Utilização de um Modelo Estatístico Robusto para a Avaliação da Acurácia de Modelos Digitais do Terreno Gerados Através de Dados LIDAR

João Paulo Bueno do Prado [1]

[1] Itaipu Binacional
CEP 85856-970 - Foz do Iguaçu – PR, Brasil
jpprado@itaipu.gov.br

Abstract. Digital Terrain Models (DTMs) are today generated from LIDAR (Light Detection and Ranging) remote sensing data. The laser scanner technology is very efficient and accurate. However, blunders may occur. Such DTMs are very dense and relatively accurate in open terrain. Built-up and wooded areas, however, need automated filtering and classification to generate terrain (bare earth) data when Digital Terrain Models (DTM) have to be produced. Automated processing of the raw data is not always successful. Many outliers and systematic errors may therefore be present in the data sets. The amount of data is huge, but the accuracy assessment has to be made with few check points only as it is very labour intensive to obtain them. In this article are presented the results of the experiment finished. This experiment assessment the robust statistical methods proposal by Höhle and Höhle (2009). The use of this robust statistical method is illustrated by application at two situations. It is concluded that measures such as median, normalized median absolute deviation, and sample quantiles should be used in the accuracy assessment of such DTMs. The studied methodology adapts to the specialities of LIDAR data, where blunders and non-normal distribution are often present, especially in non-open terrain.

Palavras-chave: Digital terrain model, LIDAR data, accuracy, quantile, bootstrap techiniques, modelo digital do terreno, dados LIDAR, acurácia, quantil, técnicas de bootstrap.

1. Introdução

No presente a demanda pela utilização de dados espaciais altimétricos é cada vez maior. Novos equipamentos e tecnologias surgem todos os dias, o que aumenta as alternativas para aquisição e/ou processamento desse tipo de dado. A necessidade de modelagem das dimensões reais dos objetos no espaço conquista novas demandas todos os dias.

Entre as principais tecnologias para a geração de dados altimétricos destaca-se os Sistemas LIDAR (*Light Detection and Ranging*), os quais geram dados precisos e acurados sobre a superfície varrida (ou perfilada). Entre os principais produtos do Perfilamento a Laser estão os Modelos Digitais do Terreno (MDT) e os Modelos Digitais de Superfície (MDS), os quais são gerados a partir do processamento de dados LIDAR.

Os MDSs e os MDTs apesar de serem gerados a partir de dados considerados precisos e acurados, não estão livres de erros, os quais podem ser oriundos do próprio levantamento (Perfilamento) ou das etapas de processamento dos dados.

Para a avaliação da acurácia desses modelos utiliza-se, na maior parte dos casos, medidas de acurácia como a raiz do erro quadrático médio ou RMSE (do inglês *Root Mean Square Error*), a média dos erros e o desvio-padrão dos erros. Para a estimativa dessas medidas são necessárias grandes amostras de pontos de controle no terreno. Todavia, como o preço é muito alto e a mão de obra é escassa para o levantamento dos pontos de controle, acaba-se trabalhando com pequenas amostras de pontos.

Além de se trabalhar com pequenas quantidades de pontos de controle, trabalha-se com a suposição que os erros obtidos seguem uma distribuição normal e que não existe *outliers*. Suposições errôneas que podem levar a conclusões erradas sobre a acurácia dos modelos em avaliação. Principalmente porque os erros existentes em dados LIDAR seguem uma distribuição normal apenas em locais de terreno exposto, para os outros tipos de uso e

ocupação do terreno, tais como, florestas, pastagens, plantações, áreas urbanas, ..., essa suposição não se aplica (Höhle e Höhle, 2009). Os *outiliers* também estão presentes nos dados LIDAR, os quais devem ser considerados quando da avaliação.

Nesse trabalho é testada a metodologia apresentada por Höhle e Höhle (2009) para a avaliação de Modelos Digitais do Terreno gerados a partir de dados LIDAR. Trata-se de um método estatístico robusto para a avaliação da acurácia, que trabalha com os outliers e dados que não seguem uma distribuição normal.

2. Sistema LIDAR (*light detection and ranging*)

LIDAR, trata-se de um Sistema de Sensoriamento Remoto Ativo (Wehr e Lohr, 1999), que gera coordenadas tridimensionais de pontos sobre uma superfície, num curto período de tempo (Shan e Sampath, 2005). Seu princípio de funcionamento é bastante simples. Os pulsos de laser são gerados e emitidos pelo sistema com o auxílio de um espelho de varredura, o que permite espalhar o feixe laser por toda a largura da faixa "escaneada". Os objetos atingidos pela luz laser refletem o pulso emitido e parte de sua energia volta para o equipamento LIDAR, assim é determinada a medida da distância entre o sensor e o objeto iluminado através do intervalo de tempo entre a emissão e a reflexão (retorno) do pulso (Dalmolin e Santos, 2004).

O sistema LIDAR incorpora três tecnologias principais: (i) o equipamento LIDAR, para a medição acurada de distâncias; (ii) de posicionamento por satélite através do Sistema de Posicionamento Global – GPS (*Global Positioning System*), para determinar a posição geográfica e a altitude do sensor; e (iii) de medidas da atitude da aeronave ($\varkappa$, φ, ω) através da unidade de medição inercial – IMU (*Inertial Measurement Unit*), para registrar a orientação precisa do sensor (Dalmolin e Santos, 2004). A Figura 1 ilustra o princípio de funcionamento do sistema LIDAR.

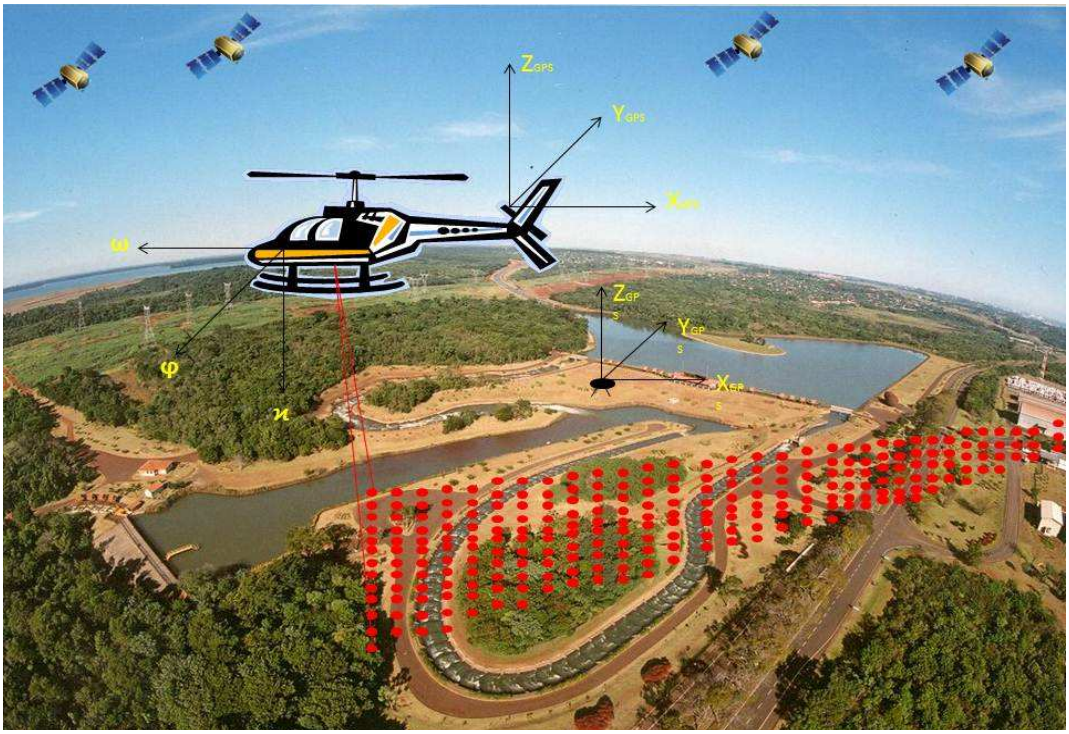


Figura 1: Principais tecnologias integradas em um Sistema LIDAR.

O sistema LIDAR aerotransportado utiliza um feixe ótico de alta potência e bem direcionado, coerente no espaço e no tempo para garantir a qualidade da medição da distância

(Young, 1986 citado por Wehr e Lohr, 1999). Esse sistema produz medidas acuradas da superfície, o que permite gerar modelos digitais de elevação (MDE) precisos, o que tem contribuído para o aumento da utilização desse tipo de dado espacial em uma grande variedade de aplicações (James et al., 2006; Miller et al., 2008). Entre as principais vantagens da utilização da tecnologia LIDAR cita-se: a independência de fontes naturais de iluminação, o que possibilita a realização do voo em períodos noturnos; a precisão e a acurácia altimétricas obtidas para os dados, igual ou melhor do que as obtidas através de métodos tradicionais; a velocidade na obtenção e no processamento dos dados, o que ocorre automaticamente, com pouca interferência da interpretação humana; e o preço da aquisição, muito atrativo quando comparado com outras tecnologias (Hill et. al., 2000; Meng, et al., 2009).

Os dados LIDAR são utilizados em muitas aplicações entre elas cita-se: a reconstrução 3D, modelagem e monitoramento de linhas de transmissão; construção de modelos 3D de áreas urbanizadas ou de edificações específicas; em áreas de florestas para a estimativa de variáveis ambientais como DAP (Diâmetro na Altura do Peito) e biomassa; para o planejamento e execução de obras de infraestrutura; para a Defesa Civil na simulação de eventos naturais catastróficos; para a Cartografia e Geoprocessamento, pois possibilita a obtenção de dados altimétricos precisos, através dos quais se pode construir modelos digitais do terreno e de elevação, os quais viabilizam análises geomorfológicas, ambientais de uso e ocupação do solo, de prevenção de inundações, entre outras (Lim et al., 2003; Stoker et al., 2008; Vega e St-Onge, 2008; James et al., 2006; Miller et al., 2008). Nesse artigo é apresentado apenas um resumo do Sistema LIDAR, para os interessados em aprofundar sobre o assunto sugere-se consultar: Ackermann (1999); Baltsavias (1999a); Baltsavias (1999b); Baltsavias (1999c); Petzold et al. (1999); Hill et al., (2000); Lim et al., (2003); Stoker et al., (2008); Wehr e Lohr (1999); entre outros.

3. Metodologia

3.1. Dados Utilizados e Área do Estudo

Para esse estudo foram utilizados dados oriundos de um perfilamento a laser (aerotransportado) contratado por Itaipu Binacional. A área perfilada compreende as coordenadas limítrofes: nas latitudes 25º23'34,082”S e 25º30'51,961”S e nas longitudes 54º30'26,446”W e 54º38'30,176”W. Grande parte da área está em território binacional, pertencente à Usina Hidrelétrica de Itaipu (territórios do Brasil e do Paraguai), além de áreas adjacentes, dos conjuntos habitacionais “A”, “B” e “C” que pertencem ao Município de Foz do Iguaçu.

Para a avaliação da acurácia vertical foram levantados pontos de controle dentro da área Perfilada. No levantamento dos pontos foram utilizados receptores GNSS (*Global Navigation Satellite System*) do tipo geodésico e a técnica de levantamento RTK (*Real Time Kinematic*).

3.2. Medidas de Acurácia Vertical

Como procedimento metodológico, para avaliação dos resultados, foram calculadas as medidas estatísticas comumente utilizadas quando os erros seguem uma distribuição normal. São elas a raiz do erro quadrático médio (Equação 01), a média dos erros (Equação 02) e o desvio-padrão dos erros (Equação 03).

$$R\hat{M}SE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{N}\Delta h_i^2} \qquad (01)$$

$$\hat{\mu} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{N} \Delta h_i^2 \tag{02}$$

$$\hat{\sigma} = \sqrt{\frac{1}{(n-1)}\sum_{i=1}^{N} (\Delta h_i^2 - \hat{\mu})^2} \tag{03}$$

Nas equações acima Δh_i representa a diferença dos valores de altitude entre os pontos de controle e o MDT avaliado e n representa o número de amostras. Quando uma distribuição normal pode ser assumida, da teoria dos erros, sabe-se que 68,3% dos dados avaliados está no intervalo $\mu \pm \sigma$. Todavia, se o nível de confiança da medida de acurácia é baseada em 95%, o intervalo a ser considerado é $\mu \pm 1{,}96 * \sigma$. Todavia, como já mencionado, os erros dos dados LIDAR não seguem uma distribuição normal e apresentam *outliers*.

Uma possibilidade para tratar os *outliers* é removê-los através da aplicação de um limiar. Conforme Höhle e Höhle (2009) uma técnica muito utilizada consiste na remoção de todos os valores que forem maiores que três vezes o RMSE. Todavia, mesmo com a aplicação dessa técnica ainda existirão ruídos nos dados, pois é muito difícil remover todos os *outliers*.

No modelo robusto de avaliação da acurácia, apresentado por Höhle e Höhle (2009), inicia-se a análise dos dados pela avaliação dos gráficos histograma e Q-Q Plot. Em vez de se utilizar o RMSE, a média e o desvio-padrão dos erros, utiliza-se o cálculo dos quantis da distribuição dos erros. O quantil de uma distribuição é definido pela inversa de sua função cumulativa da distribuição (Equação 04).

$$Q(p) = F^{-1}(p) \tag{04}$$

Para todo 0<p<1. Nesse trabalho são utilizados os quantis amostrais que são estimadores não paramétricos, que são definidos na Equação 05.

$$\hat{Q}(p) = x_{(j)} \tag{05}$$

Onde $j = [p * n]$, para mais detalhes consultar Höhle e Höhle (2009). Para a avaliação da acurácia vertical através do método robusto, são utilizados os erros com e sem sinal (Δh_i e $|\Delta h_i|$). As medidas calculadas para a avaliação dos erros foram, a mediana definida como $\hat{Q}_{\Delta h}(0{,}5)$, o quantil 95, definido como $\hat{Q}_{|\Delta h|}(0{,}95)$, o quantil 68,3, definido com $\hat{Q}_{|\Delta h|}(0{,}683)$ e o NMAD (*Normalized Median Absolute Deviation*) (Equação 06), o qual pode ser considerado um estimador para o desvio-padrão menos sensível aos *outliers*.

$$NMAD = 1{,}4826 * mediana_j(|\Delta h_j - m_{\Delta h}|) \tag{06}$$

Onde Δh_j denota os erros individuais, j =1,...,n e $m_{\Delta h}$ é a mediana dos erros. Um dos avanços desse método é a determinação do intervalo de confiança para cada estimador. O intervalo foi definido através da técnica *bootstrap*. Essa técnica foi utilizada para avaliar a incerteza dos quantis amostrais como estimadores dos quantis verdadeiros. Para mais detalhes sobro a técnica bootstrap consultar Efron e Tibshirani (1993).

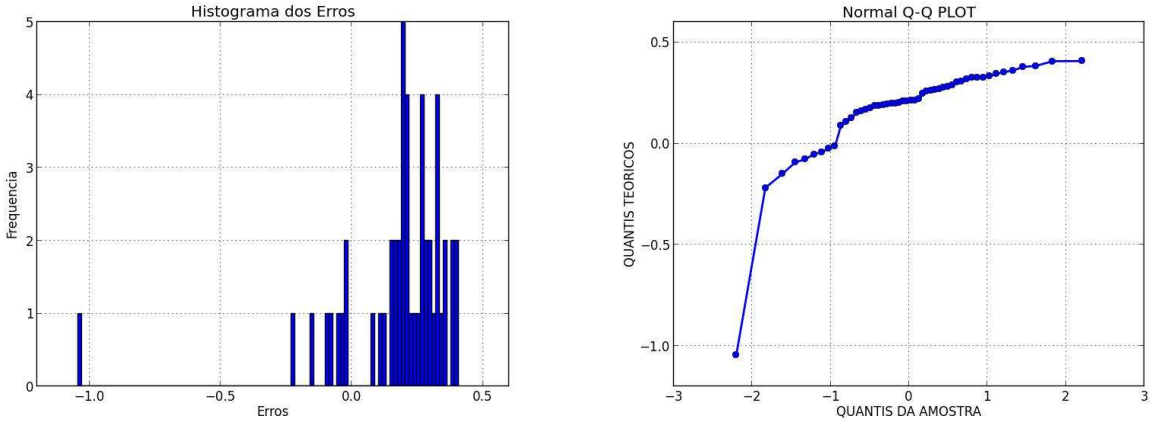
Para a execução dos cálculos fora implementado um programa, foi utilizado o ambiente de desenvolvimento Python(x,y) e a linguagem de programação Python.

4. Resultados e Discussões

Para analisar os resultados foram gerados dois experimentos de posse dos pontos levantados em campo, numa quantidade de aproximadamente 3000, foram selecionadas três amostras aleatórias, uma de 50 pontos e outro com 1000 pontos.

A figura 2 apresenta os gráficos histograma e o Q-Q Plot para a amostra de 50 pontos. Claramente se constata que os dados não apresentam distribuição normal. Um *outlier* foi encontrado na amostra, na Tabela 1 podemos observar a influência desse ponto na média e no desvio-padrão, dadas as alterações de seus valores, após a retirada desse ponto.

Na Tabela 2 estão os resultados para o modelo estatístico robusto, pode-se observar que o quantil de 68,3% é diferente do valor do NMAD, esse por sua vez apresenta um valor muito menor do que o desvio-padrão antes da retirada do *outlier*. Os intervalos de confiança apresentam valores relativamente grandes, devido ao menor número de pontos nessa amostra.



(a) (b)

Figura 2: (a) Histograma dos erros, para n=50, (b) Q-Q Plot, para n=50.

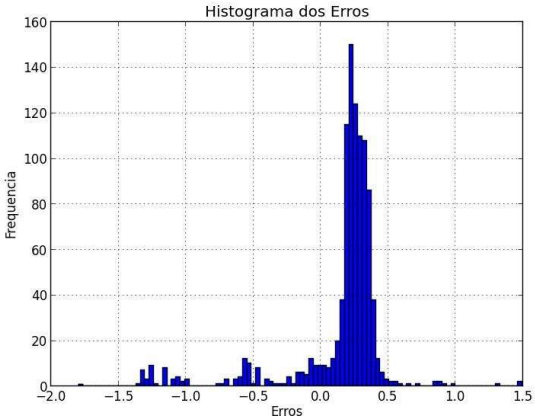
Tabela 1: Resultado da avaliação do MDT com a suposição de normalidade, n=50, 1 valor foi classificado como outlier.

Medidas de Acurácia	Valor (cm)
RMSE	28,65
Média (n=50)	19,88
Desvio-Padrão (n=50)	22,76
Média (depois de removidos os *outiliers*) (n=49)	17,40
Desvio-Padrão (depois de removidos os *outiliers*) (n=49)	14,79

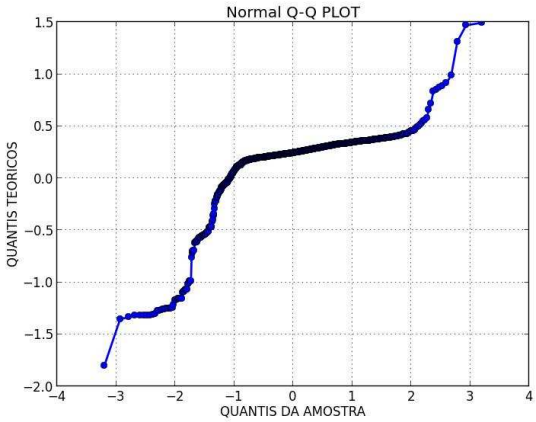
Tabela 2: Resultado da avaliação do MDT utilizando o método estatístico robusto, n=50.

Medidas de Acurácia	Tipo de Erro	Valor (cm)	Intervalo de Confiança
$\hat{Q}_{\lvert\Delta h\rvert}(0{,}50)$ (mediana)	Δh	21,02	[19,12; 26,73]
NMAD	Δh	13,21	[8,20; 18,61]
$\hat{Q}_{\lvert\Delta h\rvert}(0{,}683)$	$\lvert\Delta h\rvert$	28,45	[23,27; 32,60]
$\hat{Q}_{\lvert\Delta h\rvert}(0{,}95)$	$\lvert\Delta h\rvert$	39,65	[34,40; 75,82]

A figura 3 apresenta os gráficos histograma e o Q-Q Plot para a amostra de 1000 pontos. Claramente se constata que os dados não apresentam distribuição normal. Vinte e cinco *outliers* foram encontrado na amostra, na Tabela 3 podemos observar a influência desses pontos na média e no desvio-padrão, dadas as alterações de seus valores, após a retirada deles. Na Tabela 4 estão os resultados para o modelo estatístico robusto, pode-se observar que o quantil de 68,3% é diferente do valor do NMAD, esse por sua vez apresenta um valor muito menor do que o desvio-padrão antes e depois da retirada do *outlier*.



(a)



(b)

Figura 3: (a) Histograma dos erros, para n=1000, (b) Q-Q Plot, para n=1000.

Tabela 3: Resultado da avaliação do MDT com a suposição de normalidade, n=1000, 25 valores foram classificados como outliers.

Medidas de Acurácia	Valor (cm)
RMSE	39,25
Média (n=1000)	18,22
Desvio-Padrão (n=1000)	36,15
Média (depois de removidos os *outiliers*) (n=975)	15,31
Desvio-Padrão (depois de removidos os *outiliers*) (n=975)	28,25

O quantil de 68,3% apresenta um valor menor do que o desvio-padrão antes da retirada dos *outliers* e um pouco maior após a retirada daqueles valores.Os intervalos de confiança tem amplitude pequena, devido ao maior número de pontos nessa amostra. Essa constatação não é válida para o intervalo do quantil de 95%.

Tabela 4: Resultado da avaliação do MDT utilizando o método estatístico robusto, n=1000.

Medidas de Acurácia	**Tipo de Erro**	**Valor (cm)**	**Intervalo de Confiança**
$\hat{Q}_{\lvert\Delta h\rvert}(0{,}50)$ (mediana)	Δh	24,41	[23,60; 25,16]
NMAD	Δh	9,76	[9,06; 10,68]
$\hat{Q}_{\lvert\Delta h\rvert}(0{,}683)$	$\lvert\Delta h\rvert$	32,32	[31,34; 33,11]
$\hat{Q}_{\lvert\Delta h\rvert}(0{,}95)$	$\lvert\Delta h\rvert$	83,95	[58,94; 106,95]

5. Conclusões

Nesse artigo foi apresentada uma comparação entre duas metodologias de avaliação da acurácia de Modelos Digitais do Terreno. O experimento realizado teve como base o artigo publicado por Höhle e Höhle (2009). Muitas das constatações apresentadas por esses autores foram verificadas nesse experimento, não foram implementados ainda todos os procedimentos sugeridos por eles, pois ainda está-se trabalhando no desenvolvimento de um metodologia que possa ser aplicada mais comumente.

No experimento descrito ficou clara a influência dos *outliers* nos estimadores média e desvio-padrão. A técnica *bootstrap* se mostrou muito eficaz na estimativa dos intervalos de confiança. Pôde-se constatar também, que os quantis são bons estimadores e se mantém imunes a influência dos outiliers além de poderem ser aplicados em casos de não normalidade dos dados, o que é o que ocorre com os dados LIDAR e seus produtos derivados.

Como continuidade do experimento, será aperfeiçoado o programa em desenvolvimento e novas áreas serão incorporadas para a avaliação do modelo estatístico robusto para a avaliação de MDTs.

6. Referências

Ackermann, F. Airborne laser scanning—present status and future expectations. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 54, n. 2-3, p. 64-67, 1999.

Baltsavias, E. P. A comparison between photogrammetry and laser scanning. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 54, n. 2-3, p. 83-94, 1999a.

Baltsavias, E. P. Airborne laser scanning: existing systems and firms and other resources. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 54, n. 2–3, 164–198, 1999b.

Baltsavias, E. P. Airborne laser scanning: basic relations and formulas. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 54, n. 2-3, p. 199-214, 1999c.

Blom, G.; (1958). **Statistical Estimates and Transformed Beta Variables**. New York: John Wiley.

Dalmolin, Q.; Santos, D. R. dos. **Sistema laserscanner: conceitos e princípios de funcionamento**. Curitiba: UFPR, 3ª ed.; p. 97, 2004.

Hill, J. M.; Graham, L. A.; Henry, R. J.; Cotter, D. M.; Young, P. Wide-area topographic mapping and applications using airborne light detection and ranging (LIDAR) technology. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 66, n. 8, p. 908-914, 2000.

Höhle, J.; Höhle, M. Accuracy assessment of digital elevation models by means of robust statistical methods. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 64, n. 2-3, p. 398-406, 2009.

James, T. D.; Murray, T.; Barrand, N. E. Extracting photogrammetric ground control from lidar DEMs for change detection. **Photogrammetric Record,** v. 21, n. 116, p. 312-328, 2006.

Lim, K.; Treitz, P.; Wulder, M.; St-Onge, B.; Flood, M. LiDAR remote sensing of forest structure. **Progress in Physical Geography**, v. 27, n. 1, p. 88-106, 2003.

Meng, X.; Wang, L.; Silván-Cárdenas, J. L.; Currit, N. A multi-directional ground filtering algorithm for airbone LIDAR. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 64, n. 1, p. 117-124, 2009.

Miller, P.; Mills, J. P.; Edwards, S.; Bryan, P.; Marsh, S.; Mitchell, H.; Hobbs, P. A robust surface matching technique for coastal geohazard assessment and management. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing,** v. 63, n. 5, p. 529-542, 2008.

Petzold, B.; Reiss, P.; Stössel, W. Laser scanning—surveying and mapping agencies are using a new technique for the derivation of digital terrain models. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 54, n. 2-3, p. 95-104. 1999.

Shan, J.; Sampath, A. Urban DEM generation from raw LIDAR data: A labeling algorithm and its performance. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 71, n. 2, p. 217-226, 2005.

Stoker, J.; Harding, D.; Parrish, J. The need for a national Lidar dataset. **ISPRS Journal of Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 74, n. 9, p. 1066-1068, 2008.

Véga, C.; St-Onge, B. Height growth reconstruction of a boreal forest canopy over a period of 58 years using a combination of photogrammetric and lidar models. **Remote Sensing of Environment,** v. 112, n. 4, p. 1784-1794, 2008.

Wehr, A.; Lohr, U. Airbone laser scanning – na introduction and overview. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 54, n. 2-3, p. 68-82, 1999.

Efron, B., Tibshirani, R. **An introduction to the bootstrap.** Chapman and Hall, 1993.