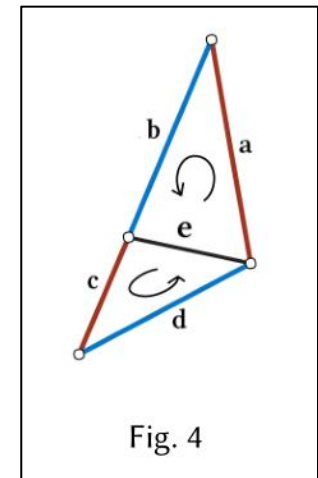


MeshCNN

A Network with an Edge

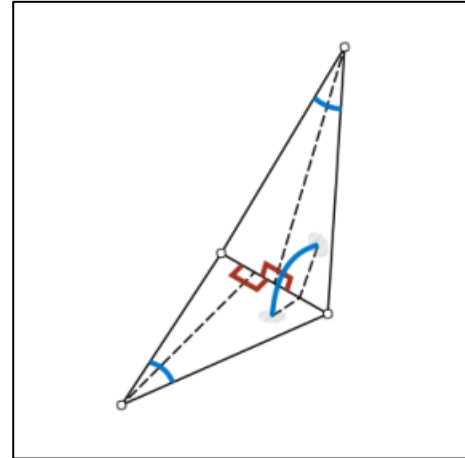
Overview: Applying CNN on Meshes

- CNN의 구성 요소: Convolution & Pooling layers
- 이미지는 **regular grid**이지만, Mesh는 **irregular** 하고 **non-uniform** 하다.
- MeshCNN에서는 Mesh를 이미지와 같이 정형화되게 변경하는 것이 아니라, 불규칙적이고 정형화되지 않은 특징을 직접 CNN에 적용한다.
- Invariant convolution
 - 면의 정점은 반시계방향으로 정의
 - 엣지 e의 1-ring 이웃은 두 가지(a, b, c, d) or (c, d, a, b) 로 정의
 - 이러한 모호함을 해결하기 위해
 - 유사성 변환에 본질적으로 불변하는 상대적인 기하학 특징 사용



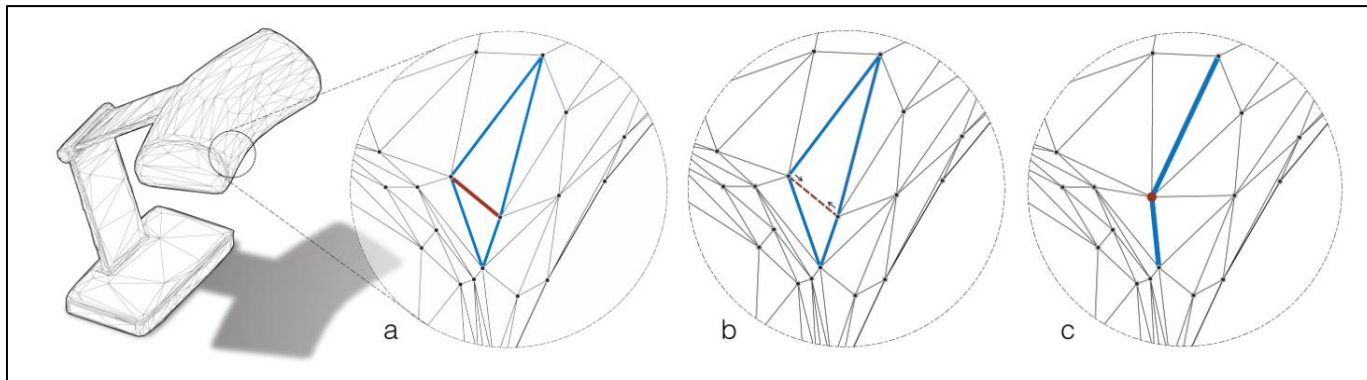
Overview: Applying CNN on Meshes

- 입력(Input Feature)
 - 5차원 벡터
 - 두 개의 평면의 각도
 - 두 개의 내각
 - 각 면의 두 엣지-길이 비율
- 순서의 모호성을 해결하고 불변함을 보장
- 이러한 특징들은 모두 상대적이며, 변환, 회전 및 균일한 스케일링에 강건함.



Overview: Applying CNN on Meshes

- Pooling & UnPooling
- Pooling 단계에서 edge features에 의해 우선순위가 결정.



- 단순화의 장점
 1. 풀링 계층의 출력 차원에 관해서 유연.
 2. 초기 메쉬 삼각 측량에 대해 견고.

Mesh Convolution

- 식

$$e \cdot k_0 + \sum_{j=1}^4 k_j \cdot e^j,$$

- (e^1, e^2, e^3, e^4) 은 (a, b, c, d) or (c, d, a, b) 로 모호하기 때문에

$$(e^1, e^2, e^3, e^4) = (|a - c|, a + c, |b - d|, b + d).$$

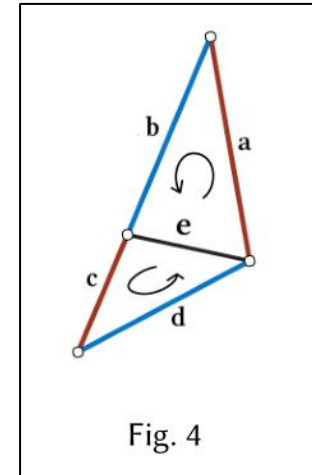
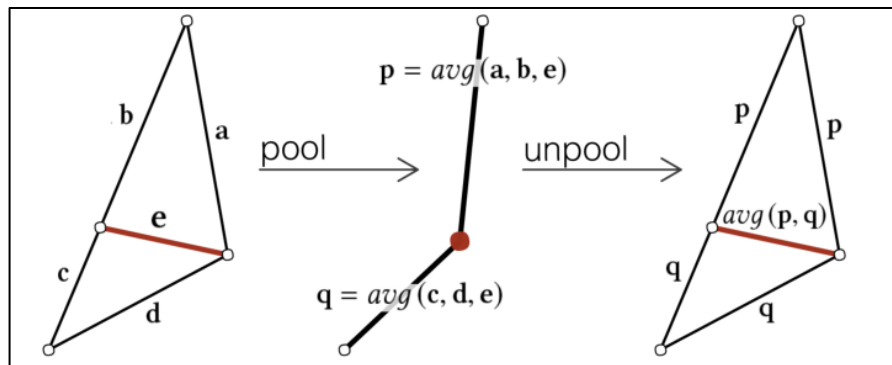


Fig. 4

- 모든 엣지 특징들을 $n_c \times n_e \times 5$ 특징 텐서에 집적하여 conv2D와 같은 연산자 사용가능
- n_c : 특징 채널의 수, n_e : edge의 수, 5: edge e와 convolution 이웃들

Mesh Pooling

- 풀링 개념을 비정형 데이터에 적용
 - 1) define pooling region given adjacency
 - 2) merge features in each pooling region
 - 3) redefine adjacency for the merged features



- 비매니폴드적인 면을 만들어내는 엣지 붕괴는 네 개 컨볼루션 이웃들의 가설 위반하여 풀링이 허용되지 않음.

Data Processing

- Input에 들어가는 메쉬의 엣지 수를 같은 수로 단순화
- 주로 분할 작업은 2250 edge, 분류 작업은 750 edge

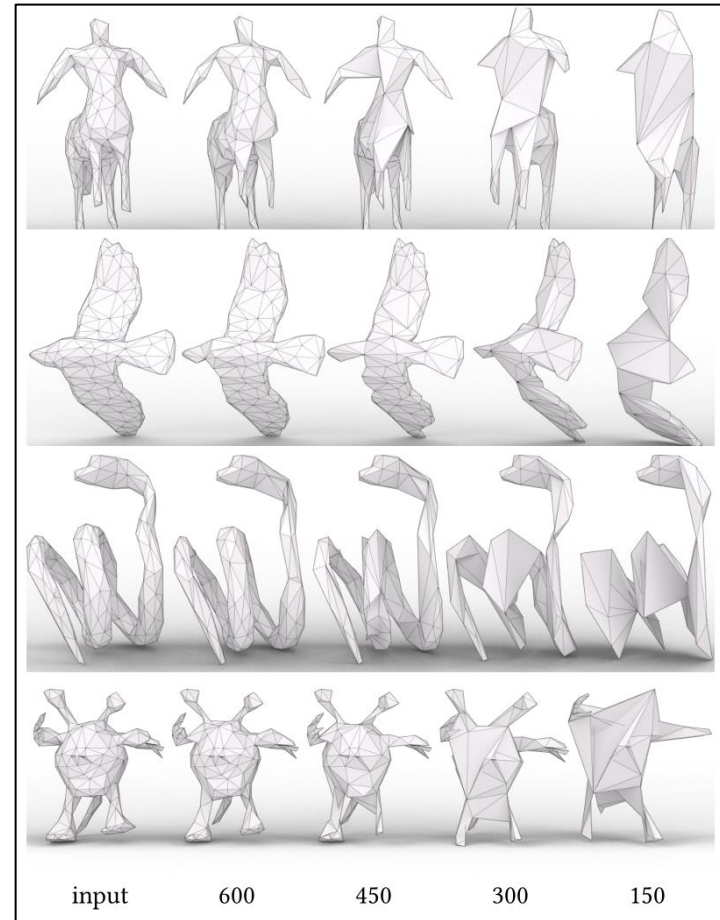
Mesh Classification

- SHREC 데이터셋 사용
- 30개의 클래스가 존재하며,
클래스당 훈련 샘플은 20개
- 훈련 샘플의 수를 16개와 10개로
나눠서 학습하고 200 epochs이후
중단

Classification SHREC

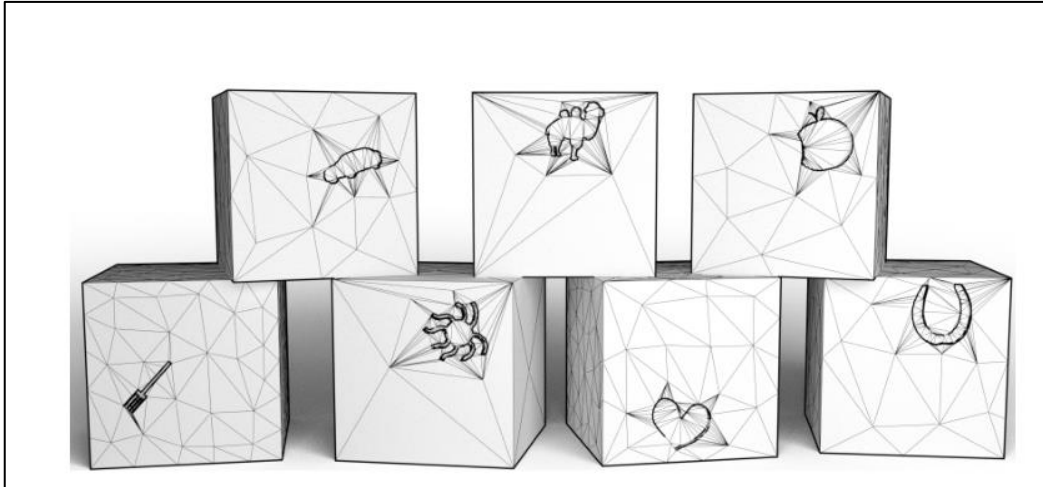
Method	Split 16	Split 10
MeshCNN	98.6	91.0%
GWCNN	96.6%	90.3%
GI	96.6%	88.6%
SN	48.4%	52.7%
SG	70.8%	62.6%

} [Ezuz et al. 2017]



Mesh Classification

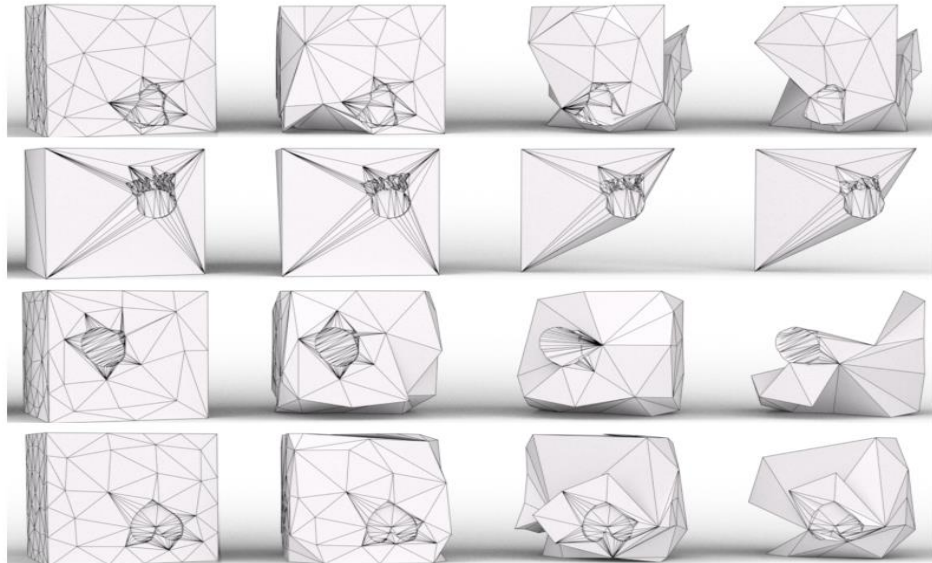
- Cube engraving 데이터셋 사용



- 23개의 클래스가 존재하며, 클래스당 훈련 샘플은 대략 20개
- 시험 세트를 위해 3개의 아이콘을 두고 나머지는 훈련에 사용
- 각 아이콘에 대해 무작위로 10개의 다른 위치를 샘플링하여 삽입

Mesh Classification

- MeshCNN이 예측한 모습



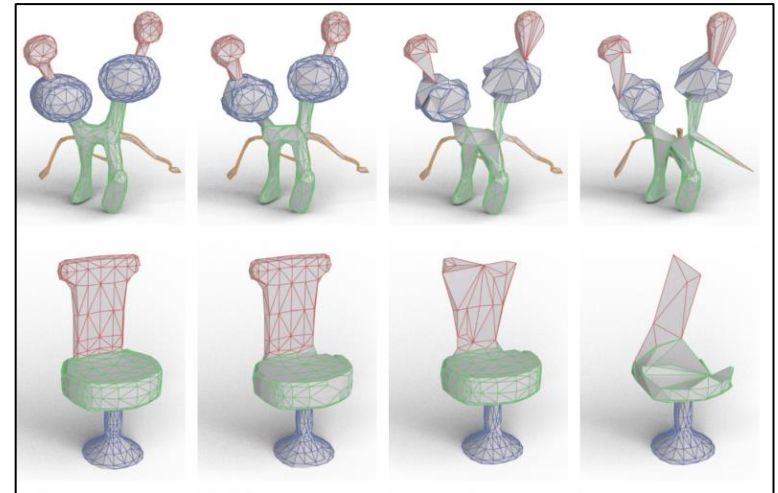
- 분류 표

Cube Engraving Classification		
method	input res	test acc
MeshCNN	750	92.16%
PointNet++	4096	64.26%

Mesh Segmentation

- COSEG 데이터셋 사용
- 학습/테스트: 85%/15%
- 분류 표

COSEG Segmentation			
Method	Vases	Chairs	Telealiens
MeshCNN (<i>UNet</i>)	97.27%	99.63%	97.56%
MeshCNN (<i>rand. pool</i>)	96.64%	99.23%	97.01%
PointNet	91.5%	70.2%	54.4%
PointNet++	94.7%	98.9%	79.1%
PointCNN	96.37%	99.31%	97.40%



MeshCNN

A Network with an Edge

감사합니다