



Universidade de São Paulo

Biblioteca Digital da Produção Intelectual - BDPI

Departamento de Mecatrônica e Sistemas Mecânicos - EP/PMR Comunicações em Eventos - EP/PMR

2014-09-20

Reconstrução a partir de múltiplos registros de nuvem de pontos RGB-D

Congresso Brasileiro de Automática - CBA, 20., 2014, Belo Horizonte
<http://www.producao.usp.br/handle/BDPI/50134>

Downloaded from: Biblioteca Digital da Produção Intelectual - BDPI, Universidade de São Paulo

RECONSTRUÇÃO A PARTIR DE MÚLTIPLOS REGISTROS DE NUVEM DE PONTOS RGB-D

EDSON K. UEDA* ROGÉRIO Y. TAKIMOTO* MARCO S. G. TSUZUKI* RENATO VOGELAAR*
THIAGO C. MARTINS* TOSHIYUKI GOTOH† SEIICHIRO KAGEI† GIULLIANO B. GALLO‡
MARCO A. A. GARCIA‡ HAMILTON TIBA‡

**Laboratório de Geometria Computacional
Escola Politécnica da Universidade de São Paulo
São Paulo, SP, Brasil*

†*Yokohama National University
79-1 Tokiwadai, Hodogaya-ku
Yokohama-shi, Kanagawa,
240-8501
Japan*

‡*Companhia Energética do Estado de São Paulo
São Paulo, SP, Brasil*

Email: edson.ueda@usp.br, takimotoyugo@gmail.com, mtsuzuki@usp.br, thiago@usp.br.

Abstract— The objective of this work is to present a 3D reconstruction method using the color information. The 3D reconstruction is performed by combining point clouds obtained from different viewpoints. The main task is the point cloud registration algorithm that matches two point clouds. A well known algorithm for point cloud registration is the ICP (Iterative Closest Point) that determines the rotation and translation that when applied to one of the point clouds, place both point clouds in accordance. The ICP executes iteratively two main steps: point correspondence determination and registration. The point correspondence determination is a module that if not properly executed the ICP converges to a local minimum. To overcome such drawback an ICP that uses statistics to generate a dynamic distance and color threshold on the distance allowed between closest points was implemented. This approach allows subset matches, instead of matching all points from the point clouds. The surface reconstruction is performed using the marching cubes and a consensus surface algorithm with signed distance to compensate point cloud errors. In this paper the performance of the proposed method is analyzed and compared with the conventional ICP.

Keywords— ICP Algorithm, Registration, 3D Reconstruction, Marching Cubes.

Resumo— O objetivo deste trabalho é apresentar um método de reconstrução 3D de um objeto utilizando informações de cor. A reconstrução 3D de um objeto é feita ao combinar múltiplas nuvens de pontos de diferentes pontos de vista. A principal tarefa é o algoritmo de registro de nuvens de pontos que determina a correspondência entre duas nuvens de pontos. Um dos algoritmos utilizados para registrar nuvens de pontos é o ICP (Iterative Closest Point) que determina a rotação e a translação que ao ser aplicada a uma nuvem de pontos, coloca ambas as nuvens de pontos em concordância. O ICP executa iterativamente dois principais passos: determinação da correspondência entre pontos e o registro. A determinação da correspondência entre pontos é o módulo que caso não seja executado corretamente pode fazer com que o ICP caminhe para um mínimo local. Para superar essa desvantagem, um ICP que utiliza a cor e um limiar de distância, definido dinamicamente por meio de estatísticas, para definir a correspondência entre pontos foi implementado. Essa abordagem possibilita a correspondência de subconjuntos, ao invés da correspondência de todos os pontos das nuvens de pontos. A reconstrução da superfície é realizada ao utilizar a isosuperfície determinada pela distância com sinal para compensar erros e, posteriormente, a partir da isosuperfície, os algoritmos dos cubos marchantes é utilizado para criar a superfície. Neste artigo o desempenho do método proposto é analisado e comparado com o ICP convencional.

Palavras-chave— Algoritmo ICP, Registro, Reconstrução 3D, Cubos Marchantes.

1 Introdução

Existem várias aplicações em diferentes áreas que utilizam sensores RGB-D. Por serem confiáveis e acessíveis, eles se tornaram uma alternativa atrativa em relação aos caros escaners de laser. Estes sensores combinam informações de câmeras e sensores de distância, também conhecidos como câmeras RGB-D (como o Kinect (Microsoft, 2012)). O Kinect foi desenvolvido inicialmente para interação natural em ambientes de jogos. Porém, devido às características dos dados de captura, ele vem atraindo a atenção de pesquisadores de ou-

tras áreas (Benavidez and Jamshidi, 2011). Este tipo de sensor permite a integração de informações como imagem e profundidade em uma nuvem de pontos colorida que contém aproximadamente 300.000 pontos em cada quadro. É conhecido que dados obtidos por escaners de baixo custo são contaminados com erros sistemáticos, erros aleatórios e ruído. Deste modo, a distância e a cor da imagem podem ser mapeados de forma imprecisa e os pontos mais próximos do sensor possuem maior precisão.

Lemuz-López and Arias-Estrada (2006) propuseram o uso do método SIFT (Scale Invariant

Feature Transform) para definir pontos característicos da imagem RGB. Os pontos correspondentes foram determinados a partir dos pontos SIFT 3D, e o ICP (Iterative Closest Point) é utilizado para determinar o registro entre as nuvens de pontos. Druon et al. (2006) propuseram um ICP que utiliza a informação da cor para aprimorar a correspondência entre pontos e o registro das nuvens de pontos. Xie et al. (2013) propôs uma nova função objetivo para o ICP que combina os pontos característicos do SIFT com pontos 3D convencionais. Os métodos propostos por Lemuz-López and Arias-Estrada (2006), Druon et al. (2006) e Xie et al. (2013) apresentaram resultados com apenas duas nuvens de pontos. Takimoto et al. (2013) propuseram um ICP que utiliza a informação da cor para aprimorar a correspondência entre pontos e o registro entre múltiplas nuvens de pontos. A informação da cor é utilizada no cálculo do erro. Eles também reconstruíram a superfície utilizando a distância com sinal e o algoritmo dos cubos marchantes (Masuda, 2002). Foi mostrado que informações redundantes podem melhorar a reconstrução da forma 3D.

Este trabalho é um aprimoramento da pesquisa de Takimoto et al. (2013) ao modificar a utilização da informação de cor. Eles utilizaram a cor para o cálculo do erro na correspondência entre pontos (informação geométrica e de cor). Neste trabalho, a informação de cor será utilizada para definir a correspondência entre pontos. O método proposto será comparado com o ICP convencional.

Esse artigo está estruturado da seguinte forma. O método proposto envolvendo múltiplas nuvens de pontos está na Seção 2. A Seção 3 explica o processo de correspondência entre pontos e o registro entre duas nuvens de pontos. A Seção 4 apresenta o algoritmo proposto. A Seção 5 explica a compensação de erro e o processo de reconstrução do modelo. A Seção 6 apresenta alguns resultados com análise de erros e na Seção 7 a conclusão e trabalhos futuros.

2 Breve Explicação do Método Proposto

Considere que múltiplas nuvens de pontos são adquiridas. A Fig. 1 mostra que duas nuvem de pontos sequencialmente adquiridas PC_i e PC_{i+1} são registradas pela determinação da matriz de transformação T_i . Este método é diferente em relação ao proposto por Takimoto et al. (2013) no qual após o registro, ambas as nuvens de pontos são fundidas e então é realizado o registro entre a nuvem fundida e uma nova nuvem de pontos. A abordagem apresentada na Fig. 1 possui nuvem de pontos com menor número de pontos para definir a correspondência entre pontos e por consequência possui um menor tempo de processamento. Assume-se que duas nuvens de pontos adquiridas em sequência possuem sobreposições o

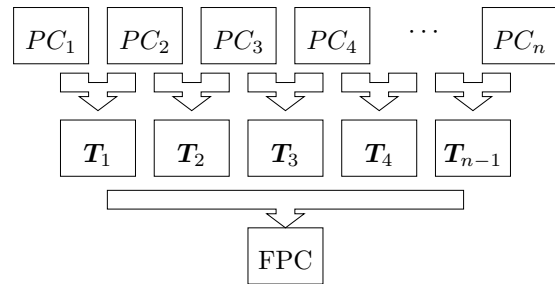


Figura 1: Registro de múltiplas nuvens de pontos (PC_1, PC_2, \dots, PC_n). A transformação T_i que registra PC_i com PC_{i+1} é determinada. A nuvem de pontos final (FPC) é determinada após realizar todo os registros.

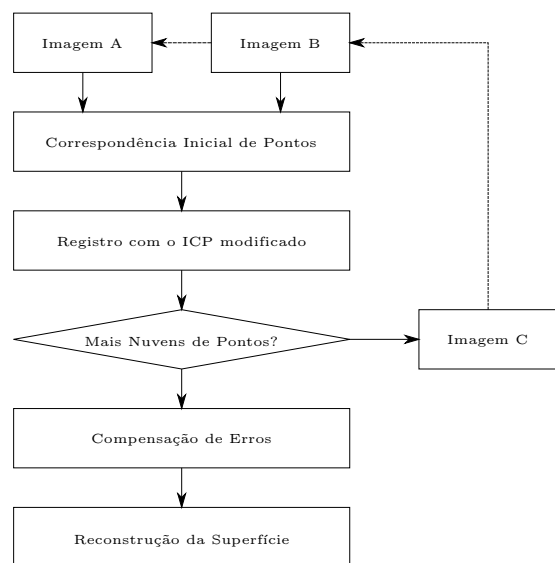


Figura 2: O algoritmo de reconstrução proposto.

suficiente para que o registro seja realizado com sucesso.

O processamento de duas nuvens de pontos é feito segundo o algoritmo exibido na Fig. 2. Inicialmente, duas nuvens de pontos RGB-D A e B são adquiridas e registradas. Caso uma nuvem de pontos RGB-D adicional C seja adquirida, então ela é registrada junto à segunda nuvem de pontos B . Desta forma, apenas as nuvens de pontos adquiridas sucessivamente são registradas. A compensação de erro e a reconstrução da superfície são executadas após o registro de todas as nuvens de pontos adquiridas.

3 Registro de Nuvem de Pontos

O ICP (Besl and McKay, 1992) é uma proposta generalizada que suporta o registro 3D entre pares de nuvens de pontos. De forma intuitiva, o registro de uma superfície ocorre se existe uma correspondência entre as duas nuvens de pontos obtidas a partir de vistas diversas. Então, diz-se que duas nuvens de pontos 3D Q e P estão

registradas quando qualquer par de pontos correspondentes (p_i, q_j) , com $p_i \in P$ e $q_j \in Q$, representam o mesmo ponto na superfície segundo uma transformação rígida simples (Chen and Medioni, 1991). Existe uma transformação rígida T expressa por

$$\forall p_i \in P, \exists q_j \in Q \quad \|T \cdot p_i - q_j\| = 0 \quad (1)$$

onde $T \cdot p_i$ é o resultado de T em p_i .

P e Q são dois conjuntos contendo respectivamente N_p e N_q pontos. Considerando pontos de ambos os conjuntos, $P = \{p_i\}$, $i = 1, \dots, N_p$ e $Q = \{q_j\}$, $j = 1, \dots, N_q$, o objetivo é avaliar a matriz de rotação R e o vetor de translação t , de modo que $P' = R \cdot P + t$, e que P' fique alinhado com Q . Duas nuvens de pontos estão alinhadas quando a média da distância entre os pontos correspondentes é menor que uma tolerância τ .

4 ICP proposto

Nesta seção, será apresentado o ICP proposto. A informação da cor é utilizada para aumentar o número de pontos correspondentes mapeados corretamente. Adicionalmente, pontos correspondentes mapeados incorretamente são removidos. Será explicado como o ICP proposto resolve as limitações presentes em uma nuvem de pontos 3D adquiridos com um sensor RGB-D de baixo custo, que neste caso é o Kinect (Microsoft, 2012).

4.1 Utilização da Cor e a Correspondência entre Pontos

A informação de cor é utilizada para aumentar a robustez do algoritmo ICP. Para utilizar a cor em aplicações de sistemas de visão computacional, é necessário um modelo robusto e eficiente representando a cor. Como a aquisição de diferentes vistas com iluminação natural causa variações de cor devido ao sombreamento, é necessária uma representação perceptual da cor. A variação de sombreamento afeta a intensidade da cor sobre o ponto, mas não a sua cor intrínseca. Um dos modelos de cor mais populares é o trio RGB, que é a combinação das três cores básicas. Este modelo não representa a cor intrínseca, pois propriedades cromáticas e não cromáticas (brilho) estão juntas nesse modelo. O modelo de cor utilizado neste trabalho é o HSV, que é um modelo formado por três parâmetros, o primeiro é a tonalidade (Hue, H) representando o tipo de cor, o segundo é a saturação (Saturation, S), e o terceiro o brilho (Value, V).

A correspondência entre pontos é determinada utilizando o método do vizinho mais próximo. Para agilizar o processo, uma árvore k - d é utilizada. Ela é uma generalização do algoritmo de bissecção em uma dimensão para k dimensões. Neste trabalho, a componente de tonalidade H do modelo HSV é utilizada com as coordenadas 3D

(x, y, z) , e cada ponto na nuvem 3D é representado por quatro coordenadas (x, y, z, h) . A árvore 3- d foi modificada para tornar-se uma árvore 4- d .

4.2 Remoção de Falsos Positivos

Mesmo que o ICP seja muito utilizado para o registro de pares de nuvens de pontos 3D, algumas limitações devem ser mencionadas. O ICP possui um mínimo local muito próximo ao mínimo global e ao ficar preso a esse mínimo local pode levar a um sub-ótimo durante o processo de registro. O ICP convencional (Besl and McKay, 1992) e o processo de determinar a correspondência entre pontos são executados de forma iterativa. A correspondência entre pontos não pode ser um-a-um (todos os pontos de um conjunto possuem correspondentes no outro conjunto), pois falsos positivos podem existir devido a obstruções, aparecimentos e desaparecimentos. Na realidade, é necessário executar a correspondência entre pontos entre subconjuntos.

Pontos correspondentes com distância maior que um limiar dinamicamente adaptado D_{max} são removidos. A distância entre dois pontos correspondentes (p_i, c_i) é dada por $d_i = p_i - c_i$. O limiar D_{max} é adaptado de acordo com as seguintes regras (Zhang, 1994):

- quando $\mu < D$ o registro é muito bom e D_{max} é atualizado para $\mu + 3\sigma$.
- quando $\mu < 3D$ o registro ainda é bom e D_{max} é atualizado para $\mu + 2\sigma$.
- quando $\mu < 6D$ o registro não é ruim e D_{max} é atualizado para $\mu + \sigma$.
- quando nenhuma das situações for satisfeita o registro é ruim e D_{max} é atualizado para ε , a mediana de todas as distâncias.

Onde μ e σ são respectivamente a média e o desvio padrão da distribuição das distâncias. D é o limiar da distância que define um bom registro.

O ICP proposto também adiciona um peso para os pontos que se encontram mais próximo ao sensor. Como o peso é utilizado na precisão do registro, o ICP forçará um registro aprimorado para os pontos que se encontram próximos ao sensor.

5 Reconstrução da Superfície

Na reconstrução, é possível utilizar algumas técnicas para eliminar erros gerados pelo ICP, ruído do sensor e erros de calibração. Uma destas técnicas é o uso da função distância com sinal explicada por Curless and Levoy (1996). A distância com sinal é calculada ao realizar o lançamento de raios a partir do sensor passando por cada voxel próximo a superfície. Assim, um limiar Δ_{max} , denominado de distância máxima, é definido para determinar



Figura 3: Caixa utilizada nos testes.

a distância com sinal para os voxels dentro desse intervalo, considerando o ponto sobre a superfície como centro do intervalo. A função cumulativa da distância com sinal $D(x)$ é avaliada para cada voxel e uma isosuperfície correspondente à $D(x) = 0$ é extraída. Caso o voxel esteja entre a fonte e a superfície, a distância é positiva, caso contrário, ela é negativa. Para cada voxel, a distância média é determinada e de acordo com o seu valor absoluto e sinal, o voxel é considerado estar dentro, fora ou sobre a fronteira.

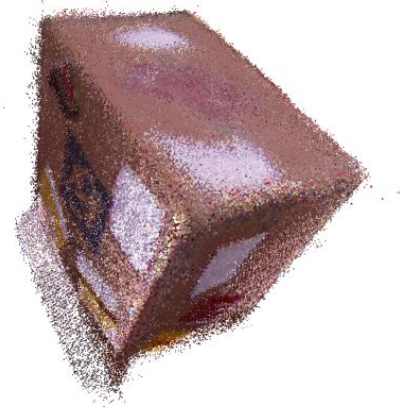
Utilizando somente os voxels marcados como sobre a fronteira, uma representação poligonal do objeto pode ser determinada com o auxílio dos cubos marchantes (Lorenson and Cline, 1987). Porém, neste trabalho, é utilizada uma adaptação dos cubos marchantes (Shu et al., 1995). Este algoritmo reduz o número de triângulos que representa a superfície ao adaptar o tamanho dos triângulos de acordo com o formato da superfície. Ao utilizar este algoritmo para uma nuvem de pontos com muitos pontos, a média do tempo de execução e o número de triângulos são reduzidos consideravelmente, e a qualidade final do objeto reconstruído é similar ao utilizar os cubos marchantes com alta resolução.

6 Resultados

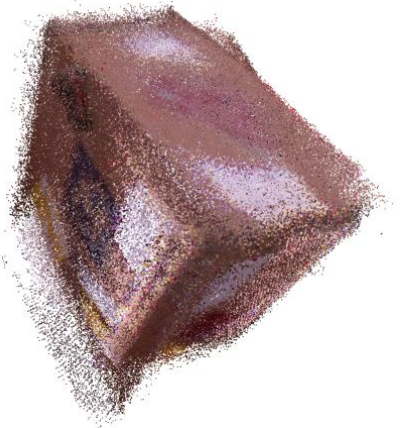
O conjunto de dados utilizado para analisar o ICP proposto foi gerado ao capturar várias vistas de uma caixa ao rotacionar o sensor segundo o eixo z . A caixa utilizada na captura possui dimensões: $49\text{ cm} \times 33\text{ cm} \times 51\text{ cm}$ (ver Fig. 3). Os resultados obtidos com o ICP proposto foram comparados com os do ICP convencional.

6.1 Análise Comparativa

A caixa foi rotacionada em 360° e desta rotação foram feitas 48 aquisições de imagens RGB-D. Foi obtida uma nuvem de pontos com o algoritmo ICP proposto e o convencional. A Fig. 4 mostra uma nuvem de pontos obtida com ambos os algoritmos. O ICP proposto obteve um melhor registro da reconstrução da caixa. A Fig. 5 mostra a distância



(a)



(b)

Figura 4: (a) Nuvem de pontos final gerada utilizando o ICP proposto. (b) Nuvem de pontos final gerada utilizando o ICP convencional.

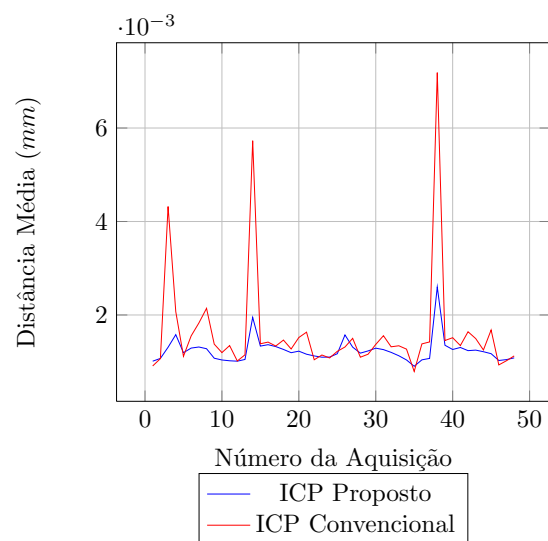


Figura 5: Distância média entre pontos correspondentes para 47 registros (48 aquisições).

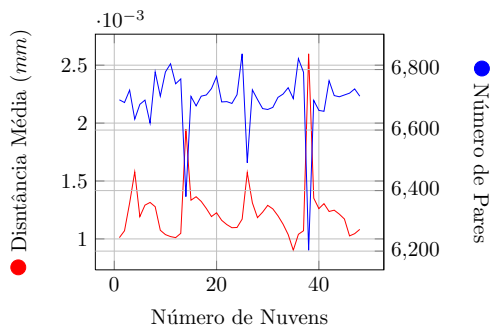


Figura 6: Distância média entre pontos correspondentes e número de pontos correspondentes no ICP proposto (48 aquisições).

média entre pontos correspondentes. É possível notar que o ICP convencional sempre mostra uma distância média entre pontos correspondentes maior em relação ao ICP proposto. A Fig. 6 mostra o número de pontos correspondentes e a distância média final após a convergência do registro de cada par de nuvens de pontos. Uma análise detalhada do comportamento dos gráficos mostra alguns registros onde ocorrem diminuições do número de pontos correspondentes utilizados no registro. Devido ao menor número de pontos correspondentes utilizados no registro, existe um grande número de pontos sem correspondência e a distância média aumenta devido à baixa taxa de alinhamento.

Assume-se que o número de falsos positivos é relativamente baixo, entretanto uma verificação visual é necessária para confirmar se o registro foi corretamente executado. Quando comparados os dois métodos, o ICP proposto e o ICP convencional, alguns registros terminaram com a distância média final entre pontos correspondentes aproximadamente de mesmo valor para os dois métodos. Por exemplo, entre as aquisições 0 e 10, este fato ocorreu duas vezes (os gráficos azul e vermelho se tocam em duas posições). Entretanto, é necessário também avaliar o número de falsos positivos (pontos correspondentes que foram estabelecidos incorretamente). Mas, a avaliação de falsos positivos é praticamente impossível, mesmo quando efetuada visualmente. Takimoto et al. (2011) já comentava que apenas a distância média em pontos correspondentes e o número de pontos correspondentes não podem ser utilizados para avaliar a qualidade do registro.

6.2 Reconstrução da Superfície

As informações adicionais inerentes fornecidas por imagens de várias vistas podem ser utilizadas na reconstrução da superfície. A Fig. 7 compara as reconstruções da superfície utilizando dados de apenas uma aquisição e utilizando dados de várias aquisições. É possível notar que um aumento no número de aquisições aprimora a qualidade da

reconstrução ao remover buracos.

Na análise de reconstrução 3D de objetos é possível verificar que existe uma diferença de aproximadamente 5 mm entre o objeto real e o reconstruído. Como essa análise foi feita utilizando somente dimensões vetorizadas, considerações futuras são necessárias para desenvolver um método de avaliação mais aprimorado considerando a geometria da superfície.

7 Conclusões

Os resultados apresentados pelo ICP proposto mostram um método de registro com maior robustez comparado ao ICP convencional. O uso da informação de cor no processo de correspondência entre pontos previne a ocorrência de falsos positivos levando a um processo de registro mais confiável. O uso de um número maior de nuvens de pontos aprimora a reconstrução da superfície ao fornecer a visão completa do objeto. Apesar da distância média entre os pontos correspondentes e o número de pontos correspondentes fornecerem uma ideia da qualidade do alinhamento, uma inspeção visual é necessária para determinar o melhor resultado. Desta forma, investigações futuras são necessárias para determinar uma melhor avaliação numérica.

Agradecimentos

Esta pesquisa é suportada pelo projeto ANEEL PD-0061-0033/2011, e foi parcialmente suportada pelo projeto JSPS/CAPES cooperativo entre Brasil e Japão. RY Takimoto é suportado pela FAPESP segundo o processo 2011/22402-8. MSG Tsuzuki é parcialmente suportado pelo segundo os processos 309.570/2010-7 e 310.663/2013-0, e TC Martins é parcialmente suportado pelo CNPq segundo o processo 306.415/2012-7. EK Ueda é suportado pela CAPES.

Referências

- Benavidez, P. and Jamshidi (2011). Mobile robot navigation and target tracking system, *Proc 6th Int Conf System of Systems Engineering: SoSE in Cloud Computing, Smart Grid, and Cyber Security*, Albuquerque, USA, pp. 299–304.
- Besl, P. and McKay, N. (1992). A method for registration of 3D shapes, *IEEE T Pattern Anal* 14: 239–256.
- Chen, Y. and Medioni, G. (1991). Object modeling by registration of multiple range images, *Proc IEEE Int Conf Robotics and Automation*, Sacramento, USA, pp. 2724–2729.

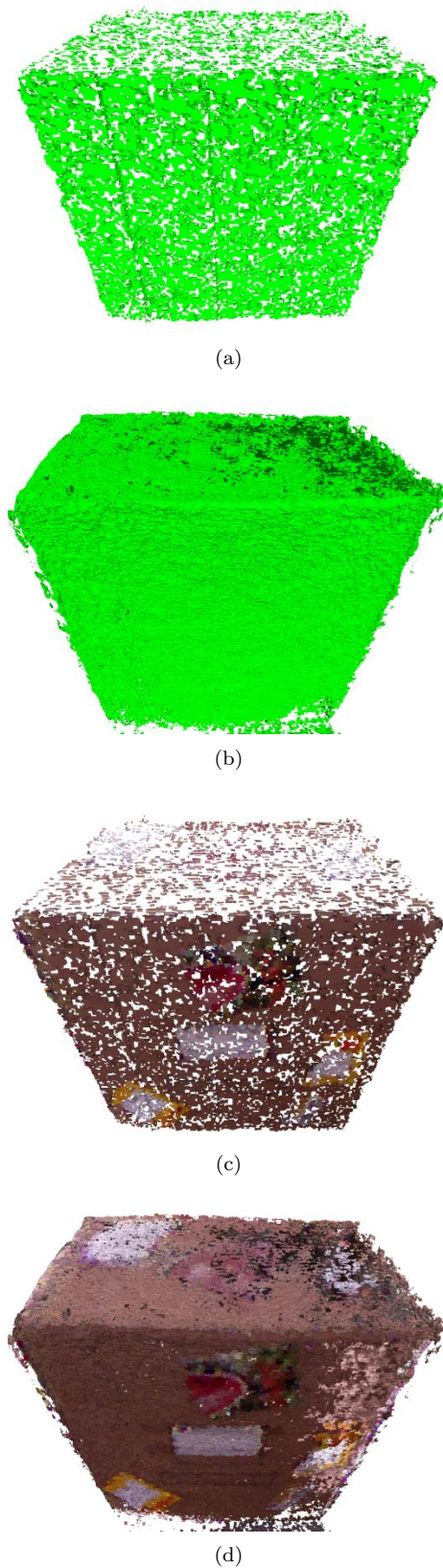


Figura 7: (a) Reconstrução da superfície utilizando dados de 1 aquisição. (b) Reconstrução da superfície utilizando dados de 48 aquisições. (c) Reconstrução da textura colorida utilizando dados de 1 aquisição. (d) Reconstrução da textura colorida utilizando dados de 48 aquisições.

Curless, B. and Levoy, M. (1996). A volumetric method for building complex models from range images, *Proc 23rd Annual Conf Computer Graphics and Interactive Techniques, SIGGRAPH '96*, ACM, New York, NY, USA, pp. 303–312.

Druon, S., Aldon, M.-J. and Crosnier, A. (2006). Color constrained ICP for registration of large unstructured 3D color data sets, *Proc 2006 IEEE Int Conf on Information Acquisition*, Shandong, China, pp. 249–255.

Lemuz-López, R. and Arias-Estrada, M. (2006). Iterative closest SIFT formulation for robust feature matching, in G. Bebis, R. Boyle, B. Parvin, D. Koracin, P. Remagnino, A. Nefian, G. Meenakshisundaram, V. Pascucci, J. Zara, J. Molineros, H. Theisel and T. Malzbender (eds), *Advances in Visual Computing*, Vol. 4292 of *Lecture Notes in Computer Science*, Springer Berlin Heidelberg, pp. 502–513.

Lorensen, W. E. and Cline, H. E. (1987). Marching cubes: A high resolution 3d surface construction algorithm, *Computer Graphics* **21**(4): 163–169.

Masuda, T. (2002). Registration and integration of multiple range images by matching signed distance fields for object shape modeling, *Comput Vis Image Und* **87**(1-3): 51 – 65.

Microsoft (2012). Xbox 360 kinect, <http://www.xbox.com/en-US/kinect>.

Shu, R., Zhou, C. and Kankanhalli, M. S. (1995). Adaptive marching cubes, *The Visual Computer* **11**: 202–217.

Takimoto, R. Y., Neves, A. C., Martins, T. C., Takase, F. K. and Tsuzuki, M. S. G. (2011). Automatic epipolar geometry recovery using two images, *Proceedings of the 18th IFAC World Congress*, Milan, Italy, pp. 3980–3985.

Takimoto, R. Y., Vogelaar, R., Ueda, E. K., Sato, A. K., Martins, T. C., Gotoh, T., Kagei, S. and Tsuzuki, M. S. G. (2013). 3D reconstruction using low precision scanner, *Proc 11th IFAC Workshop on Intelligent Manufacturing Systems*, São Paulo, Brazil, pp. 239–244.

Xie, J., Hsu, Y.-F., Feris, R. and Sun, M.-T. (2013). Fine registration of 3D point clouds with iterative closest point using an RGB-D camera, *Proc 2013 IEEE Int Symp Circuits and Systems*, Melbourne, Australia, pp. 2904–2907.

Zhang, Z. (1994). Iterative point matching for registration of free-form curves and surfaces, *Int J Comp Vision* **13**(2): 119–152.