

반도체 프로젝트 제안서

과제명	Edge AI의 지속적인 성능 개선을 위한 연속 학습 기반 영상 처리 알고리즘 구현			
과제유형 * ¹	<input type="checkbox"/> 아날로그시스템설계 <input checked="" type="checkbox"/> 디지털시스템설계 <input type="checkbox"/> 공정 <input type="checkbox"/> 소재 <input type="checkbox"/> 기타			
방법론 * ²	<input checked="" type="checkbox"/> 시뮬레이션 <input checked="" type="checkbox"/> 실험 <input type="checkbox"/> 기타()			
결과물	<input checked="" type="checkbox"/> 레포트(논문, 보고서 등) <input type="checkbox"/> HW (보드, 칩 등) <input type="checkbox"/> SW (시뮬레이션, 앱 등)			
멘토	성 명	박수형	소속	전자컴퓨터공학부
	연락처	062-530-1797	이메일	suhyung@jnu.ac.kr
내용	1 연구 배경 및 목적 1.1 연구의 필요성: - Edge AI 시스템은 실시간 영상 처리 및 저전력 구현의 핵심 플랫폼으로 자리매김하고 있으나, 배포 후 환경 변화에 대한 적응성 부족이라는 근본적인 한계를 내포하고 있다. 전통적인 정적 학습(static learning) 패러다임 하에서 훈련된 모델은 새로운 데이터 분포나 작업 요구사항에 직면했을 때 성능 저하(performance degradation)를 경험하며, 이는 실제 응용 환경에서 치명적인 제약으로 작용한다. - 연속 학습(Continual Learning)은 이러한 문제를 해결하기 위한 핵심 패러다임으로, 모델이 새로운 지식을 점진적으로 습득하면서도 기존 지식을 보존하는 능력을 제공한다. 특히 Edge AI 환경에서는 제한된 계산 자원과 메모리 제약 하에서 효율적인 연속 학습 메커니즘의 구현이 필수적이다. 본 연구는 catastrophic forgetting 문제를 완화하면서도 임베디드 시스템의 자원 제약을 준수하는 경량화된 연속 학습 알고리즘을 개발함으로써, 실용적인 Edge AI 솔루션을 제시하고자 한다.			
	1.2 연구 목표 - 메모리 효율적 연속 학습 프레임워크를 개발하여 Experience Replay, Elastic Weight Consolidation (EWC), Progressive Neural Networks 등의 연속 학습 기법을 Edge AI 환경에 최적화 - 배포 환경에서 발생하는 도메인 시프트(domain shift)에 실시간으로 적응 가능한 동적 적응형 영상 처리 시스템을 구축하여 화질 개선, 초해상도 복원, 객체 검출 알고리즘 개발 - 국내외 학술대회 논문 발표 및 경진대회 참가를 통한 연구 결과의 객관적 평가 수행으로 학술적 검증			
	2. 연구 방법론 2.1 연속 학습 기반 영상 처리 알고리즘 설계 순차적으로 도입되는 다양한 영상 처리 작업(화질 개선 → 초해상도 → 객체 검출)에 대해 점진적 학습이 가능한 multi-task learning 아키텍처를 설계한다. - PackNet 및 Progressive Neural Networks 기법을 활용하여 새로운 작업 학습 시 네트워크 용량을 동적으로 확장하되, 파라미터 효율성을 유지하기 위해 knowledge distillation 및 pruning 기법을 병행 적용 - Model-Agnostic Meta-Learning (MAML) 프레임워크를 도입하여 새로운 데이터 분포에 대한 few-shot adaptation 능력을 확보하고 빠른 적응 메커니즘 구현 - EWC, Synaptic Intelligence, Memory Aware Synapses 등의 정규화 기법을 통해 중요 파라미터의 변경을 제한하고 catastrophic forgetting을 완화하는 regularization 기반 접근법 적용			
	2.2 메모리 기반 재생 메커니즘 제한된 메모리 용량 하에서 효과적인 과거 지식 보존을 위한 전략을 구현한다. - Gradient-based importance sampling을 통해 대표성이 높은 exemplar samples를 선별하여 메모리 버퍼에 저장하는 coreset selection 기법 적용 - Variational Autoencoder (VAE) 또는 lightweight Generative Adversarial Network (GAN)를 활용하여 과거 데이터의 통계적 특성을 합성적으로 재현하는 generative replay 메커니즘 구현 - Raw data 대신 intermediate feature representations를 저장하여 메모리 효율성을 극대화하는 feature-level replay 전략 도입			

	<p>2.3 라즈베리파이 기반 프로토타입 구현</p> <p>제한된 배치 크기와 iteration으로 incremental update를 수행하는 on-device training module 개발 다중 task 모델의 버전 관리 및 롤백 메커니즘을 구현하는 model management system 구축 현재 입력 데이터의 특성에 따라 적절한 모델 variant를 선택하는 adaptive inference engine 설계</p> <p>3. 결과물</p> <ul style="list-style-type: none"> - 학술대회 발표용 논문, 경진대회 출품용 제작 보드
기타 ^{*3}	<p>멘토링 + 톨교육 + 기타 경비 제공</p> <ul style="list-style-type: none"> - MATLAB Python 교육 / 임베디드프로세서 활용 - 아두이노, 라즈베리파이 보드 제작 및 소요 재료 제공 - 알고리즘 분석, Front End 설계 및 구현에 대한 멘토링 <p>※ 상황에 따라 시뮬레이션을 1차 결과로 하고, 2학기에 추가 연구를 수행할 수도 있음 ※ 신호와 시스템, 영상처리, 인공지능, 임베디드 소프트웨어 경험 학생은 우대)</p>

과제유형 ^{*1} 예 :

- 아날로그시스템설계 : EDA 툴을 사용하여 RF 필터 설계 시뮬레이션, 회로설계 및 구현,
- 디지털시스템설계 : 알고리즘을 임베디드프로세서, FPGA 등을 사용하여 구현할 수 있게 EDA툴을 사용하여 시뮬레이션 또는 보드레벨 구현 등 (특히 러닝된 AI 알고리즘 결과를 FPGA / 임베디드프로세서 등을 활용하여 구현 권장)
- 장비 또는 시뮬레이션 툴을 사용하여 소재의 특성 분석 개발, 공정 레시피 개발 등
- 과제는 PBL 방식의 문제도 가능합니다.

방법론 ^{*2} 예 :

- 시뮬레이션 : EDA 툴 또는 SW 등을 통한 시뮬레이션
- 실험 : 장비를 활용한 실험 및 분석 등

기타 ^{*3} 예 : 재료비, 교육비, 장비사용료, 자문료 등