



Continual Learning

on Gastric polyp classification

June 9th, 2023

이름: 정승원 (202240126)

과목명: 스마트서비스응용

01

기존 연구 소개

Task

- 실시간 위암 객체 검출

Dataset

- 4개 클래스 (정상, 암, 궤양, 선종)



AI 위병변 검출 예시

연속학습

🔹 연속학습 (Continual Learning) 필요성

- 딥러닝 모델을 지속적으로 업데이트 하는 것으로, '평생학습' 또는 '지속학습'이라고도 부름
- 딥러닝은 새로운 데이터에 대해 성능이 저하됨
(예: 계절성 변화, 소비자의 선호도 변화 등으로 인한 기존과 다른 데이터)
- 따라서 새로운 데이터를 활용한 지속적인 업데이트가 필요함
- 하지만 기존 딥러닝은 새로운 데이터 학습시 과거 데이터를 잊음 (파괴적 망각)
- 이를 해결하는 것이 연속학습 접근법

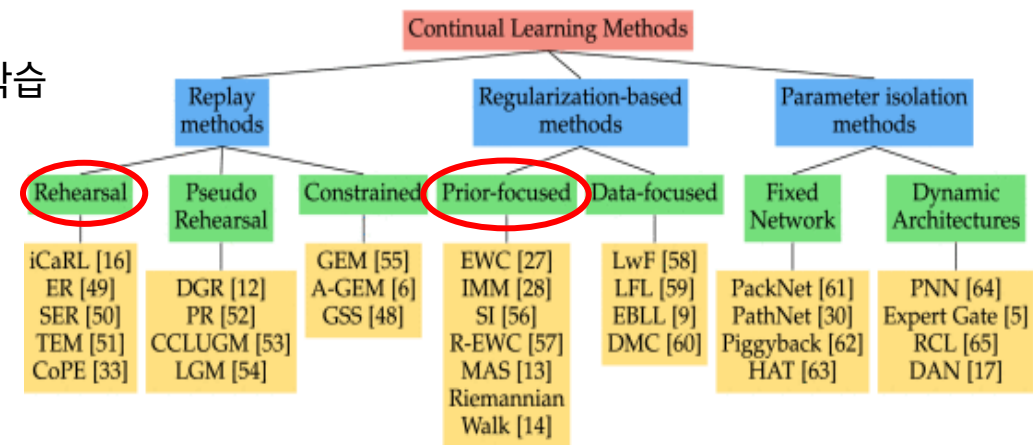
연속학습

연속학습 접근법

- ① Replay memory: 과거 데이터를 보존 또는 재생성해 새 데이터와 함께 학습
- ② Regularization: 가중치 규제
- ③ Parameter isolation: 선택적 가중치 고정 및 신경망 확장

연속학습 특징

- 파괴적 망각을 완화하며 지속적인 모델 업데이트 가능
- 과거 데이터를 사용하지 않아 학습 비용, 보안에서의 이점



연속학습 접근법 분류 - M. De Lange *et al.*, (2022)

02

연속학습

의료분야에서의 연속학습 시나리오 (Kiyasseh *et al.*, 2021)

시나리오	
Class-IL	새로운 클래스의 데이터 추가 (예: 신규 질병 발견)
Time-IL	다른 시기에 수집된 데이터 추가 (예: 여름 독감과 겨울 독감)
Domain-IL	다른 도메인의 데이터 추가 (예: 위내시경이 아닌 이미지)
Institute-IL	서로 다른 기관에서 수집된 데이터 추가 (규격, 환경설정 등 상이)

실험 계획

연속학습 기법 적용 및 비교

적용할 시나리오

시나리오	
Class-IL	새로운 클래스의 데이터 추가 (예: 신규 질병 발견)
Time-IL	다른 시기에 수집된 데이터 추가 (예: 여름 독감과 겨울 독감)
Domain-IL	다른 도메인의 데이터 추가 (예: 위내시경이 아닌 이미지)
Institute-IL	서로 다른 기관에서 수집된 데이터 추가 (규격, 환경설정 등 상이)

실험 계획

적용할 기법들

(1) Naïve Strategy

- 과거 데이터에 사전 학습된 모델에 새로운 데이터를 이어서 학습
- 단점: 파괴적 망각 발생

(2) Joint Training

- Replay memory – Rehearsal strategy의 일종
- 여러 기법 중 과거 데이터의 전체 또는 일부 데이터를 현재 데이터에 섞는 가장 단순한 방법
- 단점: 메모리 소모가 큼

실험 계획

(3) EWC

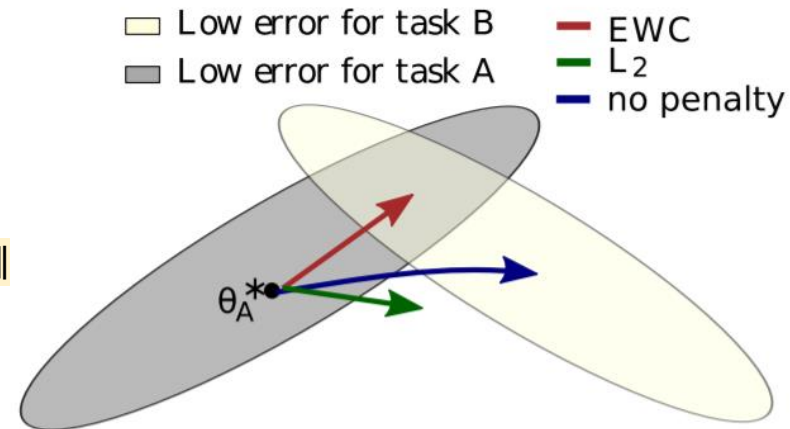
가중치 규제(regularization) 기법의 일종

개념

- EWC: 과거 학습 정보의 optima와 신규 학습 정보의 optima 교차지점으로 수렴되도록 규제
- L2: 규제가 너무 엄격하여 신규 데이터를 전혀 학습하지 않음
- no penalty: 규제가 없는 경우 신규 학습에만 최적화

손실함수

- $L_B(\theta)$: 신규 테스트 B에 대한 loss
- λ : 기존 파라미터 θ_A^* 를 보존하는 정도를 결정하는 importance value. 0에 가까울수록 신규 테스트 B에 최적화



$$\mathcal{L}(\theta) = \mathcal{L}_B(\theta) + \sum_i \frac{\lambda}{2} F_i (\theta_i - \theta_{A,i}^*)^2$$

04

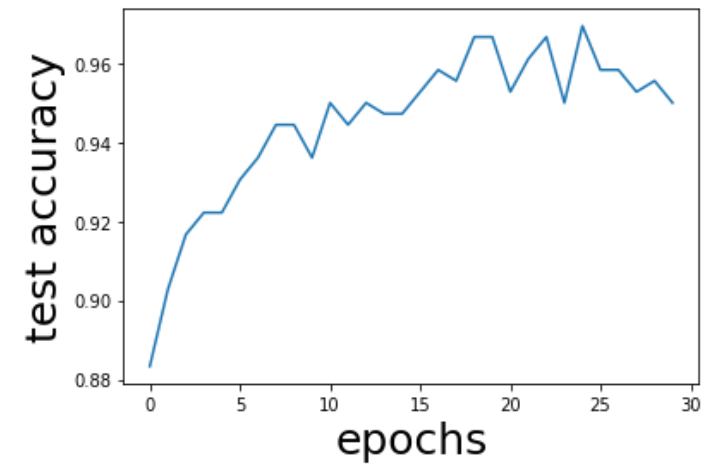
실험

setting

- 모델: VGGNet
- epoch: 30, batch_size=8, img_size=224
- 데이터셋: 각 class * 1000장 (normal, cancer, ulcer, adenoma)

초기 모델

- class=normal, cancer
- 결과: 테스트셋 정확도 0.96



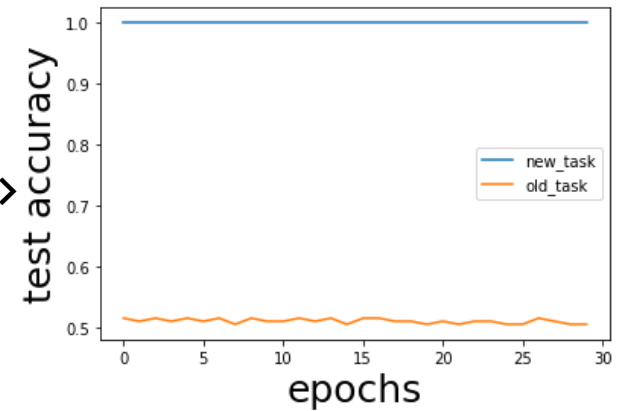
04 실험

결과

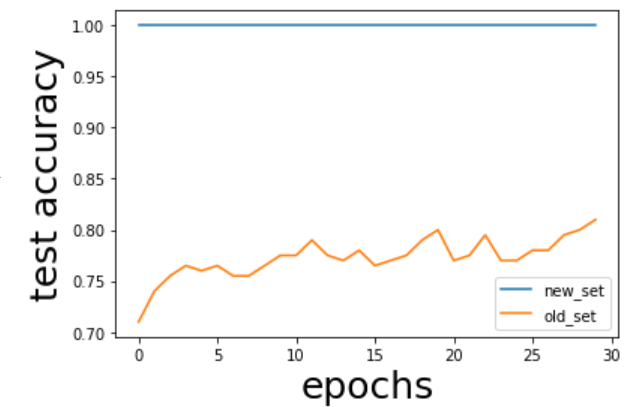
- class=normal, cancer, adenoma, ulcer
- EWC 적용 모델은 Naïve에 비해 정확도 약 29% 증가

	전체 데이터셋	과거 데이터셋
Naïve	0.67	0.50
Joint Training	0.91	0.89
EWC	0.87	0.81

<Naïve>



<EWC>



결론

결론

- 성능은 올랐으나 λ (importance) 조정에도 불구하고 신규 데이터에 오버피팅 됨
- 이미지 및 클래스가 추가되는 상황이 종종 발생하므로 연속학습이 유용할 것

향후 계획

- Federated Learning과 Continual Learning을 합친 모델 실험
 - ❖ client에서의 연속학습 필요성 제기 (Marcos F. Criado, 2022)

Reference

- J. Kirkpatrick, et al., "Overcoming catastrophic forgetting in neural networks," Proc. Nat. Acad. Sci., vol. 114, no. 13, pp. 3521–3526, 2017.
- Kiyasseh, D., Zhu, T. & Clifton, D. "A clinical deep learning framework for continually learning from cardiac signals across diseases, time, modalities, and institutions", Nature Communications, Vol. 12, 4221 (2021). <https://doi.org/10.1038/s41467-021-24483-0>
- M. De Lange et al., "A Continual Learning Survey: Defying Forgetting in Classification Tasks," in IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 44, no. 7, pp. 3366–3385, 1 July 2022, doi: 10.1109/TPAMI.2021.3057446.
- Marcos F. Criado, Fernando E. Casado, Roberto Iglesias, Carlos V. Regueiro, Senén Barro, Non-IID data and Continual Learning processes in Federated Learning: A long road ahead, Information Fusion, Volume 88, December 2022

Thank you