

IMPACTO DA VIOLAÇÃO DOS PRESSUPOSTOS DA ESTATÍSTICA PARAMÉTRICA EM ESTUDOS MORFOMÉTRICOS

Impact of violating parametric statistical assumptions in morphometric studies

Alessandra Cristina Silva Farias¹, Rafael Braz Azevedo Farias², Juarez Coelho Barroso³, Lara Maciel Teixeira⁴

¹Docente do Departamento de Engenharia de Pesca do Centro de Ciências Agrárias. Universidade Federal do Ceará, Centro de Ciências Agrárias, Departamento de Engenharia de Pesca. Avenida Mister Hull, s/nº, Campus do Pici, 60356000 - Fortaleza, CE – Brasil. E-mail: alesuite@gmail.

²Docente do Departamento de Estatística e Matemática Aplicada do Centro de Ciências. Universidade Federal do Ceará, Centro de Ciências Agrárias, Departamento de Estatística e Matemática Aplicada. Avenida Mister Hull, s/nº, Campus do Pici, 60440900 - Fortaleza, CE – Brasil. E-mail: rafael@dema.ufc.br

³Docente no IFCE Campus Acaraú. Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Ceará, IFCE Campus Acaraú. Av. Desembargador Armando de Sales Louzada, s/nº, laboratório de Dinâmica Populacional e Ecologia de Peixes Marinhos - DIPEMAR, Universidade Federal do Ceará (UFC), Monsenhor José Edson Magalhães 62580000 - Acaraú, CE – Brasil. E-mail: juarezbarroso@gmail.com

⁴Graduanda do curso de Engenharia do Petróleo do Centro de Tecnologia. Universidade Federal do Ceará, Campus do Pici – Bloco 727 1º andar – Fortaleza – CE – Brasil. E-mail: lara.maciel@alu.ufc.br

RESUMO

O presente trabalho teve como objetivo mostrar a importância de caracterizar os dados quanto à forma de sua distribuição de probabilidade e o impacto no resultado do uso de testes paramétricos na comparação de médias quando o modelo de distribuição dos dados é mal especificado, tomando como base estudos da morfometria de crustáceos. O banco de dados constou de dados de comprimento do abdômen de lagostas distribuídos nas seguintes variáveis qualitativas: sexo e mês. Os dados foram analisados em cinco etapas: (1) comparação de médias sem caracterizar a variável aleatória contínua; (2) caracterização da variável aleatória contínua quanto a distribuição de probabilidade; (3) transformação dos dados e recharacterização da variável aleatória contínua; (4) aplicação do modelo linear generalizado para comparação dos fatores e (5) avaliação do impacto que a violação dos pressupostos da estatística paramétrica causa na comparação dos fatores. A análise dos resultados indicou que o impacto da violação dos pressupostos levou a conclusões equivocadas, mais especificamente como o uso do teste t de Student, que é amplamente usado em pesquisas relacionadas com organismos biológicos. Deste modo, a importância de se realizar a correta aplicação das ferramentas estatísticas disponíveis fornecerá a segurança dos resultados e uma correta inferência.

Palavras-chave: Teste t de Student, Normalidade, Variância, Modelo linear generalizado.

ABSTRACT

The aim of the study was to highlight the importance of characterizing data in terms of its probability distribution and the impact on the results using parametric tests to compare means when the data distribution model is mis-specified, based on studies of crustacean morphometry. The dataset consisted of abdominal length measurements of lobsters categorized by the following qualitative variables: sex and month. The data were analyzed in five stages: (1) comparison of means without characterizing the continuous random variable; (2) characterization of the continuous random variable in terms of its probability distribution; (3) data transformation and re-characterization of the continuous random variable; (4) application of the generalized linear model for comparison of factors; and (5) evaluation of the impact of violating parametric statistical assumptions on the comparison of the factors. The analysis of the results showed that the impact of assumption violations led to misleading conclusions, particularly with the use of the Student's *t* test, which is widely used in biologic organism research. Therefore, the importance of correctly applying available statistical tools ensure the reliability of the results and proper inference.

Keywords: Student's *t*-test, Normality, Variance, Generalized linear model.

INTRODUÇÃO

O ponto de partida para o entendimento de qualquer variável aleatória, seja esta contínua ou discreta, é caracterizar o comportamento de sua distribuição. Em relação a uma variável aleatória contínua, a sua distribuição de probabilidade, em geral, é caracterizada por parâmetros típicos das distribuições contínuas, como a média e a variância. Os modelos de distribuição que descrevem esse tipo de variável são vários, sendo os mais conhecidos: uniforme, beta, gamma, exponencial, qui-quadrado, F de Fisher-Snedecor, t de Student e normal (Silva, 2011; Becker, 2015).

Dentre estes modelos, a distribuição normal é considerada como uma das mais importantes das distribuições contínuas de probabilidade, pois, grande parte dos dados se enquadra às suas características que decorrem da simetria da distribuição. Dessa forma, sugerindo um formato de um sino estendido ao infinito, em que: (a) metade dos valores é menor que a média, e a outra metade, maior; (b) os valores espalham-se em torno da média, com frequências decrescentes, com a qual coincidem a mediana e a moda; (c) o valor máximo da frequência corresponde à média e (d) os momentos de ordem ímpar e os coeficientes de assimetria são nulos (Bussab e Morettin, 2017). Assim sendo, os testes paramétricos pressupõem que os dados seguem o modelo normal e que os erros apresentem variância constante, ou seja, homogeneidade.

No Brasil, técnicas estatísticas paramétricas sem uma caracterização mais robusta dos dados para as estimativas dos parâmetros da distribuição de probabilidade são frequentemente utilizadas nos estudos de relações morfométricas de crustáceos. Isto gera incertezas nas estimativas. O exemplo mais comum é a comparação de dois fatores, com o uso da média, utilizando-se o teste t de Student ou de mais de dois fatores, com o uso da análise de variância, muitas vezes considerando o delineamento inteiramente ao acaso. Nestes processos é recorrente observar a desconsideração do tipo de distribuição de probabilidade que os dados apresentam e a homogeneidade das variâncias (e.g. Araújo *et al.*, 2012; Freire *et al.*, 2012; Bentes *et al.*, 2013; Martins *et al.*, 2013; Oliveira *et al.*, 2014; Rodrigues e D'Incao, 2015; Santos Filho *et al.*, 2016; Severino-Rodrigues *et al.*, 2016). Dessa forma, podem levar a uma conclusão

equivocada sobre o assunto que é subsídio à tomada de decisão nas áreas de gestão e ordenamento pesqueiro, uma vez que os dados não são descritos adequadamente. Desse modo, as tarefas envolvidas no exame de dados são uma parte essencial de qualquer análise estatística, que apesar de parecer trivial, são ignoradas. Ao mesmo tempo, as técnicas estatísticas possuem grande poder analítico, em que o pesquisador precisa conhecer os dados para garantir os melhores resultados com base na estrutura e teoria destas técnicas (Hair *et al.*, 2009).

Diante do exposto, o objetivo do trabalho é mostrar a importância da boa caracterização dos dados quanto à forma de sua distribuição de probabilidade e o impacto no resultado do uso de testes estatísticos na comparação de médias quando o modelo de distribuição dos dados é mal especificado, tomando como base, estudos da morfometria de crustáceos.

Importância da estatística nas diversas áreas da ciência

Sob uma visão ampla, englobando as diversas áreas profissionais e científicas, a Estatística, de maneira geral, pode ser utilizada com três objetivos: (1) descrever e compreender relações entre diferentes características de uma população; (2) tomar decisões mais corretas e (3) fazer face à mudança. Quando reconhecidos esses objetivos, estes poderão auxiliar em situações de incerteza à tomada de decisões. Para fazer face à mudança, é necessário que as decisões e o planejamento se apoiem numa análise cuidadosa dos dados em questão e da forma como eles serão tratados. A Estatística fornece instrumentos para que possam responder a estes problemas e tomar decisões com alguma confiança, mesmo quando a quantidade de informação disponível é pequena e as situações futuras são de elevada incerteza (Reis *et al.*, 2015).

Uma vasta opção de ferramentas para análise de conjuntos de dados provenientes de experimentos ou coletas feitas em campo e/ou laboratório são proporcionadas pela Estatística. Mas para isso, como toda ferramenta, é preciso saber manuseá-la corretamente. Portanto, é imprescindível para obtenção de conclusões válidas e interpretáveis em termos probabilísticos, uma aplicação baseada em métodos estatísticos (Zimmermann, 2014).

Delineamento experimental

Em um Projeto de pesquisa, algumas etapas devem ser seguidas para realização de investigação: (1) identificação do problema: deve-se ter claramente a problemática ou aspecto do que se deseja investigar e a partir disso formular hipóteses e perguntas bem objetivas; (2) delinear o experimento: é o plano formal para conduzir o experimento, onde é definido o tamanho da amostra, a escolha dos fatores, os tratamentos a serem aplicados, as épocas de coleta de dados, os métodos estatísticos a serem aplicados; (3) condução do ensaio e coleta dos dados: execução segundo a metodologia planejada; parte mais importante e demorada para o pesquisador, pois para se obter bons resultados é necessária precisão na coleta de dados; (4) tabulação e análise dos dados: segundo o que foi delineado, os dados devem ser ordenados e analisados de acordo com o planejado e os testes estatísticos aplicados como programado; (5) discussão dos resultados: de acordo com os resultados adquiridos, discuti-los e interpretá-los com base na análise realizada e no conhecimento adquirido e geral do pesquisador e (6) conclusão: enfim são respondidas as perguntas e/ou hipóteses feitas inicialmente no objetivo do projeto (Zimmermann, 2014).

No âmbito científico, principalmente ligado às áreas agrícolas de produção de alimento, para projetos de pesquisa, a Estatística é aplicada para traduzir, prever e/ou confirmar hipóteses

estabelecidas, de acordo com os dados. Mas por se tratar muitas vezes de variáveis não homogêneas e/ou padronizadas, a falta de entendimento na hora de aplicar testes estatísticos em determinada população de dados pode ocasionar resultados não confiáveis. De acordo com Hair *et al.* (2009), embora muitas vezes passe despercebido por parte dos pesquisadores, a etapa em que os dados são examinados é parte essencial de qualquer análise, por conferir um poder analítico ao experimento.

Conhecendo bem os dados

Os testes paramétricos pressupõem que os dados seguem o modelo normal e que os erros apresentem variância constante, ou seja, homogeneidade. Para testar estes pressupostos é condição essencial que os resultados da variável de interesse sejam do tipo quantitativo. Ressalta-se ainda que estatísticas paramétricas são consideradas mais poderosas e/ou robustas se comparadas as não-paramétricas, na medida em que consideram mais informação acerca das diferenças entre os resultados, tal fato as torna mais sensíveis para considerar diferenças significativas entre os conjuntos de dados, nas diferentes situações experimentais (Milone, 2004). Aqui definimos o poder do teste como a probabilidade do teste rejeitar a hipótese nula quando esta é realmente falsa.

Diante disso, nota-se a importância de conferir se os dados seguem a distribuição normal e, para tal, há vários métodos de verificação (Torman *et al.*, 2012). Os métodos visuais mais empregados para se verificar o formato da distribuição são o histograma, o gráfico de caixas (*Box plot*) e o gráfico quantil-quantil (*Q-Q plot*). Estes métodos gráficos são bastante apropriados para comparação de dois ou mais conjuntos de dados relacionados às categorias de uma variável (Downing; Clark, 2006).

Variância

A verificação da homogeneidade da variância também é necessária, pois as hipóteses para os efeitos testáveis dos modelos estatísticos são examinadas considerando-se um resíduo comum. Segundo Almeida *et al.* (2008), o teste de Levene é uma alternativa melhor que o teste de Bartlett para testar a homogeneidade de variâncias, pois o teste de Levene é robusto à não normalidade das observações. Adicionalmente, a curtose trata-se de uma medida de forma que caracteriza o afilamento ou aplainamento da curva da distribuição. Segundo Milone (2004), a manifestação de curtose pode ser pela existência de conjuntos e distribuições com idênticas medidas de centro, de dispersão e de assimetria. Ela é quem mede a concentração de dados em torno de seu centro e pode ser classificada como platicúrtica, mesocúrtica e leptocúrtica.

Em relação à heterogeneidade das variâncias, Steel e Torrie (1996) propuseram que pode haver dois tipos de heterogeneidade dos erros: (a) regular: quando o erro está entrelaçado ao fato de alguns tratamentos terem maior variabilidade que outros. Portanto, sem qualquer aparente associação entre média e variância. Esta diferença, muitas vezes, não tem como ser esperada, já que fazem parte da resposta do tratamento e (b) irregular: surge quando ocorre algum tipo de falta de ajuste a normalidade, com a variância dos tratamentos associada à sua média.

Segundo Igue *et al.* (1993) em certos casos, a heterogeneidade das variâncias pode ser contornada, utilizando uma transformação de dados. De forma abrangente, as diversas transformações disponíveis usualmente procuram tornar média e variância independentes, pois é possível que a não estabilidade seja acompanhada de menor eficiência na estimação de seus efeitos e haja perda correspondente de poder do teste. Quanto maiores forem as diferenças na variância, maiores serão tais perdas. Portanto, é importante realizar a correção de Welch no teste t de Student.

Adicionalmente, se houver dúvidas quanto à homocedasticidade das variâncias, é aconselhado realizar o teste t de Welch, pois o mesmo apresentará um bom resultado em casos

de homocedasticidade.

Caso opte por uma transformação de variáveis, a escolha do tipo adequado de transformação não é trivial, pois matematicamente, existem inúmeras possibilidades. Caso a escolha da transformação seja equivocada, pode-se ter mais problemas com a normalidade e homogeneidade do que utilizando os dados originais. A família de transformações Box-Cox (Box; Cox, 1964) é amplamente utilizada, pois permite identificar a melhor transformação, com base na utilização de um valor λ (lambda) que maximize o estimador de máxima verossimilhança e minimize o resíduo. Esse método produz uma transformação da variável tal que as pressuposições de homogeneidade e normalidade dos resíduos sejam simultaneamente satisfeitas.

Além disso, ao seguir a análise com dados transformados, deve-se tomar o cuidado, de informar o fato quando se referir aos resultados encontrados. Se ainda assim, não seja possível encontrar uma transformação que torne independentes e estáveis as médias e variâncias, outro procedimento deve ser buscado, como a utilização de algum modelo linear generalizado ou então partir para a adoção de um procedimento não-paramétrico (Igue *et al.*, 1993).

MATERIAL E MÉTODOS

Banco de dados

O banco de dados consta de 823 observações de comprimento do abdômen em milímetros, de lagostas da espécie *Panulirus argus* desembarcadas na localidade de Itarema/CE. Os dados distribuem-se nas seguintes variáveis qualitativas: sexo (machos e fêmeas) e mês (maio, junho, julho, agosto, setembro e outubro).

Análise dos dados

Os dados foram analisados em cinco etapas, sendo estas: (1) comparação de médias sem caracterizar a variável aleatória contínua quanto aos pressupostos dos testes paramétricos; (2) caracterização da variável aleatória contínua quanto a distribuição de probabilidade, considerando o modelo normal e a homogeneidade das variâncias; (3) transformação dos dados e recaracterização da variável aleatória contínua; (4) aplicação do modelo linear generalizado para comparação dos fatores e (5) avaliação do impacto que a violação dos pressupostos da estatística paramétrica causa na comparação dos fatores.

Comparação de médias sem caracterização da variável aleatória

Para essas finalidades foi considerada a comparação de duas médias, utilizando o comprimento do abdômen de machos e fêmeas das lagostas como sendo a variável aleatória contínua, desconsiderando os meses (uma comparação) e em seguida considerando a variável qualitativa mês (6 meses), o que totalizou 7 comparações de médias.

Desse modo, as hipóteses estatísticas estabelecidas foram as seguintes: (a) $H_0: \mu_F = \mu_M$ (comprimento médio do abdômen das fêmeas é igual ao comprimento médio do abdômen dos machos) e $H_1: \mu_F \neq \mu_M$ (comprimento médio do abdômen das fêmeas é diferente ao comprimento médio do abdômen dos machos) e (b) $H_0: \mu_{F_{mi}} = \mu_{M_{mi}}$ (comprimento médio do abdômen das fêmeas no mês i é igual ao comprimento médio do abdômen dos machos no mês i) e $H_1: \mu_{F_{mi}} \neq \mu_{M_{mi}}$ (comprimento médio do abdômen das fêmeas no mês i é diferente ao comprimento médio do

abdômen dos machos no mês i). Essa última hipótese de comparação se justifica pela possível influência em que a variável categórica, sexo, possa ter na variável contínua.

Para esta etapa foi aplicado o teste t de Student para duas amostras independentes e considerando as variâncias homogêneas, assim como foi aplicado o teste t de Welch para duas amostras independentes e considerando as variâncias heterogêneas. O nível de significância utilizado foi de 5% e foi computado o tamanho de efeito d de Cohen conforme indicado por Field (2021). Este autor discorre sobre a importância da mensuração do tamanho do efeito, pois uma estatística de teste significativa não quer dizer que o efeito que ela mede é significativo ou importante. Para Field (2021), a obtenção do tamanho de efeito é útil porque ele apresenta uma medida objetiva da importância do efeito. O tamanho do efeito do d de Cohen é calculado a partir da diferença entre as médias dos grupos sendo comparados, dividido entre a raiz quadrada da média de seus desvios-padrão. Durlak (2009) considera que valores de tamanho do efeito d de Cohen, em módulo, menores que 0,3 podem ser considerados pequenos; valores, em módulo, entre 0,5 e 0,8 podem ser considerados médios e valores, em módulo, maiores que 0,8 podem ser considerados grandes.

Caracterização da variável aleatória quanto à distribuição de probabilidade

O processo de caracterização da variável contínua aleatória seguiu as seguintes etapas: (1) verificação da distribuição de probabilidade, para cada amostra considerando o modelo normal e (2) verificação da homogeneidade de variâncias entre as amostras.

Para verificar se os dados apresentaram distribuição normal, os valores de comprimento de machos e fêmeas para cada mês foram agrupados e testes de normalidade foram aplicados, tendo como base os mais usuais observados na literatura científica, sendo estes: Shapiro-Wilk, Kolmogorov-Smirnov, Anderson-Darling e Lilliefors.

Razali e Wah (2011) compararam os testes Kolmogorov-Smirnov, Anderson-Darling, Lilliefors e Shapiro-Wilk. Os autores indicaram o teste Shapiro-Wilk como o mais poderoso para todos os tipos de distribuição e tamanho de amostra, seguido, respectivamente, pelos testes de Anderson-Darling, Lilliefors e Kolmogorov-Smirnov. Entretanto, eles argumentam que o poder de todos os testes é baixo para tamanhos pequenos de amostras (até 30 observações). No entanto, sugeriram o uso do teste Lilliefors para pequenas amostras.

Em relação a homogeneidade das variâncias esta foi verificada de acordo com a quantidade de subgrupos a serem comparados, ou seja, a variância de cada sexo por mês. Desse modo, foi utilizado o teste paramétrico mais usual, o teste F e o teste de Levene. O nível de significância utilizado foi de 5%.

Transformação dos dados e recharacterização da variável aleatória contínua

Nos casos em que foi constatada a violação de um dos pressupostos dos testes paramétricos, os dados foram submetidos a uma transformação, na tentativa de atender a estes pressupostos. Para isso, foi utilizado as técnicas Box-Cox e Johnson. Em seguida, os dados que apresentaram a melhor transformação foram caracterizados quanto à normalidade e homoscedasticidade de variâncias, seguindo os procedimentos anteriormente descritos.

Caso os pressupostos ainda continuassem a serem violados, o modelo linear generalizado foi aplicado como alternativa de análise em que os dados apresentaram outro tipo de distribuição de probabilidade e heterocedasticidade de variâncias.

Aplicação do modelo linear generalizado para comparação dos fatores

Considerando os resultados da etapa anterior, em que, mesmo transformando os dados, estes continuaram não cumprindo os pressupostos da estatística paramétrica, foi utilizado um modelo linear generalizado (MLG), pois o mesmo apresenta uma modelagem mais flexível quando

comparada aos métodos tradicionais. De acordo com Paula (2013) algumas vantagens dos MLGs são: (a) pode-se escolher uma função de ligação diferente da usual, em que a média é uma função linear dos parâmetros; (b) pode-se escolher entre uma família grande de distribuições para sua variável de interesse; (c) pode-se ir além de efeitos aditivos; (d) os estimadores apresentam as ótimas propriedades dos estimadores de Máxima Verossimilhança e (e) todas as ferramentas de inferência e verificação de modelo utilizados em modelos log-lineares e de modelos de regressão logística se aplicam aos outros GLMs.

O MLG considera várias famílias de distribuições, assim como diferentes funções de ligação. De acordo com a caracterização da variável aleatória, em que a distribuição dos dados não segue a normal e a variância cresce com o aumento dos valores (comprimento do abdômen), foi utilizado o modelo Gamma/Identidade.

A aplicação deste modelo foi realizada em três etapas: (I) considerando interação entre os fatores (sexo x mês); (II) considerando um dos fatores (sexo + mês) e (III) considerando os resultados das etapas anteriores, o fator mês foi agrupado em dois subgrupos. Os modelos para cada etapa são os seguintes:

Modelo I

$$\mu(s,m) = \alpha + \beta_{1(s)} + \beta_{2(m)} + \beta_{3(s,m)}$$

Em que $\mu(s,m)$ o comprimento médio esperado da lagosta do sexo s pescada no mês m , α é o intercepto, $\beta_{1(s)}$ é o efeito do sexo s , $\beta_{2(m)}$ é o efeito do mês m e $\beta_{3(s,m)}$ é o efeito da interação sexo (s) com o mês (m). Nós usaremos o modelo de casela de referência com o sexo fêmea e o mês agosto como referência, portanto, temos que $\beta_{1(\text{fêmea})} = 0$, $\beta_{2(\text{agosto})} = 0$ e $\beta_{1(\text{fêmea},\text{mês})} = 0$ para qualquer mês. Ao usarmos este modelo, temos que α é o comprimento médio esperado da lagosta do sexo fêmea pescada no mês agosto. Neste modelo, temos que $\beta_{2(\text{macho})}$ denota quanto de comprimento é acrescido (ou decrescido) quando a lagosta é macho em comparação à lagosta fêmea, os parâmetros $\beta_{2(\text{julho})}$, $\beta_{2(\text{junho})}$, $\beta_{2(\text{maio})}$, $\beta_{2(\text{outubro})}$ e $\beta_{2(\text{setembro})}$, denotam, respectivamente, quanto de comprimento é acrescido (ou decrescido) quando a lagosta é pescada nos meses julho, junho, maio, outubro e setembro, quando comparados ao mês de agosto. Os parâmetros de interação são $\beta_{3(\text{macho},\text{julho})}$, $\beta_{3(\text{macho},\text{junho})}$, $\beta_{3(\text{macho},\text{maio})}$, $\beta_{3(\text{macho},\text{outubro})}$ e $\beta_{3(\text{macho},\text{setembro})}$, denotam, respectivamente, quanto de comprimento é acrescido (ou decrescido) quando a lagosta macho é pescada nos meses julho, junho, maio, outubro e setembro, quando comparados às lagostas fêmeas pescadas no mês de agosto.

Modelo II

$$\mu(s,m) = \alpha + \beta_{1(s)} + \beta_{2(m)}$$

Em que $\mu(s,m)$ o comprimento médio esperado da lagosta do sexo s pescada no mês m . Utilizando sexo fêmea e o mês agosto como caselas de referência ($\beta_{1(\text{fêmea})} = 0$ e $\beta_{2(\text{agosto})} = 0$), temos que α é o comprimento médio esperado da lagosta do sexo fêmea pescada no mês agosto, $\beta_{1(\text{macho})}$ denota quanto de comprimento é acrescido (ou decrescido) quando a lagosta é macho em comparação à lagosta fêmea, os parâmetros $\beta_{2(\text{julho})}$, $\beta_{2(\text{junho})}$, $\beta_{2(\text{maio})}$, $\beta_{2(\text{outubro})}$ e $\beta_{2(\text{setembro})}$, denotam, respectivamente, quanto de comprimento é acrescido (ou decrescido) quando a lagosta é pescada nos meses julho, junho, maio, outubro e setembro, quando comparados ao mês de agosto.

Modelo III

$$\mu(s,m) = \alpha + \beta_{1(s)} + \beta_{2(m)}$$

Em que $\mu(s,m)$ o comprimento médio esperado da lagosta do sexo s pescada no mês m . Utilizando sexo fêmea e os meses junho, agosto ou outubro como caselas de referência ($\beta_{1(\text{fêmea})} = 0$ e $\beta_{2(\text{junho},\text{agosto ou outubro})} = 0$), temos que α é o comprimento médio esperado da lagosta do sexo fêmea pescada em qualquer um dos meses junho, agosto ou outubro, $\beta_{2(\text{macho})}$ denota quanto de comprimento é acrescido (ou decrescido) quando a lagosta é macho em comparação à lagosta

fêmea, os parâmetros $\beta_{2(\text{maio, julho ou setembro})}$, denota quanto de comprimento é acrescido (ou decrescido) quando a lagosta é pescada nos meses julho, junho, maio, outubro e setembro, quando comparados ao mês de agosto.

Avaliação do impacto da violação dos pressupostos da estatística paramétrica

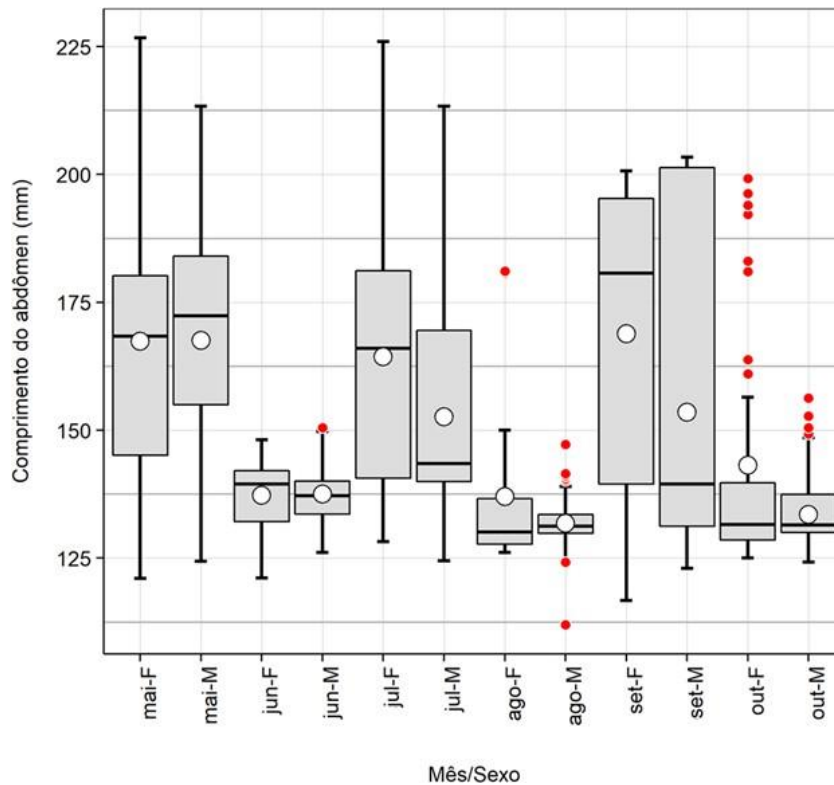
O impacto da violação dos pressupostos foi avaliado comparando os resultados do p-valor obtidos dos três testes utilizados: Teste t para homoscedasticidade de variâncias, Teste t para heterocedasticidade de variâncias e Modelo linear generalizado.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Comparação de médias sem caracterização da variável aleatória

A Figura 1 mostra a variação mensal do comprimento do abdômen de machos e fêmeas de lagostas, em que é possível observar a distribuição dos dados pela posição da mediana no *Box plot*. Desse modo, se a mediana estiver próxima ao terceiro quartil indica que há assimetria negativa (assimetria à esquerda) e a mediana próxima ao primeiro quartil uma assimetria positiva (assimetria à direita). Logo, os dados mostram que a maioria dos casos a assimetria foi positiva e nos demais negativa, o que denota que a média foi influenciada pelos valores mínimos, máximos e extremos (*outliers*).

Figura 1 - Variação mensal do comprimento do abdômen de fêmeas (F) e machos (M) da lagosta *Panulirus argus* (o média • valores extremos)



As comparações de médias do comprimento do abdômen de machos e fêmeas por mês e para todo o período (semestre) utilizando o teste t de Student para variâncias homogêneas (Tabela 1) e

variâncias heterogêneas (Tabela 2) apresentam resultados semelhantes. De acordo com o p-valor em ambas as análises foi possível observar que nos meses de maio, junho e agosto, os comprimentos médios do abdômen das fêmeas e dos machos são iguais (p-valor > 0,05). Enquanto que, nos meses de julho, setembro, outubro e para o semestre foram diferentes (p-valor < 0,05), sendo as fêmeas maiores que os machos. Estes resultados também foram observados nos valores d de Cohen. Os meses com os tamanhos dos efeitos considerados médios ($0,5 < |d \text{ de Cohen}| < 0,8$) também foram os mesmos meses considerados significativos (p-valor < 0,05).

Tabela 1 - Comparação de médias desconsiderando os pressupostos do teste, assumindo distribuição normal e variâncias homogêneas

Resultados	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Total
Estatística T	- 0,045	- 0,334	3,225	1,982	3,197	2,846	4,274
p-valor	0,964 ^{ns}	0,739 ^{ns}	0,0016*	0,0513 ^{ns}	0,0017*	0,0054*	2,0x10 ^{-5*}
d de Cohen	-0,006	-0,054	0,535	0,485	0,523	0,610	0,298
Média - fêmeas (mm)	167,4	137,2	164,4	137,0	168,8	143,1	155,7
Média - machos (mm)	167,6	137,5	152,6	131,8	153,5	133,6	148,5
Int. confiança - fêmeas (mm)	163-172	151-160	136-139	130-144	163-175	135-151	153-158
Int. confiança - machos (mm)	163-172	157-169	136-138	130-133	146-161	132-135	146-151
Desvio padrão - fêmeas (mm)	24,0	5,4	25,2	17,0	27,6	23,4	25,7
Desvio padrão - machos (mm)	20,9	4,3	19,4	5,5	31,1	7,1	22,7
Variância - fêmeas (mm ²)	576	29,16	635,04	290	761,76	547,56	660,49
Variância - machos (mm ²)	436,81	18,49	376,36	30,25	967,21	50,41	515,29
Coef. variação - fêmeas (%)	14,3	3,9	15,3	12,4	16,4	16,3	16,5
Coef. variação - machos (%)	12,5	3,1	12,7	4,2	20,3	5,3	15,3
Tamanho da amostra - fêmeas	109	105	63	25	79	36	417
Tamanho da amostra - machos	84	60	86	50	71	55	406
Assimetria - fêmeas	0,386	- 0,227	0,425	1,966	- 0,309	1,395	0,731
Assimetria - machos	-0,503	0,512	0,934	- 0,221	0,867	1,385	1,148

Vale salientar os resultados do mês de agosto, em que na comparação considerando as variâncias homogêneas o p-valor é muito próximo do valor 0,05 (p-valor = 0,0513), que dificulta a decisão de aceitar ou rejeitar a hipótese de nulidade com $\alpha = 0,05$ e leva a rejeição para $\alpha = 0,10$. Este mês também apresentou um valor d de Cohen próximo de 0,5.

Já na comparação considerando as variâncias heterogêneas, a decisão é mais clara, pois o p-valor é aproximadamente três vezes maior que 0,05 (p-valor = 0,147), o que leva a aceitação da hipótese nula mesmo para $\alpha = 0,10$. Esta inconsistência dos resultados pode ocorrer quando consideramos, erroneamente, que as variâncias são iguais quando há indícios (via gráficos e teste de homogeneidade de variâncias) de que as mesmas são diferentes. É importante salientar que algumas vezes o resultado do teste pode ser o mesmo para variâncias iguais e variâncias diferentes. Isto ocorreu para $\alpha = 0,05$. No entanto, não ocorreria para $\alpha = 0,10$. Isto se deve ao fato de as

amostras apresentarem variâncias diferentes, tamanhos diferentes e a variância da amostra com menor tamanho ($s^2 = 290$) ser aproximadamente 10 vezes maior que a variância da amostra com maior tamanho ($s^2 = 30,25$). Além do que, os tamanhos de amostras estarem na proporção de 2:1.

Tabela 2 - Comparação de médias desconsiderando os pressupostos do teste, assumindo distribuição normal e variâncias heterogêneas

Resultados	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Total
Teste de Welch	- 0,046	- 0,355	3,100	1,495	3,177	2,382	4,281
p-valor	0,963 ^{ns}	0,722 ^{ns}	0,002*	0,147 ^{ns}	0,002*	0,022*	2,0x10 ^{-5*}
d de Cohen	-0,006	-0,056	0,524	0,413	0,521	0,553	0,298
Média - fêmeas (mm)	167,4	137,2	164,4	137,0	168,8	143,1	155,7
Média - machos (mm)	167,6	137,5	152,6	131,8	153,5	133,6	148,5
Int. confiança - fêmeas (mm)	163-172	151-160	136-139	130-144	163-175	135-151	153-158
Int. confiança - machos (mm)	163-172	157-169	136-138	130-133	146-161	132-135	146-151
Desvio padrão - fêmeas (mm)	24,0	5,4	25,2	17,0	27,6	23,4	25,7
Desvio padrão - machos (mm)	20,9	4,3	19,4	5,5	31,1	7,1	22,7
Variância - fêmeas (mm ²)	576	29,16	635,04	289	761,76	547,56	660,49
Variância - machos (mm ²)	436,81	18,49	376,36	30,25	967,21	50,41	515,29
Coef. Variação - fêmeas (%)	14,3	3,9	15,3	12,4	16,4	16,3	16,5
Coef. Variação - machos (%)	12,5	3,1	12,7	4,2	20,3	5,3	15,3
Tamanho da amostra - fêmeas	109	105	63	25	79	36	417
Tamanho da amostra - machos	84	60	86	50	71	55	406
Assimetria - fêmeas	0,386	- 0,227	0,425	1,966	- 0,309	1,395	0,731
Assimetria - machos	-0,503	0,512	0,934	- 0,221	0,867	1,385	1,148

Caracterização da variável aleatória quanto a distribuição de probabilidade

Embora o p-valor seja uma ferramenta que ajuda a elaborar conclusões acerca de dado experimento, ele não é necessariamente quem detém toda a conclusão. Pois junto com ele deve vir um experimento bem executado, testes bem elaborados e/ou robustos, análise do poder do teste, entre outros. Os testes paramétricos envolvem avaliações de parâmetros populacionais, em que as amostras devem cumprir três pressupostos: devem ser independentes, possuírem distribuição normal e variâncias homogêneas (Milone, 2004).

Normalidade

A Tabela 3 apresenta os resultados do teste de normalidade para cada uma das amostras mensais de machos e fêmeas. De acordo com o p-valor, dos quatro testes aplicados, verificou-se que em todas

as amostras a distribuição dos dados não segue o modelo normal (p-valor < 0,05).

Tabela 3 - Testes de normalidade para caracterização da variável aleatória

Teste de normalidade	Fêmeas											
	Mai		Jun		Jul		Ago		Set		Out	
	Test	p-valor	Test	p-valor	Test	p-valor	Test	p-valor	Test	p-valor	Test	p-valor
Anderson-Darling	2,57	0,00	5,11	0,00	0,93	0,02	4,19	0,00	6,79	0,00	4,67	0,00
Kolmogorov-Smirnov	0,12	0,00	0,19	0,00	0,12	0,02	0,30	0,00	0,24	0,00	0,33	0,00
Shapiro-Wilk	0,93	0,00	0,89	0,00	0,94	0,01	0,59	0,00	0,80	0,00	0,70	0,00
Lilliefors	0,08	0,00	0,09	0,00	0,11	0,00	0,18	0,00	0,01	0,00	0,15	0,00
Teste de normalidade	Machos											
	Mai		Jun		Jul		Ago		Set		Out	
	Test	p-valor	Test	p-valor	Test	p-valor	Test	p-valor	Test	p-valor	Test	p-valor
Anderson-Darling	1,91	0,00	1,40	0,00	4,27	0,00	1,77	0,00	10,2	0,00	3,17	0,00
Kolmogorov-Smirnov	0,16	0,00	0,17	0,00	0,21	0,00	0,18	0,00	0,38	0,00	0,25	0,00
Shapiro-Wilk	0,94	0,00	0,94	0,00	0,88	0,00	0,91	0,00	0,70	0,00	0,84	0,00
Lilliefors	0,01	0,00	0,11	0,00	0,09	0,00	0,12	0,00	0,10	0,00	0,12	0,00

Essa não normalidade pode ser explicada pelo fato de tratar-se de dados advindos do campo, como é o caso do desembarque de pescado, em que a pescaria é afetada pela seletividade da arte de pesca e o esforço de pesca, não havendo assim, controle sobre esses fatores. Portanto, a probabilidade de vir alguns indivíduos de tamanhos diferentes da maioria é maior e, aumentando assim as chances de a média ser afetada por valores extremos tornando a distribuição assimétrica.

Variância

Quanto à variância, os testes F e de Levene (Tabela 4) mostraram que para os meses de maio, junho e setembro as variâncias são homogêneas (p-valor > 0,05) e para os meses de julho, agosto e outubro são heterogêneas (p-valor < 0,05).

Tabela 4 - Teste F e Levene para duas variâncias para caracterização da variável aleatória

Resultados	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out
Estatística F	1,324	1,578	1,684	9,499	0,793	10,976
p-valor	0,181 ^{ns}	0,057 ^{ns}	0,026*	0,000*	0,318 ^{ns}	0,000*
Teste de Levene	1,620	23,7	4,450	13,6	0,465	37,1
p-valor	0,250 ^{ns}	0,001*	0,037*	0,001*	0,597 ^{ns}	0,001*
Desvio padrão - fêmeas (mm)	24,0	5,4	25,2	17,0	27,6	23,4
Desvio padrão - machos (mm)	20,9	4,3	19,4	5,5	31,1	7,1
Tamanho da amostra - fêmeas	109	105	63	25	79	36

Tamanho da amostra - machos	84	60	86	50	71	55
-----------------------------	----	----	----	----	----	----

Transformação dos dados e recaracterização da variável aleatória contínua

Em casos onde os dados estão gravemente assimétricos, a proporção estimada de itens imperfeitos pode estar muito acima ou abaixo do estimado. Isso pode levar o pesquisador à conclusão de que a falta de normalidade e/ou variância homogênea justificaria logo de cara a adoção de teste não-paramétrico. Mas nem sempre esse fato obrigatoriamente leva a saída imediata de partir para um teste não paramétrico. Antes disso, é melhor transformar os dados. De uma maneira geral, as diversas transformações de dados disponíveis estão associadas às distribuições de probabilidade e procuram tornar média e variância independentes e estáveis.

A Tabela 5 mostra o número de *outliers* decorrentes da transformação dos dados para cada uma das amostras mensais de machos e fêmeas. Em praticamente todas as transformações houve aparecimento de *outliers*, optou-se então pela escolha daquela que apresentou menos exemplares, sendo essa a transformação Johnson.

Tabela V - Número de *outliers* decorrentes das transformações Box-Cox e Johnson

Teste	Estimativa de lambda					
	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out
Box-Cox	0,732	1,843	-2,096	-2,5	-1,035	-2,5
Johnson	37,668	33,043	124,158	1,950	86,774	1,952
Número de outliers						
Box-Cox	95	35	49	15	78	35
Johnson	95	33	29	00	52	01

Em seguida foram verificadas novamente a normalidade e a variância das amostras mensais de machos e fêmeas, a fim de conferir se com a transformação as amostras cumpriam aos pressupostos exigidos pelo teste paramétrico.

Normalidade

A Tabela 6 apresenta os resultados do teste de normalidade com dados transformados para cada uma das amostras mensais de machos e fêmeas. De acordo com o p-valor, dos quatro testes aplicados, verificou-se que para quase todas as amostras a distribuição dos dados não segue o modelo normal ($p\text{-valor} < 0,05$), com exceção apenas para: Fêmeas dos meses de Agosto e Outubro (para o teste de Kolmogorov-Smirnov) e Machos do mês de Agosto (para todos os testes).

Tabela 6 - Testes de normalidade com os dados transformados para caracterização da variável aleatória

Teste de normalidade	Fêmeas											
	Mai		Jun		Jul		Ago		Set		Out	
	Test	p-valor	Test	p-valor	Test	p-valor	Test	p-valor	Test	p-valor	Test	p-valor
Anderson-Darling	2,61	0,00	4,06	0,00	0,97	0,01	0,76	0,04	3,39	0,00	0,84	0,02
Kolmogorov-Smirnov	0,12	0,00	0,17	0,00	0,15	0,00	0,16	0,09	0,19	0,00	0,13	0,11
Shapiro-Wilk	0,92	0,00	0,88	0,00	0,96	0,04	0,90	0,01	0,87	0,00	0,92	0,01
Lilliefors	0,05	0,00	0,06	0,00	0,10	0,00	0,12	0,00	0,01	0,00	0,13	0,00

Teste de normalidade	Machos											
	Mai		Jun		Jul		Ago		Set		Out	
	Test	p-valor	Test	p-valor	Test	p-valor	Test	p-valor	Test	p-valor	Test	p-valor
Anderson-Darling	0,17	0,00	1,89	0,00	1,71	0,00	0,60	0,11	8,93	0,00	1,04	0,01
Kolmogorov-Smirnov	0,14	0,00	0,19	0,00	0,13	0,00	0,10	0,16	0,39	0,00	0,14	0,00
Shapiro-Wilk	0,96	0,01	0,90	0,00	0,94	0,00	0,96	0,11	0,74	0,00	0,94	0,01
Lilliefors	0,02	0,00	0,04	0,00	0,11	0,00	0,05	0,00	0,01	0,00	0,15	0,00

Variância

Quanto à variância com os dados transformados, o teste F e Levene (Tabela 7) mostrou que para os meses de maio, junho, julho e agosto as variâncias são homogêneas (p-valor > 0,05) e para os meses de setembro e outubro são heterogêneas (p-valor < 0,05). Deste modo, é importante realizar a caracterização da variável aleatória quanto a homogeneidade das variâncias e a distribuição dos dados antes da realização dos testes de hipóteses para médias.

Tabela 7 - Teste F para duas variâncias com dados transformados para caracterização da variável aleatória

Resultados	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out
Estatística F	1,384	1,458	1,323	1,856	0,454	2,065
p-valor	0,121 ^{ns}	0,115 ^{ns}	0,230 ^{ns}	0,067 ^{ns}	0,001*	0,016*
Teste de Levene	1,620	23,7	4,450	13,6	0,465	37,1
p-valor	0,250 ^{ns}	0,234 ^{ns}	0,077 ^{ns}	0,089 ^{ns}	0,001*	0,001*
Desvio padrão - fêmeas (mm)	1,14	1,02	1,02	1,20	0,86	1,11
Desvio padrão - machos (mm)	0,97	0,85	0,89	0,88	1,28	0,77
Tamanho da amostra - fêmeas	109	105	63	25	79	36
Tamanho da amostra - machos	84	60	86	50	71	55

Aplicação do modelo linear generalizado para comparação dos fatores

Conforme os resultados anteriores, em que os pressupostos do teste t de Student não foram totalmente atendidos, foi aplicado o modelo linear generalizado. Inicialmente, o modelo considerado foi com todos os fatores e as interações, segundo a formulação matemática do Modelo I descrito na metodologia. A Tabela 8 mostra os resultados com a estimativa dos parâmetros da equação e seus respectivos p-valor para a hipótese nula de que os parâmetros são marginalmente iguais a zero. Desse modo, observa-se que não há interação entre os fatores sexo e mês (p-valor > 0,05) e apesar dos sexos serem marginalmente iguais (p-valor > 0,05), essa afirmação não pode ser feita uma vez que a interação não foi significativa. Logo, será utilizado o modelo sem interação entre os fatores sexo e mês.

O modelo sem interação seguiu a formulação matemática do Modelo II descrito no item 3.2.4. Na Tabela 9, observa-se que neste modelo os valores de beta (β), referente ao sexo, são marginalmente diferentes de zero (p-valor < 0,05) e conseqüentemente diferentes entre si. Também existe diferença entre os meses de maio, julho e setembro (p-valor < 0,05) com o mês de

referência (agosto) e igualdade dos meses de junho e outubro (p -valor $> 0,05$) com o mês de referência. Portanto, esses resultados mostram que o comprimento do abdômen é influenciado pelo sexo e pelos meses.

Tabela 8 - Estimativa dos parâmetros da equação do modelo linear generalizado considerando todos fatores (sexo + mês) e as interações (sexo: mês)

Coeficientes				
Preditor	Estimativa	Desvio Padrão	Estat. T	p-valor
Intercepto	137,048	3,479	39,396	0,00
Sexo Macho (M)	- 5,226	4,207	- 1,242	0,21
Mês maio	30,373	4,030	7,536	0,00
Mês junho	0,203	3,872	0,052	0,96
Mês julho	27,355	4,360	6,274	0,00
Mês setembro	31,811	4,232	7,516	0,00
Mês outubro	6,071	4,611	1,316	0,19
Sexo M: mês maio	5,375	5,218	1,030	0,30
Sexo M: mês junho	5,499	5,066	1,085	0,28
Sexo M: mês julho	- 6,554	5,383	-1,218	0,22
Sexo M: mês setembro	-10,097	5,372	-1,879	0,06
Sexo M: mês outubro	-4,344	5,664	- 0,767	0,44

Para avaliar essa influência, os resultados sugerem que os meses podem ser agrupados em dois períodos: (I) meses iguais do mês de referência (agosto): junho, agosto e outubro e (II) possíveis meses diferentes ao mês de referência (agosto): maio, julho e setembro. Desse modo, será utilizado na próxima etapa o modelo considerando os meses em períodos.

Tabela 9 - Estimativa dos parâmetros da equação do modelo linear generalizado considerando os fatores sexo e mês

Coeficientes				
Preditor	Estimativa	Desvio Padrão	Estat. T	p-valor
Intercepto	137,712	2,186	62,981	$1,42 \times 10^{-31}$
Sexo Macho	-6,192	1,372	-4,512	$7,35 \times 10^{-6}$
Mês maio	32,585	2,525	12,903	$8,47 \times 10^{-35}$
Mês junho	2,028	2,437	0,832	0,406
Mês julho	23,360	2,575	9,070	$8,69 \times 10^{-19}$
Mês setembro	26,651	2,609	10,215	$3,92 \times 10^{-23}$
Mês outubro	3,294	2,699	1,220	0,223

O modelo considerando os períodos seguiu a formulação matemática do Modelo III descrito anteriormente. Na Tabela 10 observa-se que há diferença entre os períodos, assim como, entre os sexos (p -valor $< 0,05$). Deste modo, percebe-se que o comprimento do abdômen dos machos é menor do que o das fêmeas (sinal negativo de $\beta_{1(s)}$) e que no período II os comprimentos dos abdomens das lagostas são maiores que do período I (sinal positivo de $\beta_{2(p)}$).

Tabela 10 - Estimativa dos parâmetros da equação do modelo linear generalizado considerando os fatores sexo e período

Coeficientes				
Preditor	Estimativa	Desvio Padrão	Estat. T	p-valor
Intercepto	139,829	1,198	116,692	0,00
Sexo Macho	- 6,577	1,353	-4,861	0,00
Período II	26,044	1,353	19,253	0,00

Deste modo, podemos escrever as equações que permitem verificar tais diferenças entre os fatores quanto ao comprimento do abdômen, de acordo com o modelo III:

$$\mu(s,p) = \alpha + \beta_{1(s)} + \beta_{2(p)}$$

Para os machos no período I

$$\mu_{mI} = 139,829 - 6,577 + 0$$

$$\mu_{mI} = 133,2 \text{ mm}$$

Para as fêmeas no período I

$$\mu_{fI} = 139,829 + 0 + 0$$

$$\mu_{fI} = 139,8 \text{ mm}$$

Para os machos no período II

$$\mu_{mII} = 139,829 - 6,577 + 26,044$$

$$\mu_{mII} = 159,4 \text{ mm}$$

Para as fêmeas no período II

$$\mu_{fII} = 139,829 + 0 + 26,044$$

$$\mu_{fII} = 165,9 \text{ mm}$$

Avaliação do impacto da violação dos pressupostos da estatística paramétrica

Vários são os fatores que podem levar o pesquisador a escolha do teste estatístico. Dentre eles, pode ser o tamanho amostral reduzido, o não cumprimento da normalidade e homogeneidade, entre outros. O cuidado em ponderar as implicações das eficiências dos testes em cada caso (paramétrico, não-paramétrico, modelos generalizados) deve estar presente como fator de grande importância no delineamento experimental de quaisquer pesquisas (Vieira, 2003; Bianconi, 2008).

Logo, pode-se avaliar, por meio da caracterização da variável em estudo, que os dados não apresentaram distribuição normal e variâncias homogêneas, mesmo quando foram transformadas, violando assim os pressupostos da estatística paramétrica. O impacto negativo dessa violação é visto quando se compara a conclusão do Teste t com a do modelo linear generalizado.

No Teste t considerando e desconsiderando as variâncias homogêneas, concluiu-se que somente nos meses de julho, setembro e outubro as fêmeas apresentaram comprimento do abdômen maior que o dos machos, o mesmo foi visto considerando o total, ou seja, comparação entre o sexo independente do mês.

Já o modelo linear generalizado, conclui que as fêmeas são maiores que os machos em todos os meses. Além disso, o modelo forneceu uma importante informação de que com os meses agrupados em períodos, estes apresentaram características semelhantes, ou seja, no período I (junho, agosto e outubro) foi encontrado lagostas menores e no período II (maio, julho e setembro) lagostas maiores, mas mantendo a ideia de que as fêmeas são maiores que os machos

independentemente do período. Outro fato curioso é que, os períodos correspondem a meses alternados.

Avaliando as conclusões do modelo linear generalizado foi possível notar dois pontos importantes: (a) de acordo com a literatura especializada, também foi constatado que as fêmeas são maiores que os machos (Ivo *et al.*, 1995); (b) no entanto, o agrupamento alternado dos meses não condiz com a realidade das pescarias de lagosta.

A explicação para este último ponto se dá ao conhecimento prévio da dinâmica da pescaria. No momento das amostragens não foi levado em consideração uma pré-seleção de tamanho das lagostas ainda dentro das embarcações, pois a amostragem foi realizada no local de recepção das urnas contendo as lagostas. Esta pré-seleção se deve ao fato, de que, na época o maior importador de lagosta brasileira, os Estados Unidos, exigia importar somente lagostas acima de 14 cm de comprimento do abdômen. Deste modo, os pescadores, antes de desembarcar as lagostas no salão de recepção, separavam os indivíduos nas urnas em dois grupos, os abaixo e os acima de 14 cm. Portanto, as amostras sofreram um vício amostral tornando-as assim enviesadas com esta pré-seleção. Esta dinâmica é vista nos valores médios das lagostas nos períodos I e II, sendo no primeiro período de lagostas abaixo de 14 cm e no segundo período, acima de 14 cm.

Por fim, além dos modelos lineares generalizados, outras abordagens podem ser escolhidas para avaliar o impacto da violação dos pressupostos tradicionais, como a abordagem não-paramétrica, quando não é encontrado um modelo paramétrico que apresente um bom ajuste aos dados. Por exemplo, o *Bootstrap* (Efron e Tibshirani, 1993) é uma classe de métodos de Monte Carlo não-paramétrico que estima a distribuição de uma população por reamostragem, sem a necessidade de supor uma distribuição para os dados. No presente artigo optou-se por permanecer na inferência paramétrica, pois os dados apresentaram um bom ajuste para o modelo generalizado gamma e função de ligação identidade.

CONCLUSÃO

Os resultados indicam que o impacto da violação dos pressupostos quanto à normalidade e a homoscedasticidade de variâncias levaram às conclusões equivocadas, mais especificamente com o uso dos testes t de Student e t de Welch, os quais são amplamente usados em pesquisas relacionadas com organismos biológicos. Deste modo, para assegurar a validade das conclusões com o uso de ferramentas estatísticas, orientamos a atenção aos seguintes pontos: (a) definir claramente o objetivo da pesquisa, quanto a seu tipo (exploratória, descritiva e/ou explicativa) pois, essa definição direciona a escolha da melhor técnica de amostragem (etapa do planejamento estatístico) e posteriormente o modelo/teste estatístico a ser utilizado (etapa de análise dos dados) e, (b) conhecer bem a natureza das variáveis de interesse, quanto ao tipo de dado (quantitativa ou qualitativa) e sua variabilidade, por meio da estatística descritiva, pois esse exame dos dados permite verificar os pressupostos dos testes estatísticos.

REFERÊNCIAS

Almeida, A.; Elian, S.N.; Nobre, J.S. Modificações e alternativas aos testes de Levene e de Brown e Forsythe para igualdade de variâncias e médias. *Revista Colombiana de Estadística*, v. 31, p. 241-260, 2008. <http://www.scielo.org.co/pdf/rce/v31n2/v31n2a08.pdf>

Araújo, M.S.L.C.; Coelho, P.A.; Castiglioni, D.S. Relative growth and determination of morphological sexual maturity of the fiddler crab *Uca thayeri* Rathbun (Crustacea, Ocypodidae) in two mangrove areas from Brazilian tropical coast. *Pan-American Journal of Aquatic Sciences*, v. 3, n. 7, p. 156-170, 2012. [http://panamjas.org/pdf_artigos/PANAMJAS_7\(3\)_156-170.pdf](http://panamjas.org/pdf_artigos/PANAMJAS_7(3)_156-170.pdf)

Becker, J.L. *Estatística básica: transformando dados em informação*. Bookman, 504p., Porto Alegre, 2015.

Bentes, A.B.; Pereira, L.; Pereira, J.; Cruz, P.; Marques, C.; Bentes, B. Estimativa da abundância e estrutura da população de Portunidae (Crustacea: Decapoda) em um estuário da costa norte do Brasil. *Biota Amazônia*, Macapá, v. 2, n. 3, p. 138-148, 2013.
<https://periodicos.unifap.br/index.php/biota/article/view/727/v3n2p138-148.pdf>

Bianconi, A. Transformação de dados e implicações da utilização do teste de Kruskal-Wallis em pesquisas agroecológicas. *Pesticidas: Revista de Ecotoxicologia e Meio Ambiente*, Curitiba, v. 18, p. 27-34, 2008. <https://revistas.ufpr.br/pesticidas/article/view/13374/9023>

Box, G.E.P.; Cox D.R. An analysis of transformations. *Research Methods of the Society*, n. 26, v. 2, p. 211-252, 1964. <https://www.ime.usp.br/~abe/lista/pdfQWaCMboK68.pdf>

Bussab, W.O.; Morettin, P.A. *Estatística Básica*. 9 ed. Saraiva, 568p. São Paulo, 2017.

Downing, D.; Clark, J. *Estatística Aplicada*. 2 ed. Saraiva, 368p. São Paulo, 2006.

Durlak, J. A. How to select, calculate, and interpret effect sizes. *Journal of pediatric psychology*, v. 34, n. 9, p. 917-928, 2009. <https://doi.org/10.1093/jpepsy/jsp004>

Efron, B.; Tibshirani, R. *An Introduction to the Bootstrap*. Chapman & Hall, 456p. Florida, 1993.

Field, A. *Descobrendo a estatística usando o SPSS*. 5 ed. Penso, 1104p. Porto Alegre, 2021.

Freire, J.L.; Marques, C.B.; Silva, B.B. Estrutura populacional e biologia reprodutiva do camarão-da-amazônia *Macrobrachium amazonicum* (Heller, 1862) (Decapoda: Palaemonidae) em um estuário da região nordeste do Pará, Brasil. *Brazilian Journal Aquatic Science Technology*, v. 16, n. 2, p. 65-76, 2012. <https://doi.org/10.14210/bjast.v16n2.p65-76>

Hair, J.F., Black, W.C.; Babin, B.J., Anderson, R.E.; Tatham, R.L. *Análise multivariada de dados*. 6. ed. Bookman, 688p., Porto Alegre, 2009.

Igue, T.; Conagin, A.; Nagai, V.; Ambrosio, L.A. Erro adequado para comparação de médias em casos de heterogeneidade das variâncias. *Bragantia*, v. 52, n. 2, p. 181-186, 1993.
<https://doi.org/10.1590/S0006-87051993000200011>

Ivo, C.T.C.; Vasconcelos, E.M.S.; Magalhães, J.A.D. Avaliação dos parâmetros biométricos das lagostas *Panulirus argus* e *Panulirus laevicauda*, na plataforma continental Nordeste/Sudeste do Brasil. *Boletim Técnico Científico do Cepene*, v.3, n.1, p. 169-200, 1995.
<https://www.icmbio.gov.br/cepene/images/stories/publicacoes/btc/vol03/art11-vol3.pdf>

Martins, A.S.; Pinheiro, H.T.; Leite, N.O. Biologia reprodutiva do camarão sete barbas no litoral centro sul e sul do Espírito Santo, Brasil. *Boletim do Instituto de Pesca*, v. 39, n. 3, p. 205-215, 2013. https://www.pesca.agricultura.sp.gov.br/39_3_205-215.pdf

Milone, G. *Estatística geral e aplicada*. Thomson Learning, 498p., São Paulo, 2004.

Oliveira, P.A.; Crispim, M.C.B.; Vendel, A.L. Caracterização populacional das lagostas do gênero *Panulirus* nos ambientes recifais da Praia do Seixas e da Penha-PB. *Gaia Scientia*, v. 8, n. 1, p. 365-383, 2014. <https://periodicos.ufpb.br/index.php/gaia/article/view/19378>

Paula, G. A. *Modelos de regressão: com apoio computacional*. IME-USP, 245p., São Paulo, 2013.
https://www.ime.usp.br/~giapaula/texto_2013.pdf

Razali, N. M.; Wah, Y. B. Power comparisons of Shapiro-Wilk, Kolmogorov-Smirnov, Lilliefors and Anderson-Darling tests. *Journal of Statistical Modeling and Analytics*, v. 2, n. 1, p. 21-33, 2011. http://www.de.ufpb.br/~ulisses/disciplinas/normality_tests_comparison.pdf

Reis, E.; Melo, P.; Andrade, R.; Calapez, T. *Estatística Aplicada*. 6 ed. Sílabo, 304p., Lisboa, 2015.

Rodrigues, M.A.; D'Incao, F. Abundância e relações biométricas do caranguejo invasor *Rhithropanopeu sharrisii* (Crustacea, Decapoda) no estuário da Lagoa dos Patos, Rio Grande do Sul, Brasil. *Boletim do Museu de Biologia Mello Leitão*, Santa Teresa, v. 37, n. 2, p. 219-232, 2015. http://boletim.sambio.org.br/pdf/37_2_05.pdf

Santos-Filho, L.G.; Santos, S.G.A.V.; Góes, J.M.; Fernandes-Góes, L.C. Temporal analysis of the weight/carapace width relationship and the condition factor in *Uca mordax* (Smith, 1870) (Crustacea, Decapoda, Ocypodidae) in the Igarçu River, Parnaíba, PI, Brazil. *Biotemas*, Florianópolis, v. 29, n. 1, p. 47-53, 2016. <https://doi.org/10.5007/2175-7925.2016v29n1p47>

Severino-Rodrigues, E.; Furquim, L.G.; Graça-Lopes, R.; Alves, P.M.F. Crescimento relativo e tamanho na maturidade sexual do lagostim *Metanephrops rubellus* (Moreira, 1903) desembarcado no litoral do estado de São Paulo, Brasil. *Boletim do Instituto de Pesca*, v. 42, n. 2, p. 431-442, 2016. https://intranet.institutodepesca.org/42_2_12BIP-095%20p431-442.pdf

Silva, A.L.C. *Introdução à análise de dados*. 2 ed., E-papers, 170p., Rio de Janeiro, 2011.

Steel, R.G.D.; Torrie, J.H. *Principles and procedures of statistics: a biometrical approach*. 3 ed., Mc Graw Hill, 666p., New York, 1996.

Torman, V.B.L.; Coster, R.; Riboldi, J. Normalidade de variáveis: métodos de verificação e comparação de alguns testes não-paramétricos por simulação. *Revista HCPA*, v. 32, n. 2, p. 337-234, 2012. <https://seer.ufrgs.br/hcpa/article/view/29874>

Vieira, S. *Bioestatística: tópicos avançados*. 4 ed., Editora Campus, 267p., Rio de Janeiro, 2018.

Zimmermann, F.J.P. *Estatística aplicada à pesquisa agrícola*. 2 ed. Embrapa, 402p., Brasília, 2014.