

# Obtenção de Informação 3D Usando Múltiplas Modalidades: Teoria e Aplicações

Autor: Matheus Alan Bergmann. Orientador: Claudio Rosito Jung  
 Universidade Federal do Rio Grande do Sul - UFRGS



## Objetivo do Projeto

Modelagem 3D de objetos capturados por uma câmera RGB-D, seguindo basicamente os passos abaixo:

- 1 A partir de uma imagem de profundidade, criar uma nuvem de pontos;
- 2 Encontrar pontos chaves e realizar um alinhamento inicial com eles;
- 3 Utilizar um algoritmo de *Iterative Closest Point* (ICP) para melhorar o alinhamento inicial;
- 4 Evitando o uso excessivo de memória, mesclar as duas nuvens, excluindo pontos desnecessários e/ou ruidosos.

## Objetivos da Bolsa

Focar na parte do alinhamento das nuvens de pontos, e em estratégias para melhorar a fusão das nuvens de pontos, mais precisamente em:

- Comparar diferentes implementações do ICP.
- Avaliar diferentes técnicas para realizar alinhamento inicial

## Uso de dados sintéticos

O número de datasets com *ground truth* anotado não é muito grande, e em geral eles estão sujeitos a erros o que impossibilita uma avaliação precisa dos métodos. A solução encontrada foi a geração de dados sintéticos (imagem RGB e profundidade), que fornecem a pose precisa e permitem a comparação de técnicas com diferentes níveis de ruído.

## Comparação entre implementações do ICP

A ideia básica de algoritmos baseados em ICP é iterativamente aplicar uma transformação em uma das nuvens para que esta fique mais próxima da outra. Neste projeto foram comparadas 3 implementações do algoritmo de ICP. A implementação do nicp [3] e também as disponíveis na biblioteca Point Cloud Library (PCL), versões tradicional e com normais (<http://pointclouds.org/>). Como podemos ver na Figura (1) a implementação com normais da PCL obteve o melhor desempenho para todos os níveis de ruído.

**Avaliação quantitativa:** Sendo  $G$  a matriz de transformação esperada (ground truth) para um par de nuvens,  $T$  a matriz estimada pelo método, e  $\mathbf{p}_n$  o  $n$ -ésimo ponto de uma nuvem de pontos com  $N$  pontos, o erro global médio é dado por:

$$E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N d(G\mathbf{p}_n, T\mathbf{p}_n), \quad (1)$$

onde  $d(\mathbf{p}, \mathbf{q})$  é a distância euclidiana entre os vetores  $\mathbf{p}, \mathbf{q} \in \mathbb{R}^3$

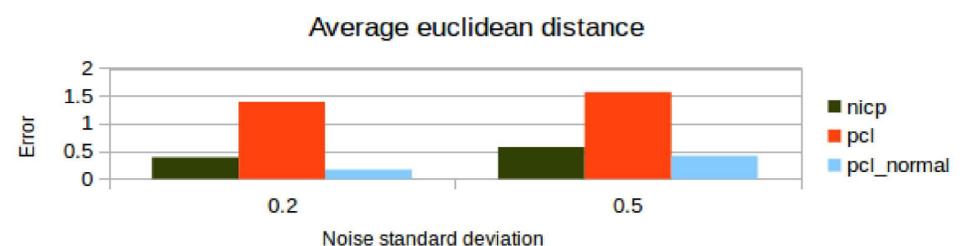


Figura 1: O gráfico mostra o desempenho de 3 implementações do ICP para diferentes níveis de ruído

## Alinhamento Inicial

Para melhorar a convergência dos algoritmos ICP, também foi testada uma estratégia para fazer um alinhamento inicial baseada em *Perspective-n-point* (PnP). Essa técnica visa estimar a pose da câmera dado um conjunto de *keypoints* e o ponto onde são projetados para uma determinada vista. Os testes foram feitos utilizando o EPnP [2], que é uma versão bastante eficiente dessa técnica. A motivação para o uso dessa técnica é de aproveitar a informação de cor, presente nos pontos chaves, para resolver ambiguidades de objetos com geometria simétrica. A Tabela 1 mostra os erros finais do ICP após o alinhamento inicial, com resultados inconclusivos.

Rotação 10°			Rotação 20°		
	nicp	Nicp + epnp		nicp	Nicp + epnp
0	0.0187871	0.0181591	0	0.0355696	0.0361242
0.2	0.0203793	0.0206921	0.2	0.0460279	0.0446797
0.5	0.0352823	0.0300661	0.5	0.0591398	0.0585341
0.8	0.033062	0.0326435	0.8	0.0628432	0.0758273

Tabela 1: Erro com e sem o alinhamento inicial

## Referências

- [1] Paul J. Besl, Neil D. McKay, "Method for registration of 3-D shapes", Proc. SPIE 1611, Sensor Fusion IV: Control Paradigms and Data Structures, (30 April 1992).
- [2] Vincent Lepetit, Francesc Moreno-Noguer e Pascal Fua, "EPnP: An Accurate O(n) Solution to the PnP Problem", International Journal of Computer Vision, February 2009.
- [3] J. Serafin, G. Grisetti, "NICP: Dense Normal Based Point Cloud Registration", Intl. Conf. on Intelligent Robot Systems (IROS), pp. 8, 2015.