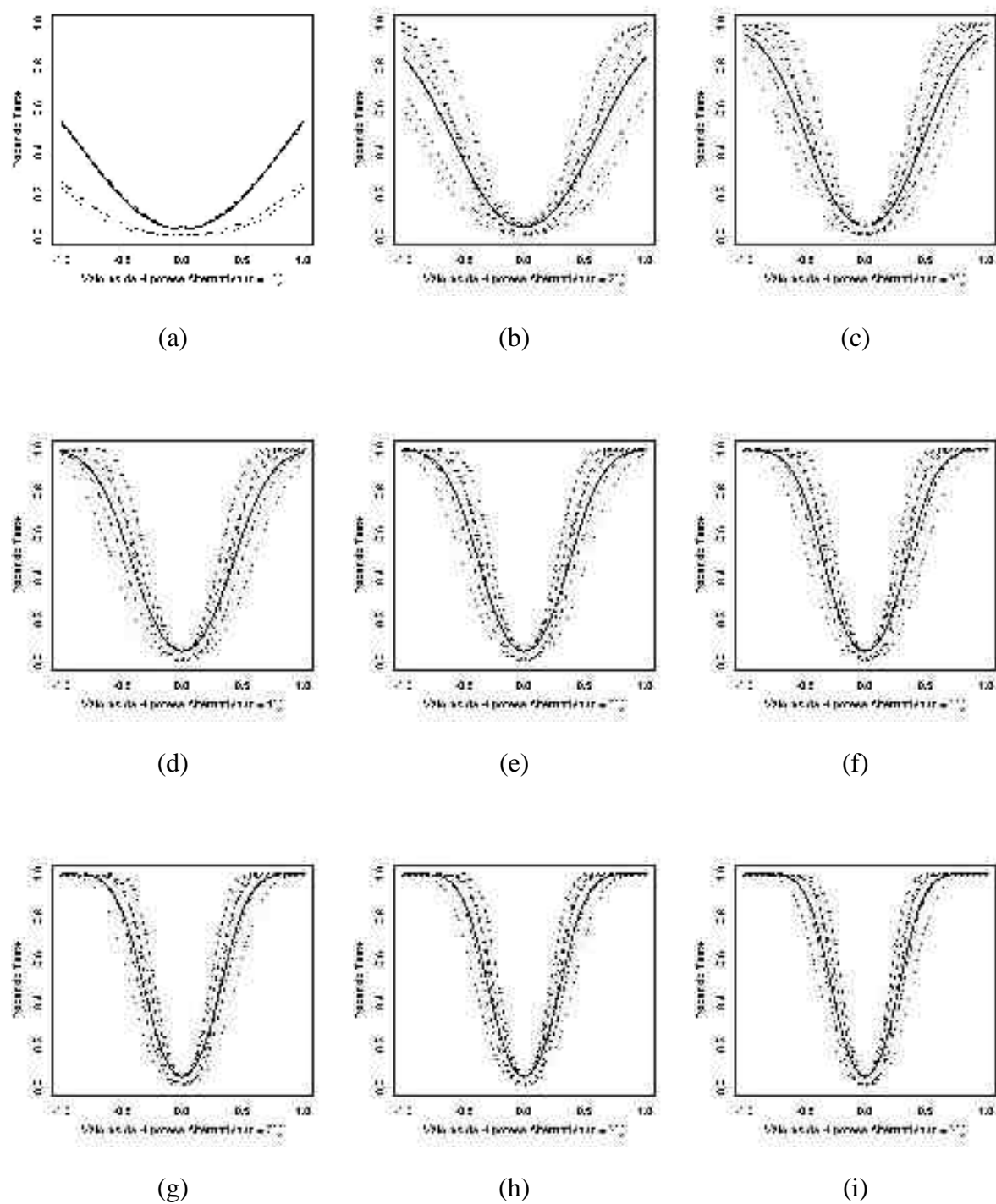
No cálculo do poder, para ambos os testes e para cada uma das distribuições apresentadas na Tabela 1, também foram geradas  $B = 100.000$  amostras de tamanhos  $n = 10, 20, \dots, 90, 100$ , sob a hipótese alternativa com  $\mu = -1.0, -0.9, \dots, 0.9, 1.0$ . Em cada uma das  $T = 5 \times 10 \times 100.000$  simulações, foram calculados os *p-valores* associados a ambos os testes. A proporção de vezes em que  $H_0$  foi corretamente rejeitada definiu o poder dos testes. Os resultados são apresentados nas Figuras 2 a 6. As curvas internas às figuras, representadas por (-o-), mostram o poder exato para o teste *t-Student*. Para cada uma das distribuições, os níveis de significância adotados foram os próprios tamanhos dos testes apresentados nas Tabelas 2 a 6.



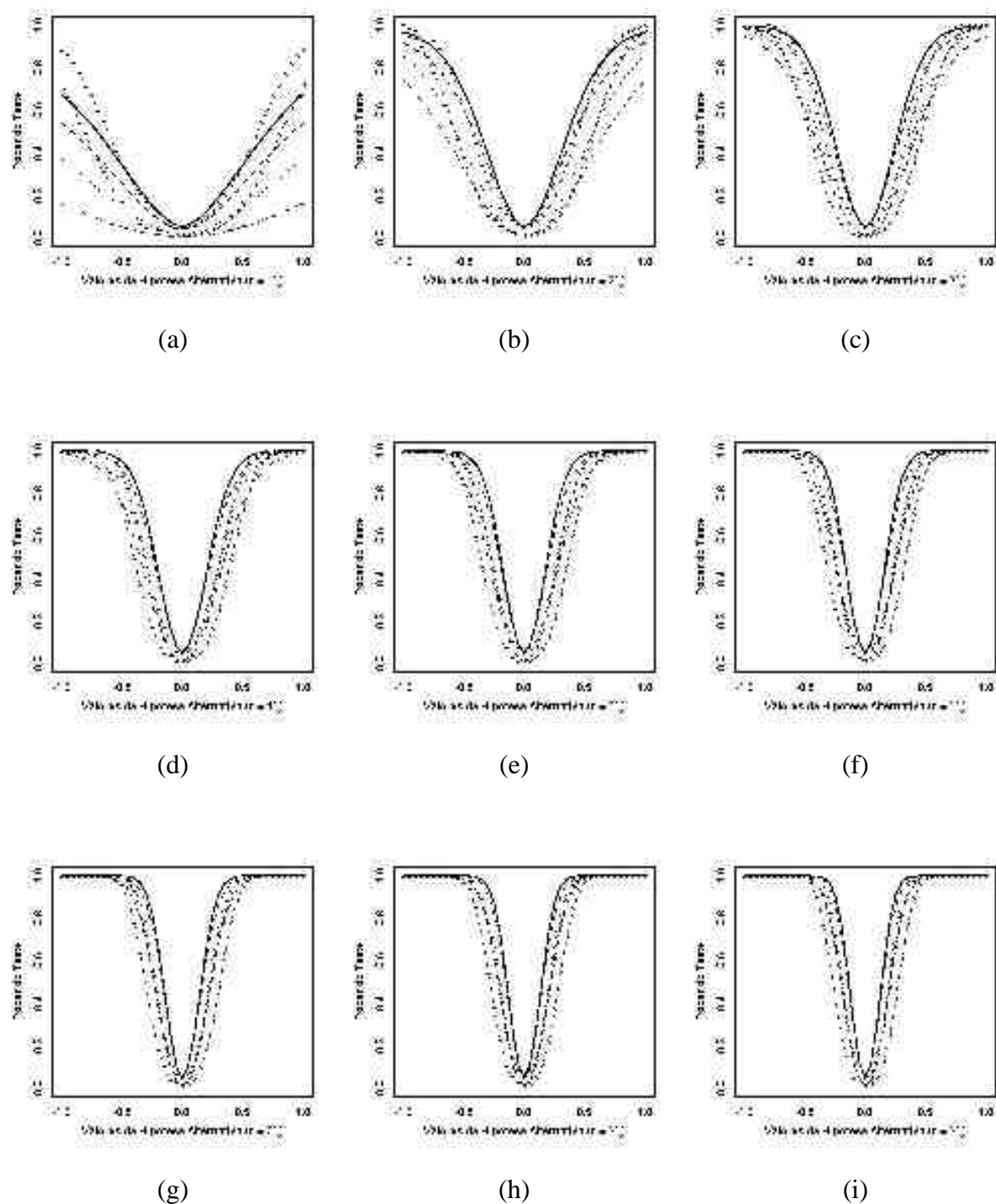
**Figura 1.** Tamanho dos testes; (—): Teste *t-Student*, (\*\*\*\*): Teste de Wilcoxon; (a): Distribuição Normal; (b): Distribuição de Laplace; (c): Distribuição Uniforme; (d): Distribuição *t-Student*; (e): Distribuição Logística.



**Figura 2.** Valores da hipótese alternativa versus o poder dos testes para a distribuição Normal;  $\alpha = 0.05$ : (—) *t-Student*, (---) *Wilcoxon*;  $\alpha = 0.01$ : (· · ·) *t-Student*, (- - -) *Wilcoxon*.

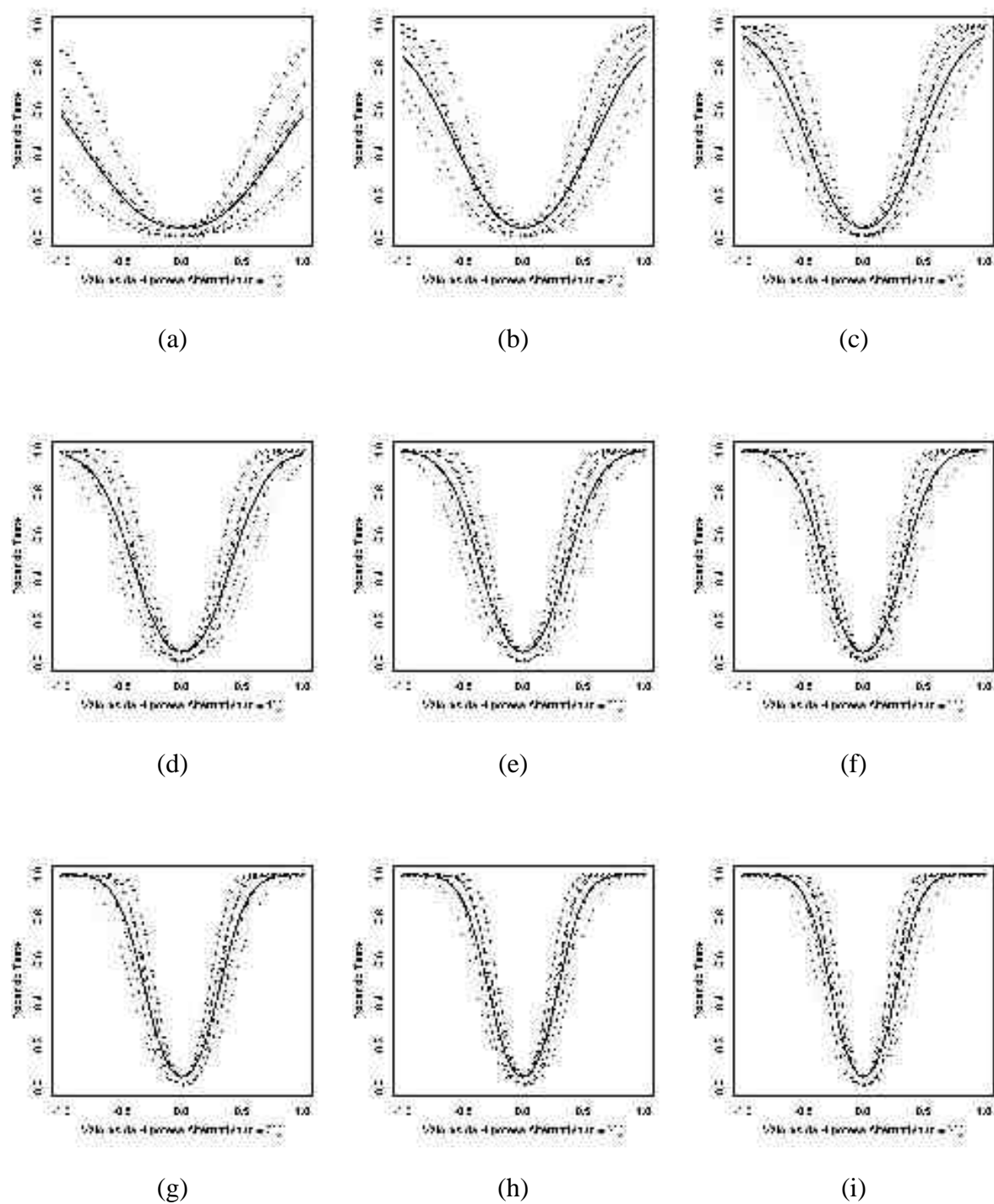


**Figura 3.** Valores da hipótese alternativa versus o poder dos testes para a distribuição Laplace;  $\alpha = 0.05$ : (—) *t-Student*, (---) *Wilcoxon*;  $\alpha = 0.01$ : (· ·) *t-Student*, (- -) *Wilcoxon*.

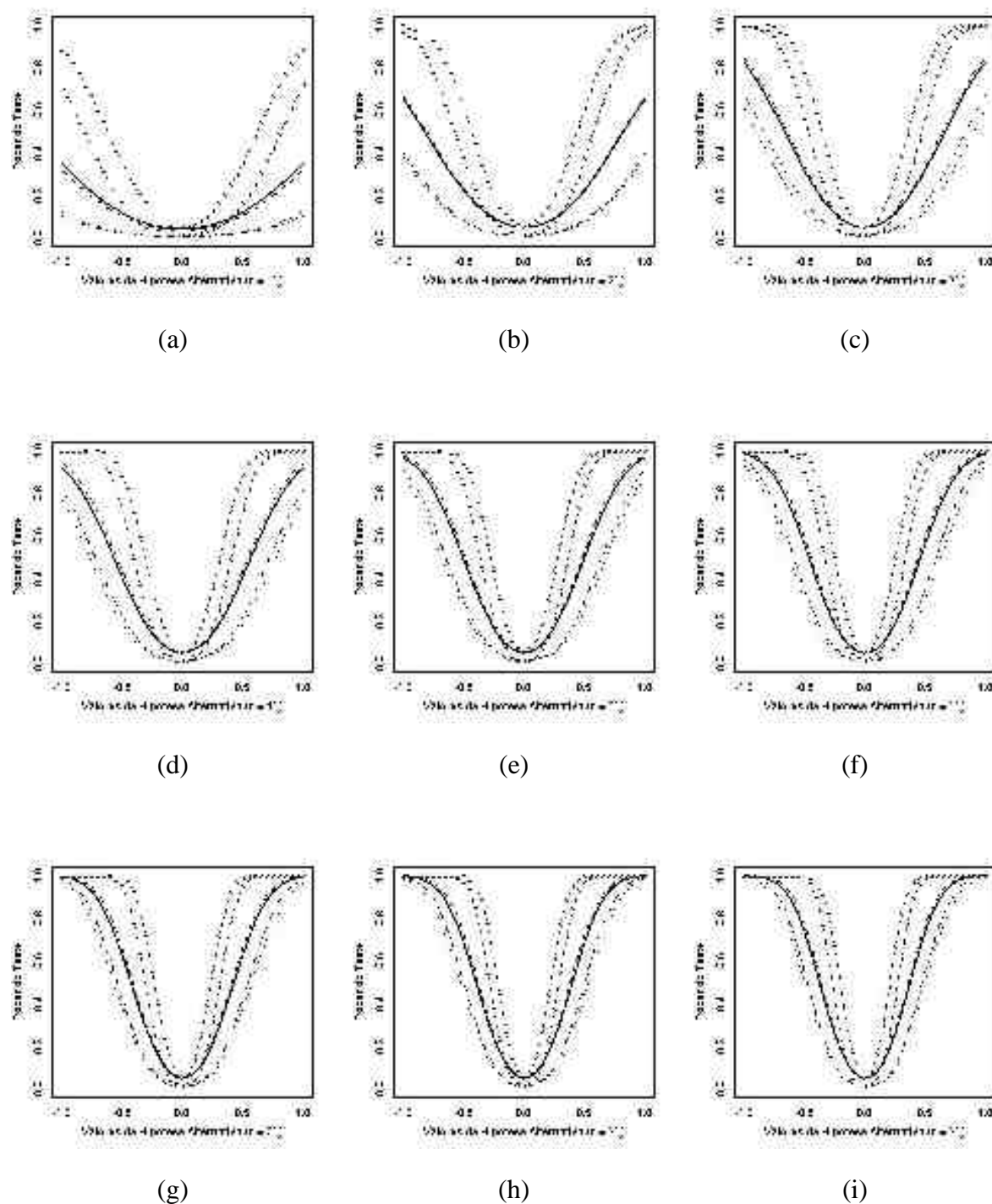


**Figura 4.** Valores da hipótese alternativa versus o poder dos testes para a distribuição Uniforme;  $\alpha = 0.05$ : (—) *t-Student*, (---) *Wilcoxon*;  $\alpha = 0.01$ : (· ·) *t-Student*, (- -) *Wilcoxon*.





**Figura 5.** Valores da hipótese alternativa versus o poder dos testes para a distribuição *t-Student*;  $\alpha = 0.05$ : (—) *t-Student*, (---) *Wilcoxon*;  $\alpha = 0.01$ : (· ·) *t-Student*, (- -) *Wilcoxon*.



**Figura 6.** Valores da hipótese alternativa versus o poder dos testes para a distribuição Logística;  $\alpha = 0.05$ : (—) *t-Student*, (---) *Wilcoxon*;  $\alpha = 0.01$ : (· ·) *t-Student*, (- -) *Wilcoxon*.

## Conclusão

A partir dos resultados apresentados nas Tabelas 2 a 6, observa-se para a distribuição Normal que os valores das taxas de erro tipo I dos testes *t-Student* e *Wilcoxon* se comportam de maneira similar e estão sempre próximos dos níveis de significância nominais, ( $\alpha=5\%$  e  $\alpha=1\%$ ), independente do tamanho da amostra. Para a distribuição Logística, em ambos os testes, as taxas de erro tipo I se aproximam do nível de significância à medida que o tamanho da amostra aumenta. Para  $n \leq 30$ , ambos os testes são conservativos; entretanto seus comportamentos são similares para amostras geradas da distribuição Normal. O comportamento das taxas de erro tipo I do teste de *Wilcoxon* para a distribuição de Laplace é bem diferente do teste *t-Student* principalmente para  $n \leq 60$  em que a hipótese de que o tamanho empírico é igual ao tamanho nominal sempre é rejeitada em nível de significância de 5% (Tabela 3). Um comportamento similar é observado quando os dados são gerados das distribuições *t-Student* e Uniforme.

Como observação, as taxas de erro tipo I do teste de *Wilcoxon* estão na maioria das instâncias próximas do nível de significância nominal para qualquer distribuição, independentemente do tamanho da amostra. Esse fato está relacionado com o fato de que o teste de *Wilcoxon* é baseado na suposição de simetria.

Em relação ao poder, a partir das Figuras 2 a 6, observa-se que a medida que a hipótese alternativa se

afasta de  $\mu = 0$ , e o tamanho da amostra aumenta, o poder dos testes se aproximam de 1. Ambos os testes se comportam similarmente quando a distribuição é Normal e Logística, porém, para as demais distribuições, o teste de *Wilcoxon* apresenta um poder maior do que o teste *t-Student*.

## Referências

- CASELLA, G.; BERGER, R.L. Statistical inference. *The Wadsworth & Brooks/Cole Statistics/Probability Series. Wadsworth & Brooks/Cole Advanced Books & Software, Pacific Grove, CA*, 1990.
- CONOVER, W.J. *Practical Nonparametric Statistics*. New York: John Wiley and Sons, 1971.
- FERGUNSON, T.S. *Mathematical statistics*. New York: Academic Press, 1967.
- IMAN, R.L. Use of a t-statistic as an approximation to the exact distribution of the *Wilcoxon* signed ranks test statistic. *Communications in Statistic*, v. 3, p. 795-806, 1974.
- GRAYBILL, A M. et al. *Introduction to the Theory of Statistics*. São Paulo: McGraw-Hill, 1974.
- HOLLANDER, M.; WOLFE, D.A. W. *Nonparametric statistical inference*. New York: John Wiley & Sons, 1973.

Received on January 10, 2005.

Accepted on June 15, 2005.