Edge-Cloud Collaborative Systems for Live Video Analytics

◆ On-device approach
: 비디오가 캡쳐되는 기기 자체에서 처리
✓ 장점 - 자체에서 처리하기 때문에 효과적,
- 네트워크 영향을 덜 받음
- 프라이버시 우려가 적음
✓ 한계점 - 단일모델의 execution 만 가능
- 복잡한 task는 무리가 됨
- resolution이 낮은 것만 빨리 됨

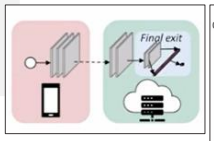
◆ Edge-cloud collaborative : 데이터를 클라우드에 넘겨서, 클라우드가 처리한 후 기기로 다시 넘기는 형식
✓ On device가 가지는 한계점들을 극복해 줄 가능성이 있음
✓ Powerful computing resources - 20배 정도
✓ 네트워크 문제 – 현재 많이 고민되고 있음
✓ 프라이버시 문제 – 해결하기 위한 다양한 노력
⇒ 주목 해봐야 할 만한 approach 이다.

But, processing latency benefit is quickly compromised by data transmission latency
⇒ 핵심 문제 : **어떻게 하면 네트워크로 데이터를 효과적으로 보낼 것인가?**
- 1. Split inference approach
- 2. DNN-aware compression approach

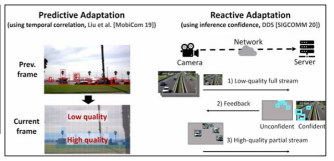
Edge-Cloud Collaborative Systems for Live Video Analytics

◆ Split inference approach
: 처리 구조화를 잘 하자.
❖ Layer-aware Split Inference (vertically)
✓ Edge-only inference : 기기 자원 제약
= large latency, energy consumption
✓ Cloud-only inference : 네트워크 제약
= network condition에 vulnerable 함
✓ **Split inference** : 둘을 잘 나눠서 같이함
= fast, energy-efficient, robust
빠르면서 효과적임
❖ Content-aware Split Inference (horizontally)
✓ 이미지의 내용별로 나눔
✓ Face detection, Lightweight
큰, 쉬운 영역 -> On-device
✓ Heavy, Identity clarification
작은, 세밀한 영역 -> Cloud

◆ DNN-aware compression approach
: 데이터를 압축해서 보내자
✓ hard objects -> high-quality
✓ easy objects -> 더 압축해서 low-quality
=> 어떻게 어렵고 쉬운지 아는지?
❖ Predictive vs. Reactive Adaptations
- Predictive - 과거의 frame을 참고하여
- Reactive Adaptation
1) low-quality로 한번 보냄
2) Feedback (confidence 활용, 탐지 안되는 영역 다시하라고 함)
3) high-quality로 다시 보냄

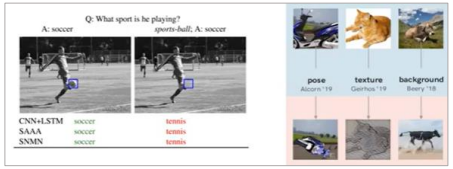


> Split inference



Mitigating Shortcut Learning of NLP models

1 - What is the shortcut learning problem?



Deep neural model이 학습을 하는 과정에서 shortcut의 전략을 학습하게 됩니다. 각종 benchmarks에선 잘 결정하는데 challenging한 testing 환경에선 잘못 판단하는 것을 말합니다.
Ex) 축구사진에서 축구공이 사라지면 테니스로 잘못 판단

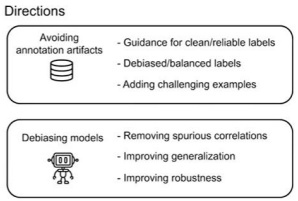
2 - Why neural models learn shortcuts?

- Annotation artifacts => NLI task에서 많이 일어남
- NLI task : 두개의 문장 관계가 Entailment, Neutral, Contradiction인지 분류
- Contradiction 에 never, no, nothing과 같은 단어들이 많이 분포함
=> annotation 단계에서 편견이 발생하고, 모델이 학습함
- Classification 문제 : 두 개의 문장 사이의 관계가 아니라 hypothesis에 있는 단어만으로 추론

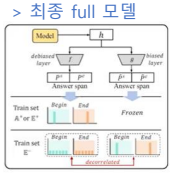
- training set에 따라 왜 이런 일이 일어나는지 분석 – shortcut / challenging version dataset
=> Training set에서 challenging한 example 만드는 것도 중요하다.

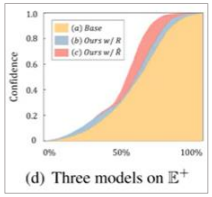
Mitigating Shortcut Learning of NLP models

3 - How to mitigate such problem for robust models?



> 최종 full 모델


biased layer,
debiased layer



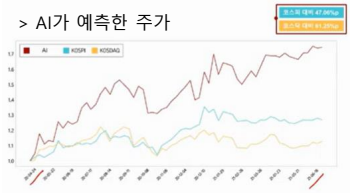
- avoiding shortcuts in QA model - evidentially 이용
- problem : reasoning shortcut = 증거 일부만 읽음
- solution : **training evidentiality**
= 정답이 있더라도 증거가 있는지 모델이 판단해야 한다.
- Evidence-negative set : 정답 포함하지만 증거가 없음
- Evidence-positive set : 정답과 증거 모두 있음

⇒ 증거가 충분할 때 정답을 맞추게 하고,
증거가 없을 때 정답을 맞추지 못하게 한다.

1. single-paragraphs 로만 train한 모델 => shortcut 학습이 됨
2. evidence-negative set으로 regularization한 모델
=> 증거가 없을 때 confidence가 0으로 가까워짐
3. 최종 full 모델
- Evidence-negative set에서 낮은 confidence를 유지하면서
- Evidence-positive set에서 confidence를 더 증가시킴

Stock Prediction with AI

> AI가 예측한 주가



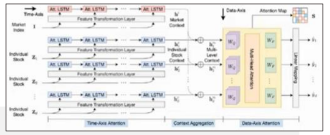
- Why AI for Trading? (정당성)
  - 사람은 기억력에 한계가 있고, 공포심이 있음
  - AI는 패턴을 조기에 탐지가능
  - 수십년 간의 데이터 활용 가능
  - 최고의 전략으로 빠르게 찾음
- Mission-critical services는 오류가 있으면 안되는데 (주로 보조역할로 사용) trading 분야에서는 오류가 있어도 된다.

❑ 주가 예측하는 연구

- 주식가격 예측하기 = Challenging but rewarding
- 주식이 다음날 오를지 내릴지 결정
- Previous models
  - Univariate models - 예측할 주식만 고려
  - Multivariate models with fixed correlations
    - 여러가지 주식 + 상관관계 고려

=> 어떻게 하면 주식들 간의 동적인 correleation 을 사전지식 없이 잘 학습할 수 있을까?

Stock Prediction with AI



❑ Proposed method

- **DTML(Data-axis Transformer with Multi-Level contexts)**
  - Time-axis attention - 어떤 날짜가 다음날 예측할 때 도움이 될지 동적으로 학습
  - Context aggregation - 개별 주식 + 시장의 트렌드
  - Data-axis attention - 여러 주식 간의 상관관계를 동적으로 학습

=> 시간축 + global market + 종목 간의 연관관계

❑ **DTML 실험**

- Dataset : 2(기존) + 4(새로운) = train / valid / test sets
- Evaluation metrics :
  - Simple accuracy(ACC)
  - The Matthews correlation coefficient(MCC)

결과

1. **Accuracy** 정확한지
   - 모든 지표에서 highest ACC and MCC
2. **Profit** 실제 성과
   - 실제로 0.8% ~ 13.3%의 수익을 얻음
3. **Correlations** 종목간 관계 잘 찾는지
   - 어떤 종목이 영향을 주는지, 중요한 날짜 구별
4. **Ablation study** 각 구성요소가 도움이 되는지
   - 각 요소들을 뺀 것보다 모든 요소를 더했을 때 정확도가 가장 높다

Geometry in the Deep Learning Era

❖ Computer vision in action

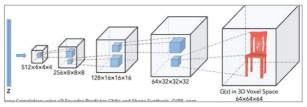
- Object detection
- Segmentation
- Pose detection

❑ 3D vs 2D

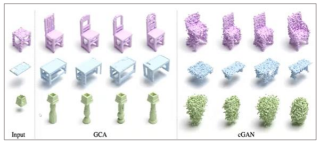
- 3D - 실제 metric 반영 (몇 cm에 있는지)
  - 빈공간이 존재
  - 이미지보다 비싸고 메모리 많이 필요
- 2D - 수집하기 쉬움
  - metric 정보가 없음
  - Semantic과 딥러닝에 좋음
- 3D와 2D를 잘 결합해서 각 장점을 살려서 어떻게 사용할지

❑ 3D / 2D measurement to perception

1. **3D shape completion (ICLR 2021)**
   => 다양하고 디테일이 살아있는 3d shape 만들기 위해서
   - 3d Generation Models - 해상도 문제
     - Sparsity : high 해상도 -> low 점유율
     - Connectivity : 점점 grow하는 형태
   - Generative Cellular Automata (GCA) 사용
     - 점진적으로 자라나게 하기 위해
     - initial shape => 그 주위로만 자라남
       => 여러 번 자라나다 보면 최종적인 shape에 다가감



> 3D Generation Models



> GCA

Geometry in the Deep Learning Era

2. **2D-3D localization (ICCV 2021)**
   : 3d + 2d data 어떻게 잘 조합할것인가
   - 3d data에 2d 이미지를 매칭하는 formulation
   - Panorama 이미지 사용
     - Global context 캡쳐
       = 반복적 물체와 작은 변화에 robust
   - Starting point 부터 색깔을 비교하며 loss를 계산 => smallest lost 고름

=> 2D localization on 3D map - 실용적인 usage
=> 파노라마 이미지 사용이 visual localization의 한계점을 극복함
=> 빠르고 정확함
=> 딥뉴럴 network를 사용하지 않음

3. **Dynamic entity extraction (CVPR 2021)**
   : 3d 이미지 없이 이미지만 가지고 물리적인 법칙을 표현할 수 없을까
   - Agent (active)
   - Objects (passive)
   - Background (static)

=> agent를 따로 쪼개서 비디오만으로도 physical interaction을 잘 표현할 수 있었다.