

Deep Graphical Feature Learning for the Feature Matching Problem (2019)

Zhang, Zhen, and Wee Sun Lee. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. 2019. The university of Adelaide, National University of Singapore.

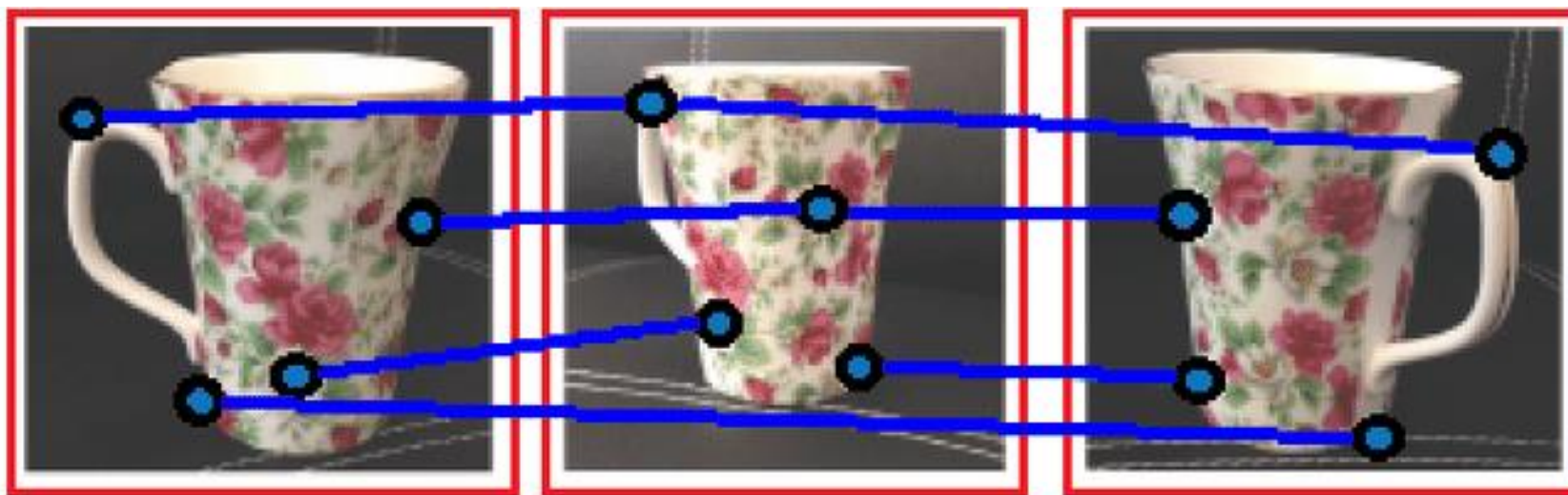
IIE8557-01 고등강화학습

경영과학연구실 이태헌

Feature matching problem?

- Feature matching problem은 컴퓨터 비전에서 중요한 과제로, 서로 다른 이미지 간에 동일한 지점 또는 특징을 찾아내고 대응시키는 일련의 과정을 칭함
- 주요 목표는 두 이미지 간의 비슷한 특징을 식별하고, 그들 간의 관계를 결정하는 것임

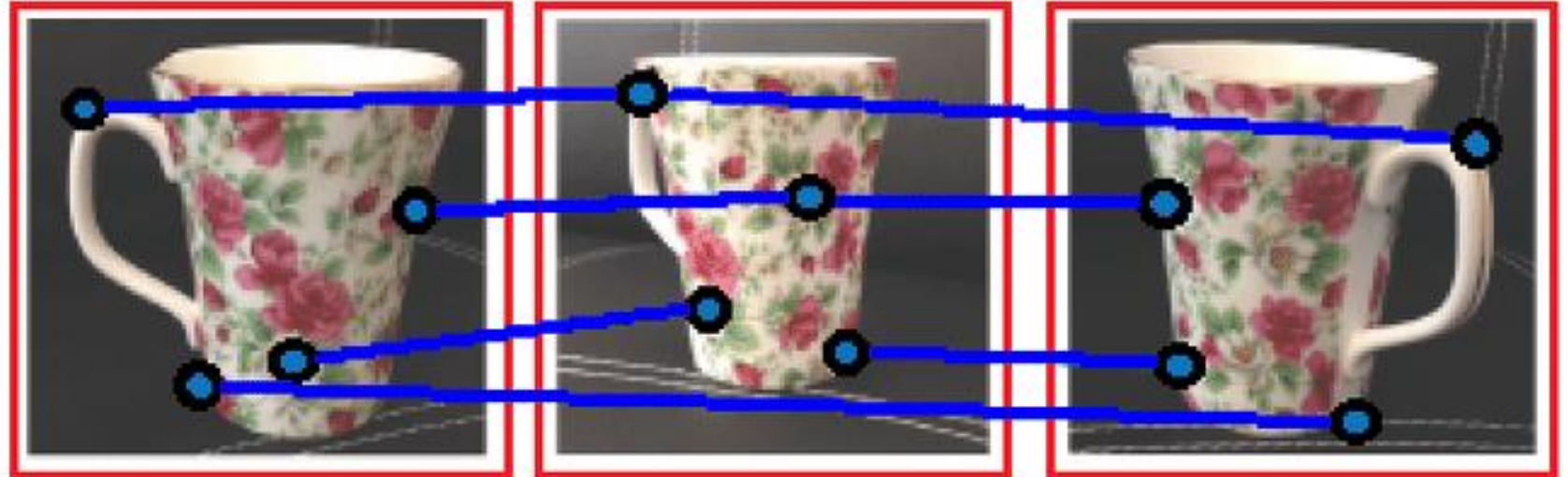
○ features
□ camera views
— feature matching



컴퓨터 비전에서의 feature matching 한계점

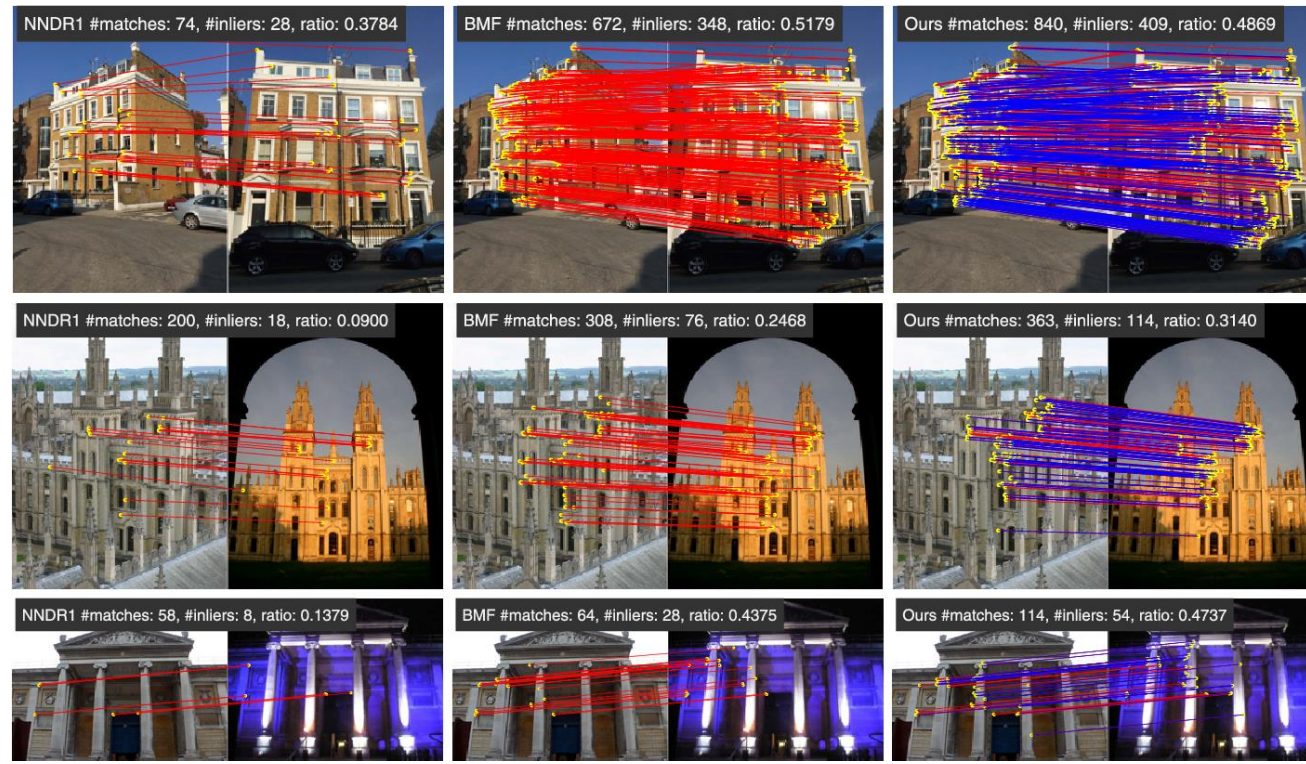
- 효율적인 feature matching을 위해서는 풍부한 local representation이 필요함
- 그러나, local feature가 key point 좌표로 제한될 때, 풍부한 local representation을 추출하는 것이 어려워짐

○ features
□ camera views
— feature matching



Feature matching problem 기존 접근 방법

- NP-Hard 접근법에서는 특징들 간 최적 매칭 찾기 위해 복잡한 계산이 필요함
- 특히 대규모 이미지 또는 많은 key points를 가진 이미지에서는 더욱 어려움
- 이러한 geometric feature matching 에서의 NP-hard 문제 복잡성 때문에, 이를 완화시키는 방법에 대한 연구가 주를 이룸



‘NP-Hard 할당 문제에 해당하는 Feature Match Problem을 Deep Graphical Feature Learning으로 간단한 할당 문제로 대체하고자 함’

Feature point의 좌표를 local feature로 변환하는 GNN 모델 사용

(GNN 모델은 Feature point 좌표, graph 구조만으로도 robust한 local feature 매핑 학습이 가능함)



GNN은 노드간 관계를 학습하기 위해, 각 노드에 대해 합성곱 연산을 적용함. 이는 필요한 코스트가 큼



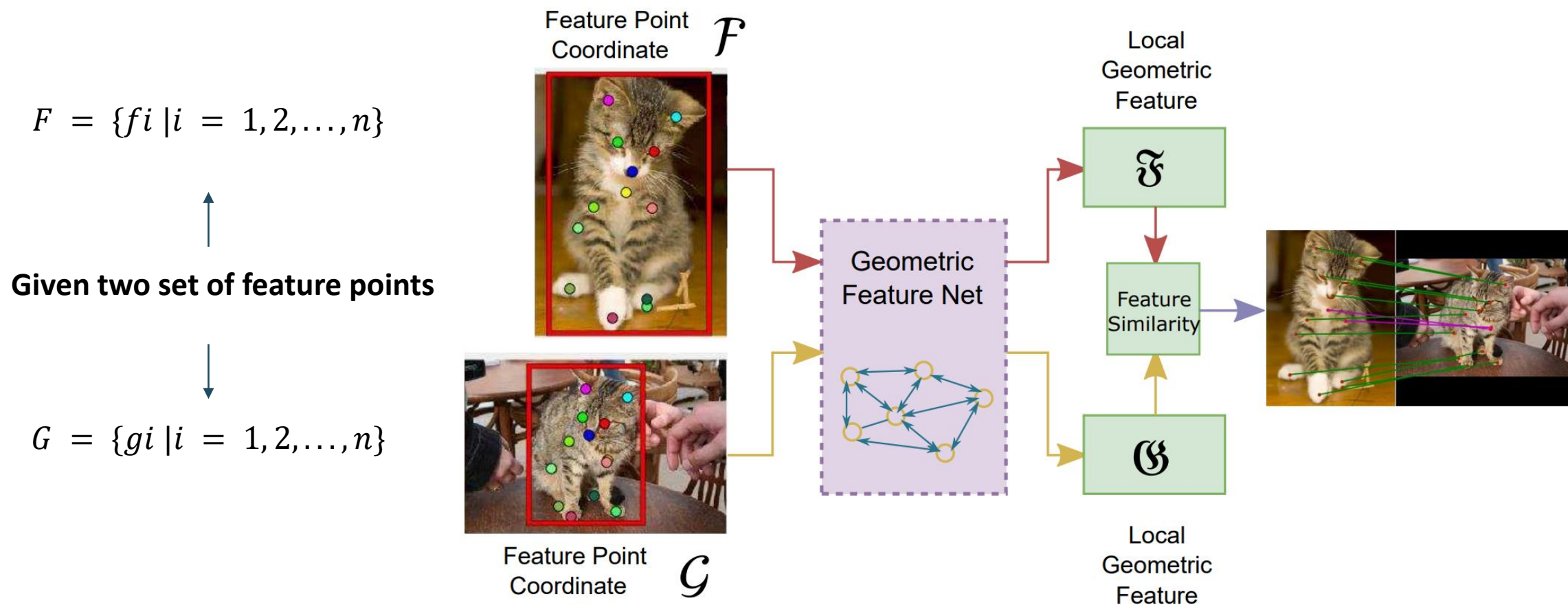
CMPNN (Compositional Message Passing Neural Network) 제안

(which uses an attention mechanism to compose a local convolution kernel from a global collection of kernels, enabling us to train and run our network efficiently)

Framework for the feature matching problem

- GNN은 feature points 좌표를 local geometric features로 변환하여 간단한 추론 알고리즘이 효율적으로 feature matching problem을 해결할 수 있도록 함

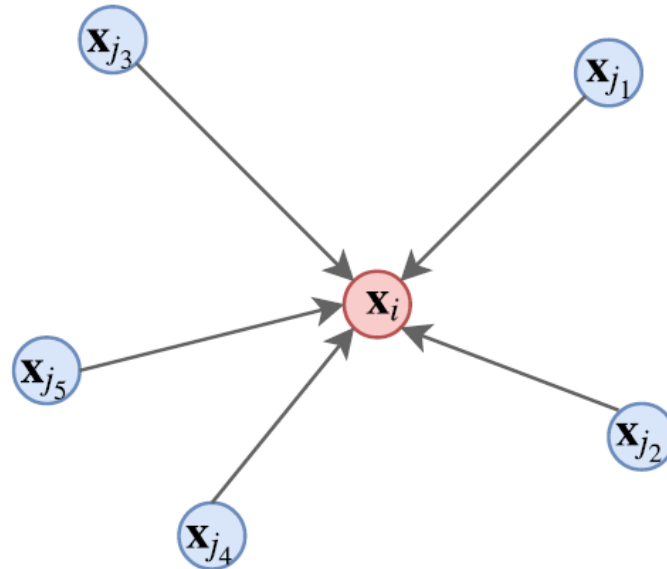
Siamese net framework



Attention 메커니즘 활용한 연산 효율성 향상

- CMPNN (Compositional Message Passing Neural Network)는 edge들의 유형 및 특성을 GNN $h(e_{i,j})$ 통해 학습하고 이 정보를 사용하여 local convolution kernel를 구성함
- Attention mechanism 사용하여 global kernels (데이터셋 전체에 대한 패턴 및 특성)에서 중요한 local kernel (개별 데이터 포인트의 local 특성) 정보만 연산, 중요도가 낮은 노드에 대한 연산을 수행할 필요 없음

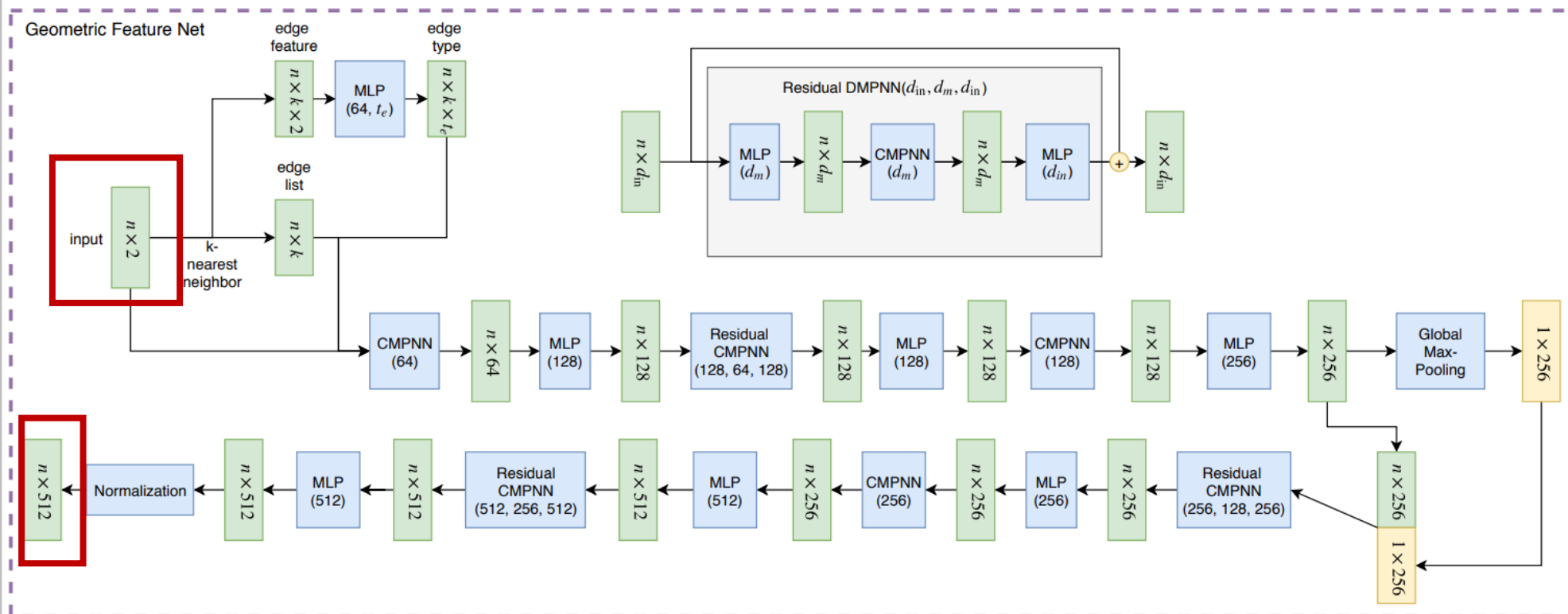
- X_i = 중심 노드
- $X_{j1}, X_{j2}, X_{j3}, X_{j4}, X_{j5}$ = X_i 의 이웃 노드
- $e_{i,j}$ = 중심 노드와 이웃 노드 사이의 연결



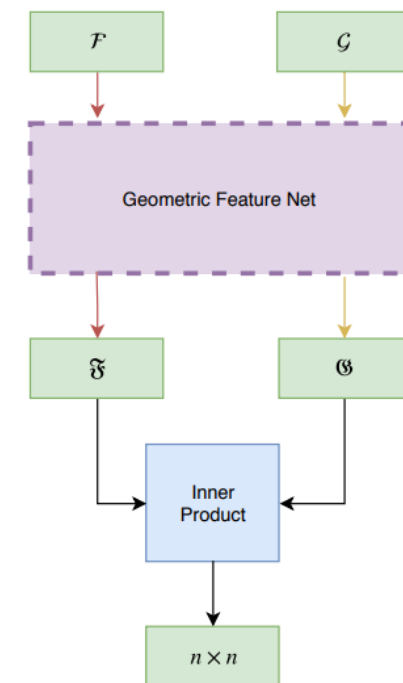
$h(e_{ij})$... 0.11 0.78 0.03 ...

Network architecture

Geometric feature net



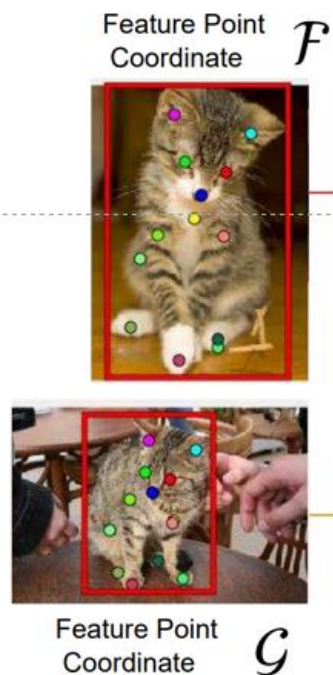
Siamese net framework



Utilizing CMPNN Features for Feature Matching with Hungarian Algorithm: A Learning Process Approach

- 헝가리안 알고리즘은 유사도 행렬(Similarity matrix)을 사용하여 각 행과 각 열 간의 최적의 일대일 매칭을 찾는 알고리즘
- CMPNN의 output으로 'N x N' 유사도 행렬 출력됨

If) Image feature points = 4

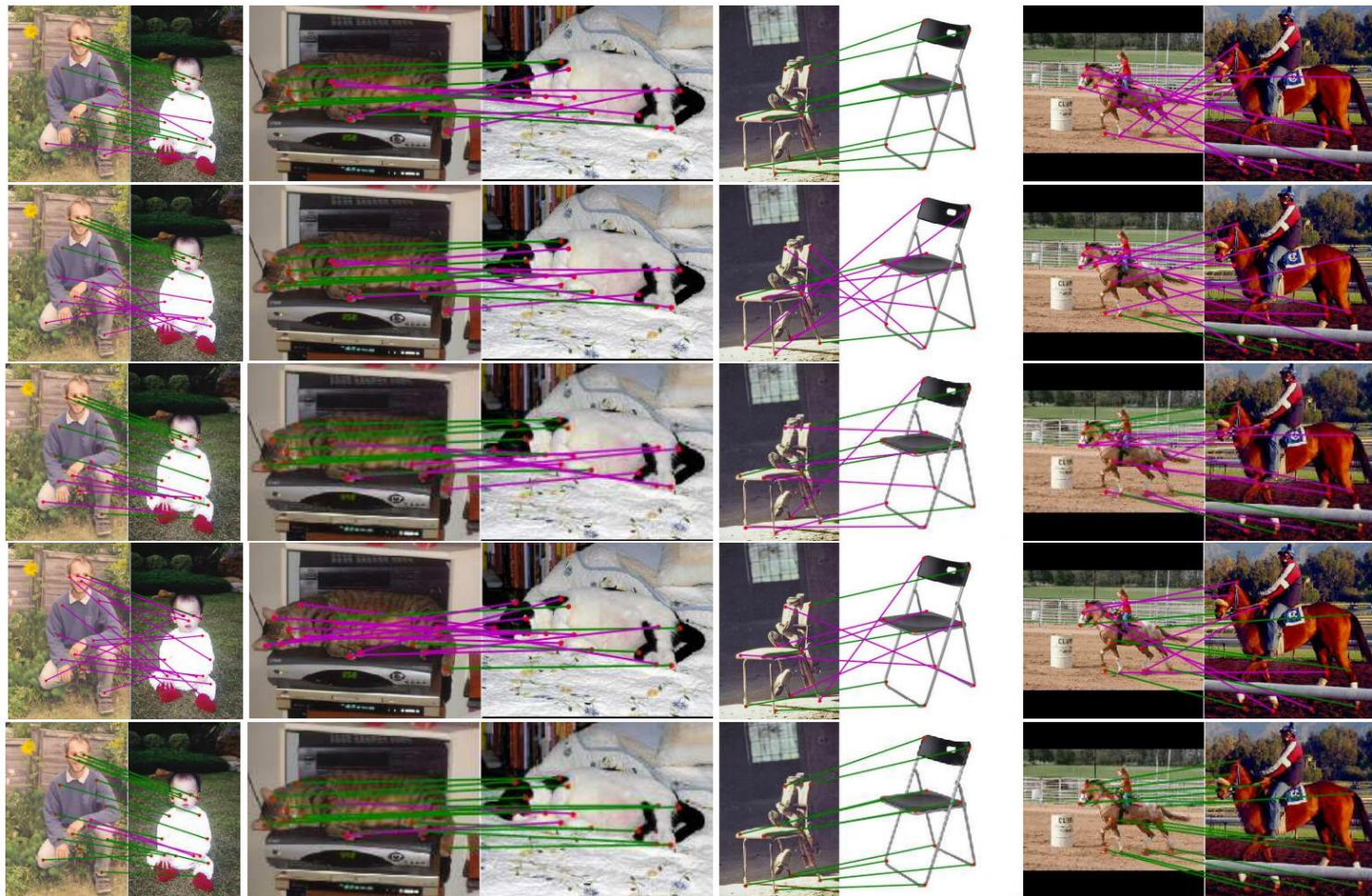


	G1	G2	G3	G4
F1	1	0.83	0	0
F2	0.83	1	0	0
F3	0	0	1	0.32
F4	0	0	0.32	1

- 헝가리안 알고리즘은 각 (F,G) local feature에 대한 최적 매칭 찾음

PF-pascal dataset

- 각 카테고리에 대해 비슷한 단일 객체 이미지 쌍을 가지고 있음
- 각 이미지 쌍은 평균 7.95개의 feature points 포함



Matching Accuracy On Pascal3D Dataset

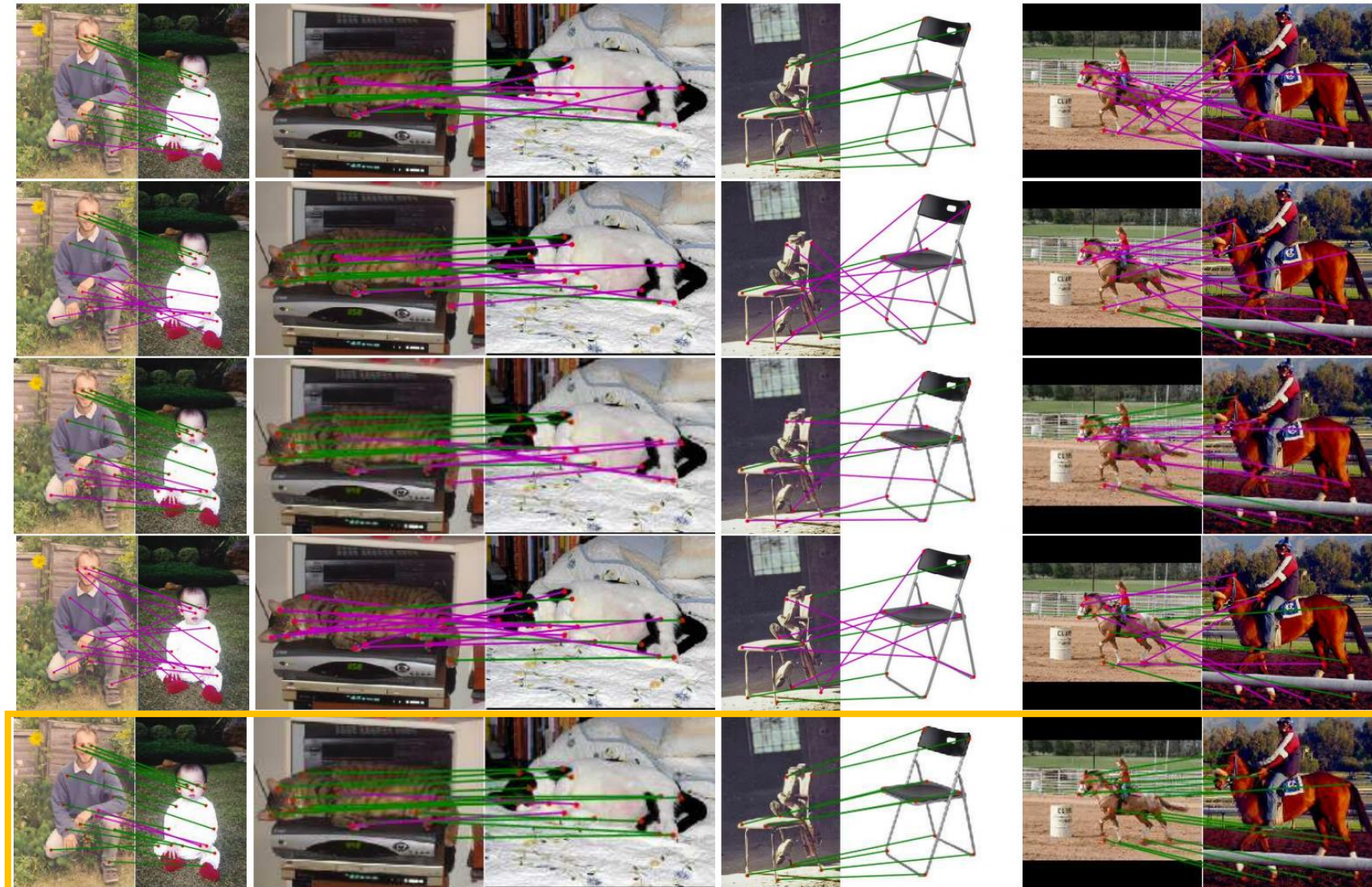
- 각 모델 별 해당 카테고리에서의 Feature points 정확도 비교
- 상단 : original feature points 결과
- 하단 : random rotate feature points 결과
- 제안 모델은 다른 모델들에 비해 전반적으로 우수한 성능을 보임

		aero- plane	bicycle	bird	boat	bottle	bus	car	cat	chair	cow	dining- table	dog	horse	motor- bike	person	potted- plant	sheep	sofa	train	tv- monitor	average
	#pairs	69	133	50	28	42	140	84	119	59	15	38	106	39	120	56	35	6	59	88	65	
Branch and Bound	BaB[30]	70.0	80.5	73.7	74.6	37.3	64.4	81.2	60.6	68.3	63.2	52.5	50.5	67.5	74.3	52.3	38.8	26.7	73.1	86.8	29.8	61.3
Factorized Graph Matching	FGM[31]	57.4	73.3	67.6	71.0	40.9	60.1	74.0	54.2	63.9	51.7	52.5	48.1	62.0	70.5	50.1	49.2	36.2	65.9	87.5	29.0	58.3
Block Coordinated Ascent Graph Matching	BCAGM[21]	60.0	62.8	59.6	66.3	32.7	58.2	70.6	61.7	62.6	52.3	52.9	45.2	48.4	51.7	40.5	48.2	29.5	73.1	87.0	37.2	55.0
	PointNet[23]	54.8	70.2	65.2	73.7	85.3	90.0	73.4	63.4	55.2	78.4	78.4	52.5	58.0	64.2	57.4	68.9	50.5	74.0	88.1	91.9	69.7
	Ours	76.1	89.8	93.4	96.4	96.2	97.1	94.6	82.8	89.3	96.7	89.7	79.5	82.6	83.5	72.8	76.7	77.1	97.3	98.2	99.5	88.5
	BaB[30]	69.7	80.2	73.7	74.6	37.3	64.4	81.2	60.4	68.3	63.2	52.5	51.0	67.2	74.2	53.7	38.8	26.7	73.1	86.8	29.8	61.3
	FGM[31]	59.4	70.8	68.9	67.5	38.6	61.6	76.4	48.8	61.8	49.7	53.2	45.4	67.6	71.7	49.9	43.5	27.6	67.9	85.0	28.9	57.2
	BCAGM[21]	60.0	62.9	59.6	66.3	32.7	58.2	70.4	61.8	62.6	52.3	52.9	45.1	48.4	50.9	41.1	48.2	29.5	73.1	87.0	37.2	55.0
	PointNet[23]	35.3	34.2	57.0	50.1	38.7	31.7	45.4	45.8	32.7	64.3	45.5	36.9	45.3	45.8	22.2	38.8	49.0	28.8	54.1	28.9	41.5
	Ours	74.5	88.5	89.6	70.8	85.7	53.6	87.2	66.8	77.9	89.3	45.9	65.4	79.6	81.4	75.2	36.7	52.9	83.3	68.9	26.6	69.9

Results on original
feature pointsResults on random
rotated feature points

Feature-points Matching Results on Pascal-PF dataset

- The correct matchings are in green and the wrong matchings are in purple



Conclusions

- Geometric feature matching 문제에 weak local feature(key points)를 rich local feature로 변환할 수 있는 GNN 모델을 제안함
- 제안한 GNN 모델은 생성한 로컬 특징들이 수작업으로 만든 추론 알고리즘을 사용하는 전통적인 방법들보다 간단한 추론 알고리즘과 결합했을 때 더 우수한 성능을 낼 수 있음을 제시
- 제한된 local feature를 가지고 있음에도 불구하고, GNN이 노드 간 메시지 전달을 통해 local representation을 얻을 수 있음을 보여줌

Q & A