

A Study on Efficiency in Neural Networks for Diagnosis of TAO Activity using Computed Tomography Images

컴퓨터 단층촬영 영상을 이용한 **TAO** 활성 진단을 위한 신경망의 효율성에 관한 연구

문아성

aseong002@gmail.com

7th Nov, 2022



중앙대학교
CHUNG-ANG UNIVERSITY

AutoML

연구 배경: 의료 IoT 를 위한 효율적인 딥러닝의 필요성

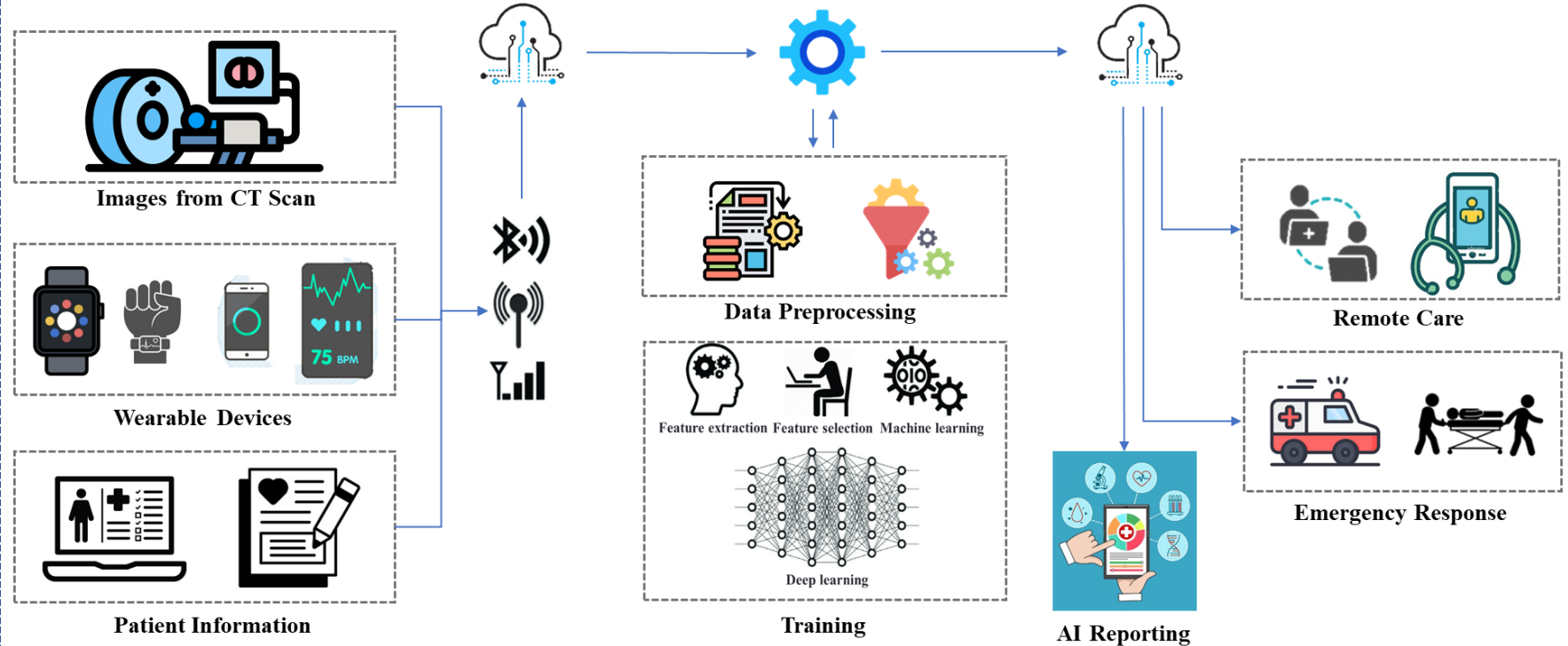
- 의료영상 인식 및 진단 보조, 전자 진료 차트 분석, 의료 통계 결과의 효율적 관리 등
- Medical IoT 기술을 이용한 원격진료를 통해 실시간 건강 모니터링 시스템

→ 원활한 원격 실시간 진단을 위해 **비용이 적고 빠른 데이터 분석이 요구**

의료분야에서의 인공지능 역할



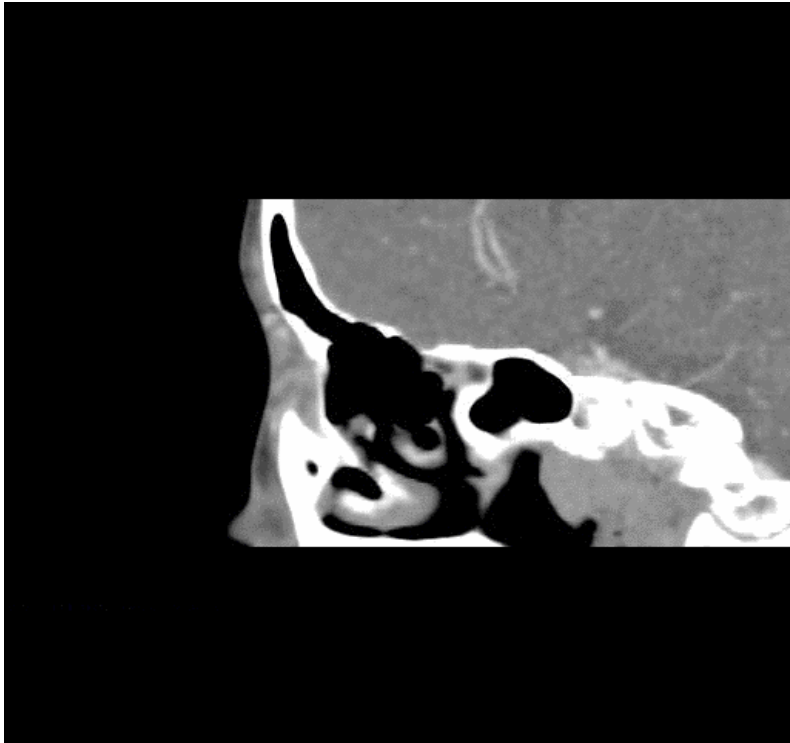
Medical IoT 기술을 이용한 원격진료 과정 [1]



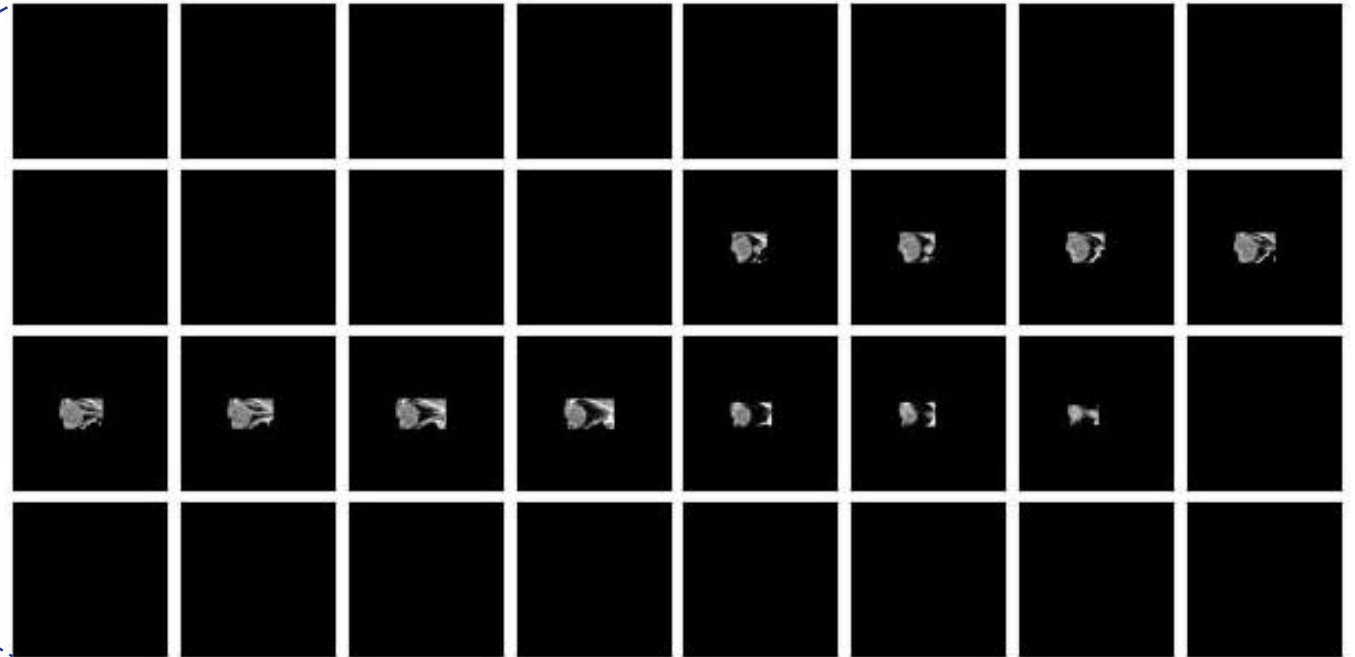
연구 배경: 희소 CT 영상에 대한 문제점

- CT 영상은 2D 시퀀스 이미지로 구성
- CT 안와 영상을 분할하는 과정에서 여러 개의 희소 이미지 발생
- 각각의 환자에 대해 많은 CT 영상으로 구성되어 있지만, 진단하는데 필요한 데이터는 극히 적음

Sagittal view CT 안와 이미지 영상



CT 안와 분할 영상에 대한 2D 시퀀스 이미지

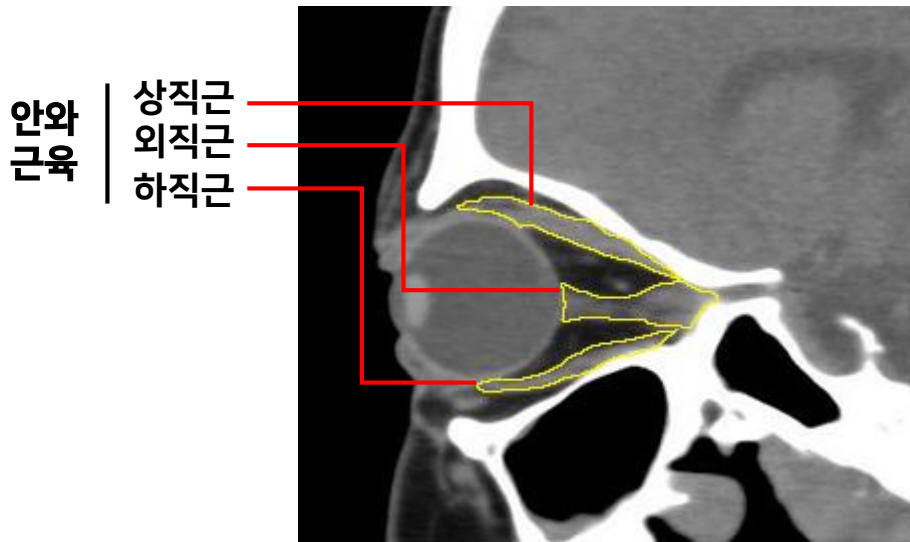


관련 연구: 갑상선 관련 안병증에 대한 활성화 연구

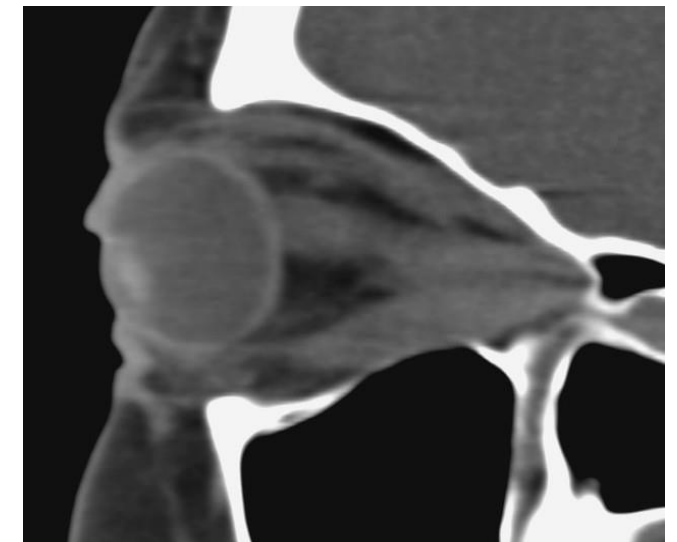
- 갑상선 안병증 특징: 안와 근육의 비대와 안와 지방 부피의 증가
- 갑상선 안병증 활성화
 - 활성 기간: 활성 염증으로 인한 혈관 확장이 발생하는 기간 & 면역 억제 치료에 효과가 좋음
 - 비활성 기간: 섬유화가 진행되는 기간 & 면역 억제 치료에 효과가 없음



적절한 치료 시간과 방법을 결정하는 데 필수적



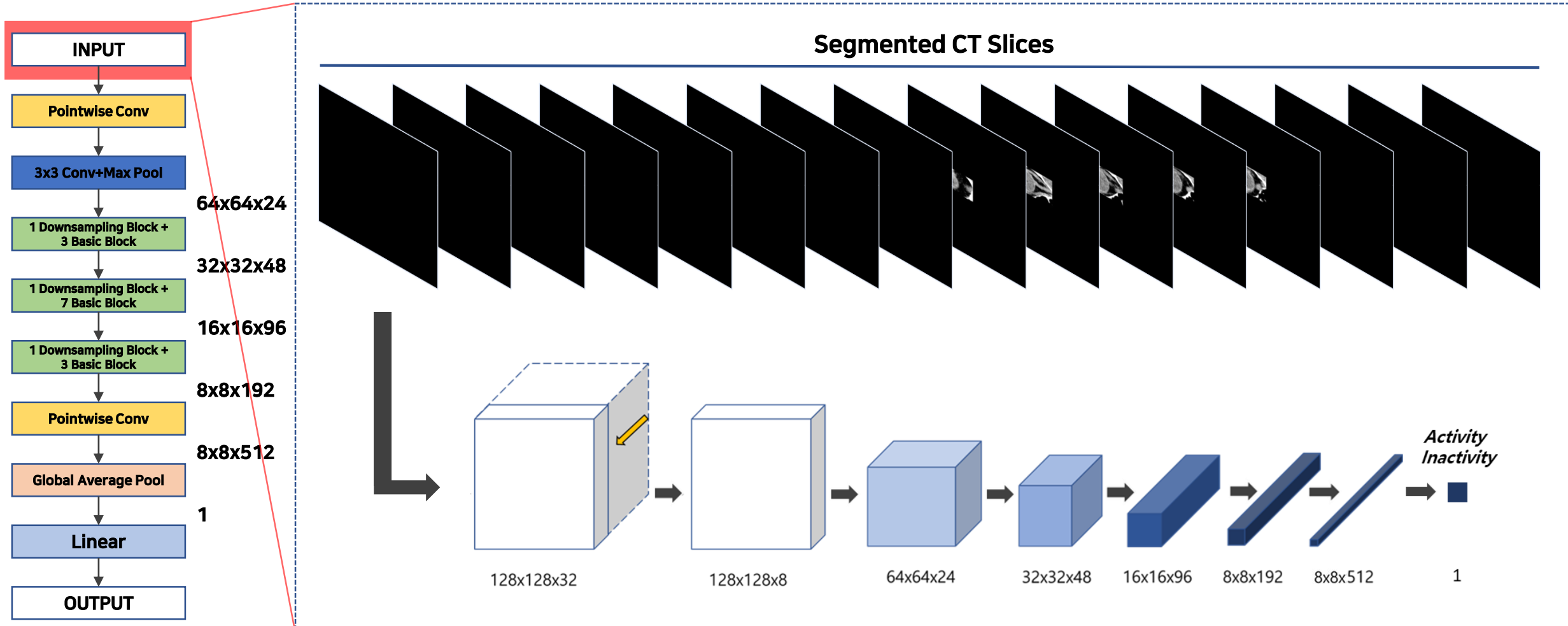
정상적인 안와 CT 영상



TAO환자의 안와 CT 영상

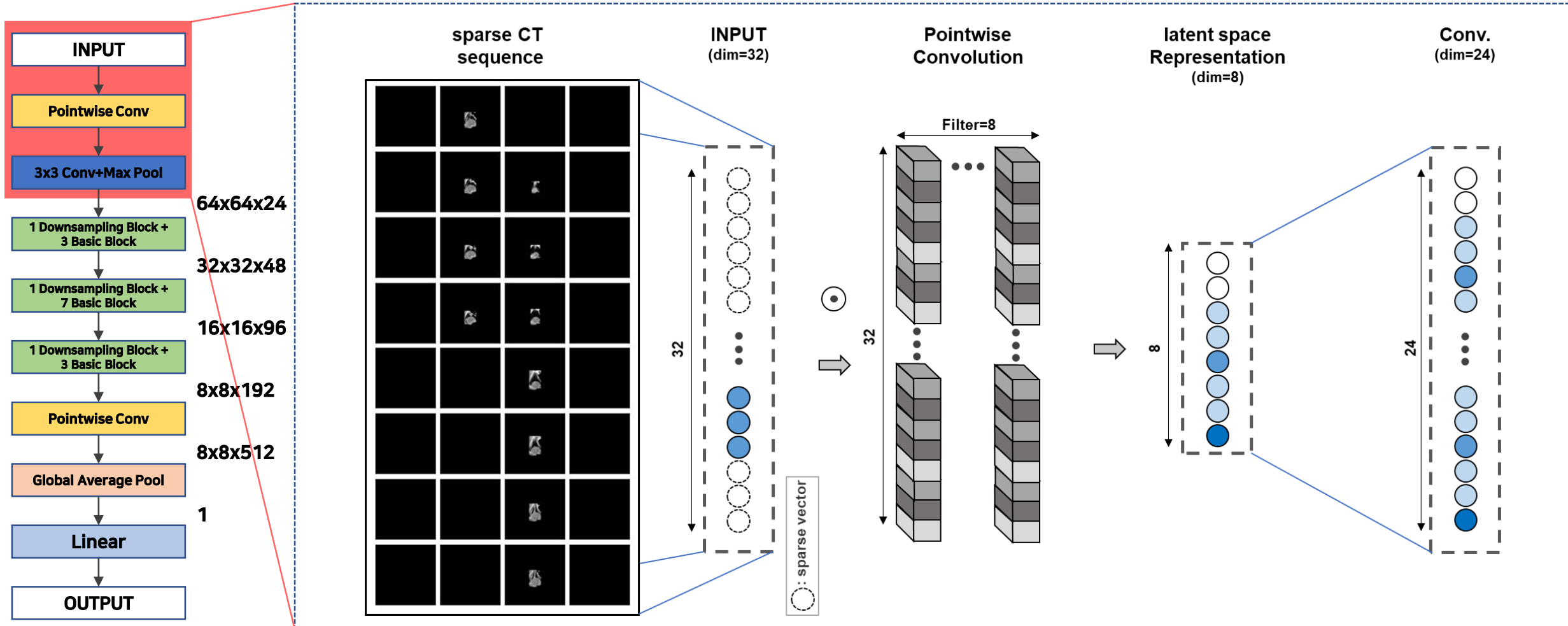
제안 모델: 입력 데이터 정의

- 이미지 크기 (128, 128) & 32개의 분할 CT 시퀀스 이미지로 구성
- CT 시퀀스 이미지가 각각의 입력 데이터 채널에 매핑



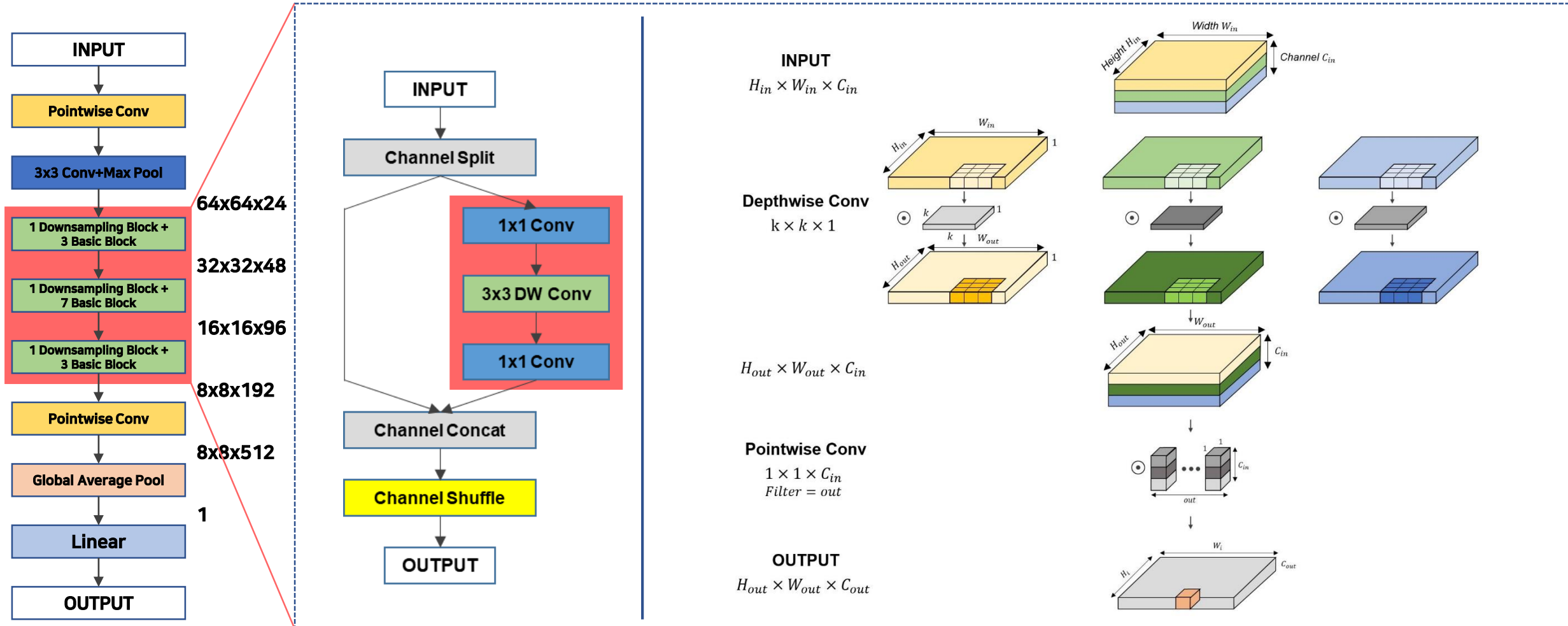
제안 모델: 점별 합성곱을 이용한 채널 임베딩

- 채널에 매핑된 희소 CT 영상을 점별 합성곱을 이용하여 잠재 공간 표현 학습
- 학습한 잠재 공간을 사용함으로써 **중요한 정보 손실 없이 작은 네트워크로 압축이 가능**하면서 성능을 유지



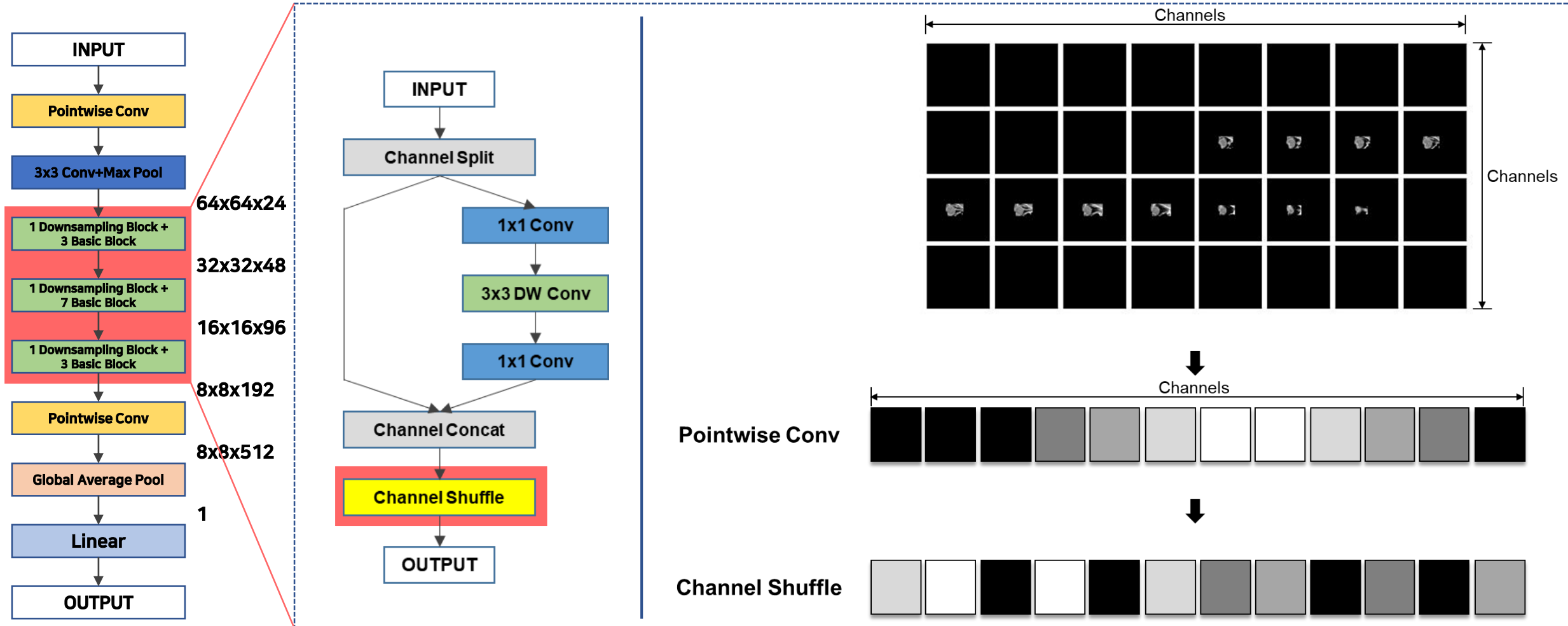
제안 모델: 깊이별 분리 합성곱

- 점별 합성곱 - 깊이별 - 점별 합성곱으로 구성
- 일반적인 합성곱에 비해 계산 복잡도와 매개변수 크기를 줄이도록 설계



제안 모델: 채널 셔플링 연산

- 잠재 공간으로 표현하여도 일부 영역에 여전히 희소 값이 분포
- 중요한 정보를 전체적으로 배포하고 더 많은 정보를 생성하여 표현 향상



실험 설계

- ✓ 실험 검증: 제안 방법 설계 모델의 효율성 실험적 검증
- ✓ 검증 척도: Model parameter & MACs & AUC & Accuracy & Sensitivity & Specificity
- ✓ 비교 대상 알고리즘: 기존 대표 CNN 모델 4개
- ✓ 데이터 전처리: Housefield Unit filter
- ✓ 데이터 증강:

Random Crop	Random Rotation	Random Affine
Random Perspective	Random HorizontalFlip	Random VerticalFlip
- ✓ 실험 데이터셋
 - 총 환자 261명 (Active: 129명 & Inactive: 132명)
 - 각 환자 1명당 32개의 슬라이스로 구성
 - 입력 데이터: 안와 segmented CT 시퀀스
 - 실험: 학습 209명 (6,688슬라이스) & 테스트 52명 (1,664슬라이스)

실험 결과: 효율성

- 제안 모델과 기존 CNN 모델 중 우수 모델인 ShuffleNet-v2와 비교

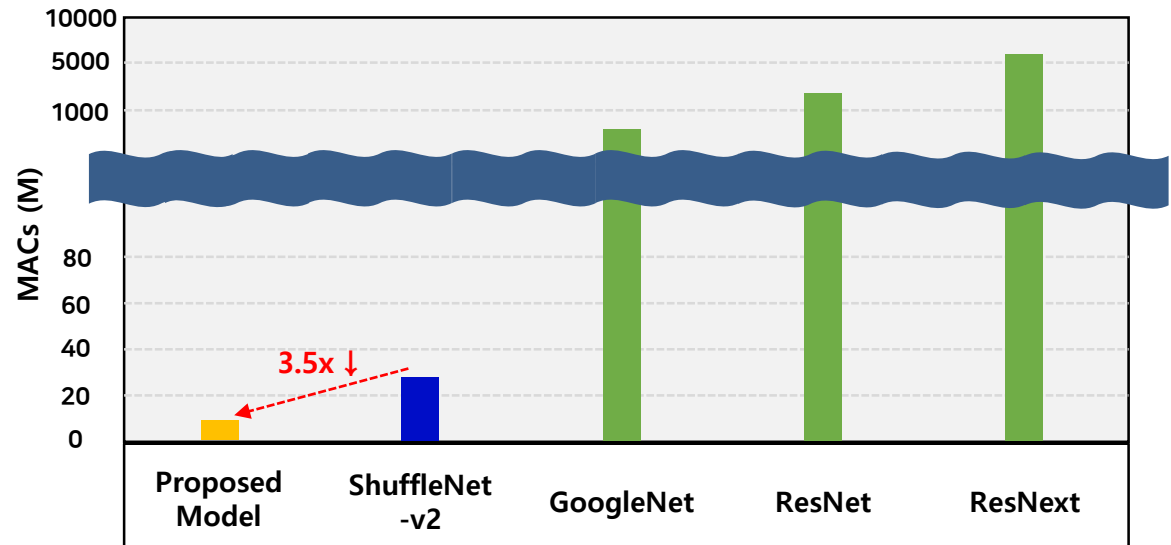
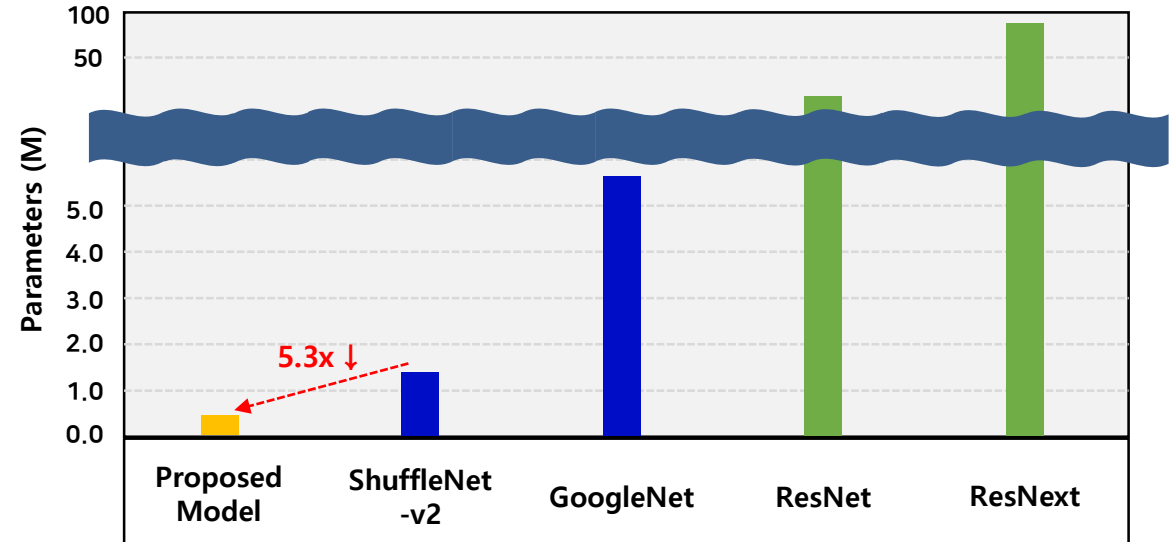
제안 모델의 모델 파라메타 크기 약 5.3x 배 감소

제안 모델의 단일 곱셈-누산기(MACs) 약 3.5x배 감소

Model	Parameters (M)	MACs (M)
Resnet [He, Kaiming, et al.]	23.60	1717.7
GoogleNet [Szegedy, Christian, et al.]	5.69	864.5
ResNeXt [Xie, Saining, et al.]	86.84	5761.8
ShuffleNet-v2 [Ma, Ningning, et al.]	1.26	74.5
Proposed Model	0.24	21.3

MACs, Multiply Accumulate operation per second

비교 모델과 효율성 비교



실험 결과: 정확도

- 제안 모델과 기존 CNN 모델 간의 분류 성능이 비슷하거나 우수

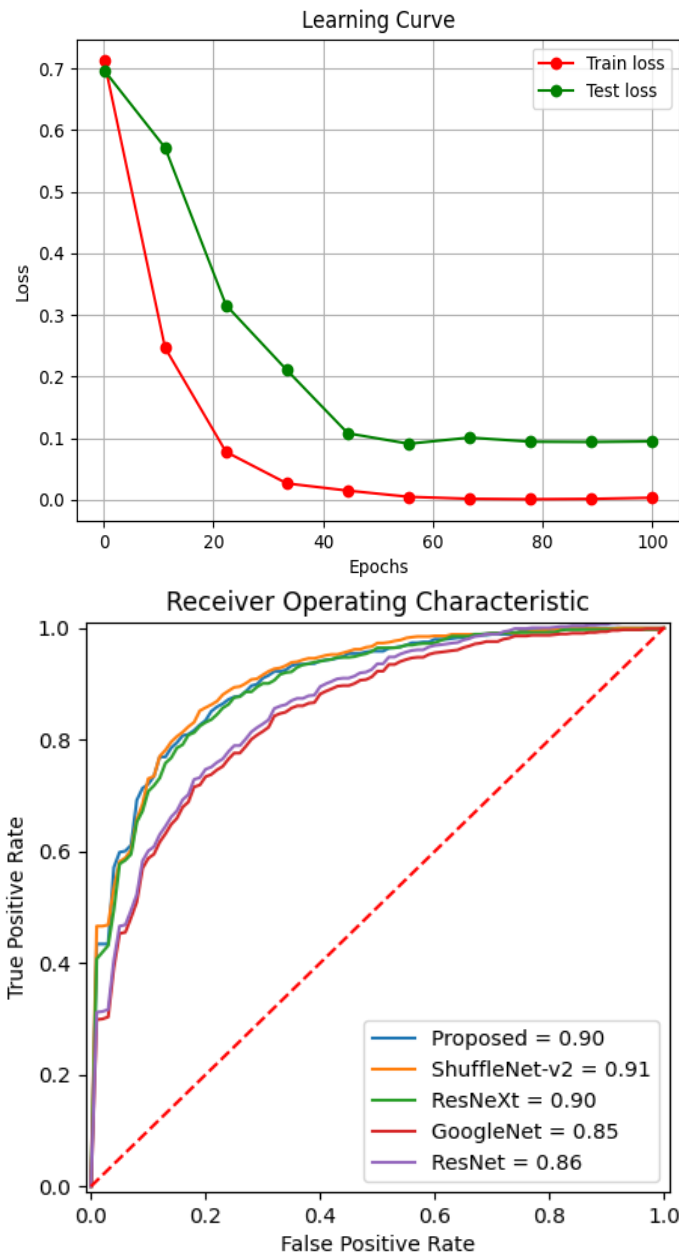
비교 모델과 ROC Curve를 이용하여 성능 분석

T-검정, 프리드먼 검정, 본페로니 사후 검정을 통해 유의미한 성능 차이가 없음을 확인

➡ 분류 성능을 유지한 채 기존 CNN 우수 모델에 비해 약 3.5x 속도 개선

Model	AUC	Accuracy	Sensitivity	Specificity
Resnet <i>[He, Kaiming, et al.]</i>	0.86 ± 0.039	0.77 ± 0.050	0.78 ± 0.085	0.77 ± 0.100
GoogleNet <i>[Szegedy, Christian, et al.]</i>	0.85 ± 0.061	0.77 ± 0.058	0.78 ± 0.092	0.76 ± 0.096
ResNeXt <i>[Xie, Saining, et al.]</i>	0.90 ± 0.044	0.82 ± 0.060	0.84 ± 0.078	0.79 ± 0.082
ShuffleNet-v2 <i>[Ma, Ningning, et al.]</i>	0.91 ± 0.042	0.83 ± 0.049	0.82 ± 0.081	0.84 ± 0.079
Proposed Model	0.90 ± 0.039	0.81 ± 0.053	0.81 ± 0.099	0.80 ± 0.071

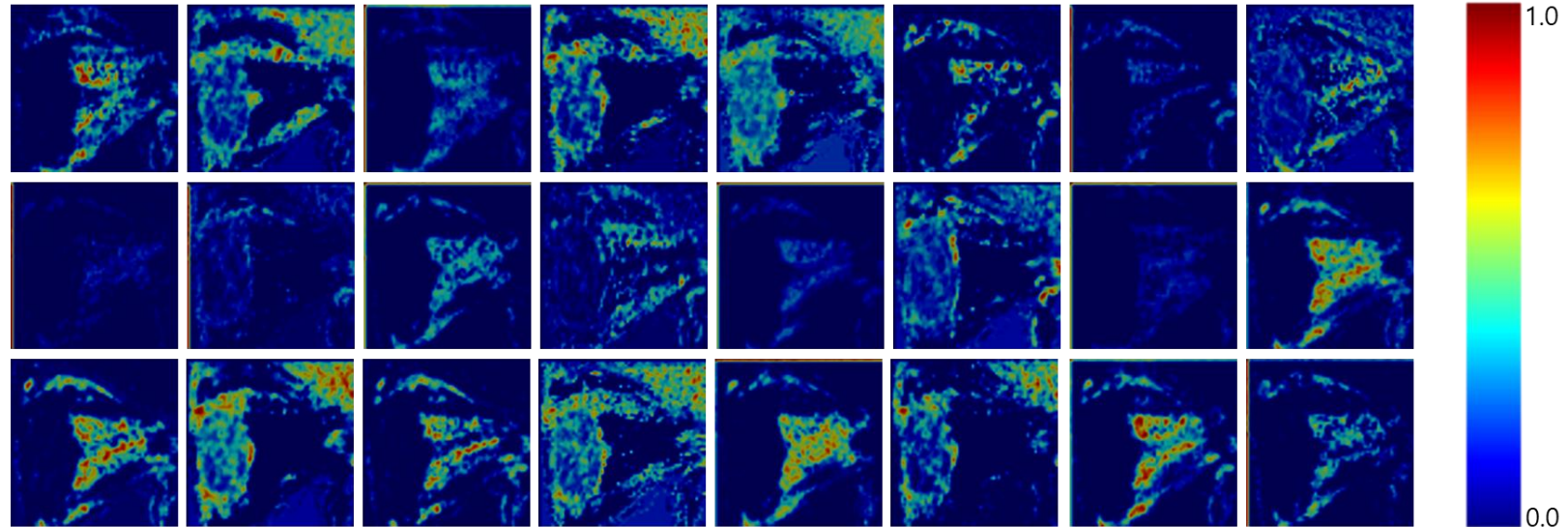
AUC, area under the curve



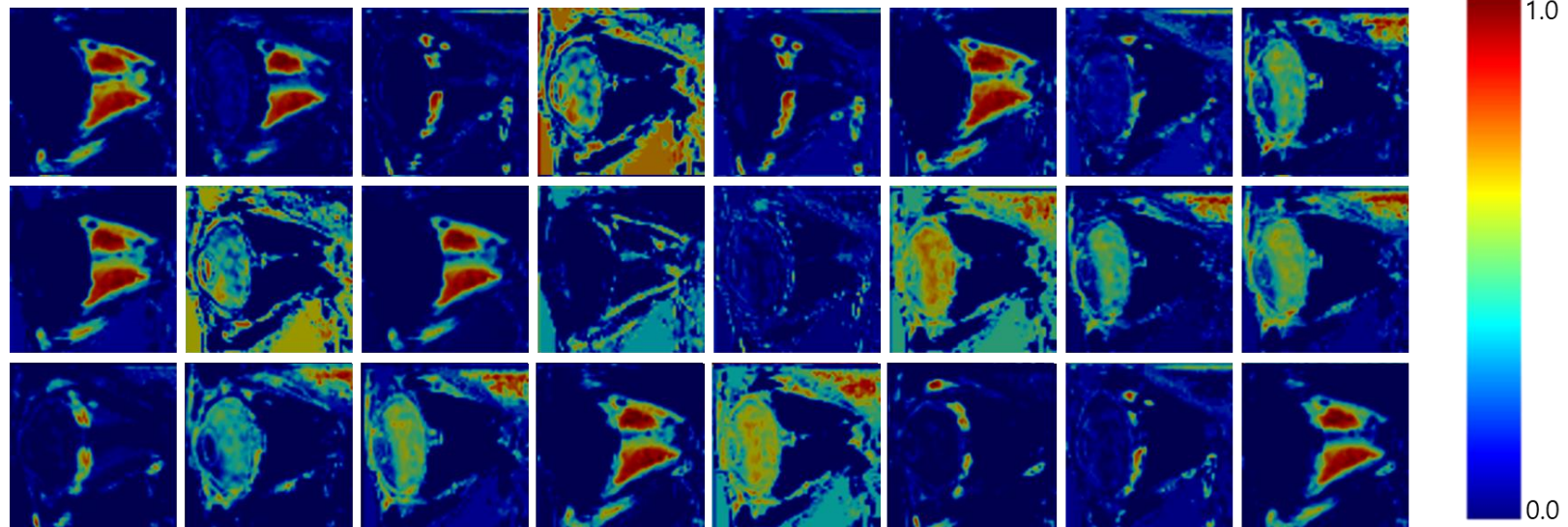
분석: Class Activation Map

- ShuffleNet-v2 보다 제안 모델이 질병의 핵심 부분인 안와 근육에서 활성도가 높은 것을 확인

ShuffleNet-v2
Class Activation Map



Proposed Model
Class Activation Map



결론

❖ TAO 활성화 진단에 특화된 효율적인 인공 신경망 설계

- ✓ 희소 CT 영상으로 인한 불필요한 자원 낭비 발생
- ✓ Point-wise convolution으로 불필요한 채널 압축
- ✓ Channel Shuffling 방법을 이용하여 채널간 다양한 정보 재구성

❖ 성능

- ✓ *Accuracy*: 비교 모델보다 우수하거나 유지 (*AUC*: 90%)
- ✓ *Efficiency*: 비교 모델에 비해 약 3.5x 속도 개선 (*MACs*: 74.5 -> 21.3 M)

❖ 기여

- ✓ 비SCI 국제 컨퍼런스 4건, SW등록 5건
- ✓ 2022 AI대학원 대회 3등 수상, "*B-cell epitope (linear peptide) prediction*", 2022
- ✓ 기업 인턴십 참여, 인포마이닝, 2022.07.01 - 2022.12.31, 웨어러블 디바이스 활용한 생체신호 인공지능 연구개발

참고문헌

- [1]: Faruqui, N., Yousuf, M. A., Whaiduzzaman, M., Azad, A. K. M., Barros, A., & Moni, M. A. (2021). LungNet: A hybrid deep-CNN model for lung cancer diagnosis using CT and wearable sensor-based medical IoT data. *Computers in Biology and Medicine*, 139, 104961.
- [2]: Gaillard, F., Yap, J. Thyroid-associated orbitopathy. Reference article, Radiopaedia.org. (accessed on 26 Oct 2022)
<https://doi.org/10.53347/rID-2180>
- [3]: Ibrahim, D. Normal CT scan of the orbits. Case study, Radiopaedia.org. (accessed on 29 Oct 2022)
<https://doi.org/10.53347/rID-44049>
- [4]: He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 770-778).
- [5]: Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S., Anguelov, D., ... & Rabinovich, A. (2015). Going deeper with convolutions. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 1-9).
- [6]: Xie, S., Girshick, R., Dollár, P., Tu, Z., & He, K. (2017). Aggregated residual transformations for deep neural networks. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 1492-1500).
- [7]: Ma, N., Zhang, X., Zheng, H. T., & Sun, J. (2018). Shufflenet v2: Practical guidelines for efficient cnn architecture design. In *Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV)* (pp. 116-131).

Thank you