

# Deep Learning Applied Method for Acquisition of Digital Position Signal of PET Detector

Byungdu Jo<sup>1,2</sup>, Seung-Jae Lee<sup>1,2,\*</sup>

<sup>1</sup>Department of Radiological Science, Dongseo University

<sup>2</sup>Center for Radiological Environment & Health Science, Dongseo University

Received: October 31, 2022. Revised: November 24, 2022. Accepted: November 30, 2022.

## ABSTRACT

For imaging in positron emission tomography(PET), it is necessary to measure the position of the scintillation pixel interacting with the gamma rays incident on the detector. To this end, in the conventional system, a flood image of the scintillation pixel is obtained, the imaged area of each scintillation pixel is separated, and the position of the scintillation pixel is specified and acquired as a digital signal. In this study, a deep learning method was applied based on the signal formed by the photosensor of the detector, and a method was developed to directly acquire a digital signal without going through various procedures. DETECT2000 simulation was performed to verify this and evaluate the accuracy of position measurement. A detector was constructed using a 6 x 6 scintillation pixel array and a 4 x 4 photosensor, and a gamma ray event was generated at the center of the scintillation pixel and summed into four channels of signals through the Anger equation. After training the deep learning model using the acquired signal, the positions of gamma-ray events that occurred in different depth directions of the scintillation pixel were measured. The results showed accurate results at every scintillation pixel and position. When the method developed in this study is applied to the PET detector, it will be possible to measure the position of the scintillation pixel with a digital signal more conveniently.

Keywords: Positron emission Tomography, Position determination, Deep learning, Simulation

## I. INTRODUCTION

딥러닝은 인공지능망 네트워크를 구축하여 정확하고 높은 예측을 할 수 있는 핵심 방법론 중 하나이다. 최근 딥러닝은 기계 학습, 자연어 처리, 컴퓨터 비전 등 다양한 연구 분야에서 적용이 증가하고 있다<sup>[1]</sup>. 특히, 컴퓨터 비전에서의 큰 발전은 딥러닝의 영상의학 분야로의 적용이 기하급수적으로 증가할 수 있는 계기가 되었으며, 의료 영상 분할, 분석 등을 포함한 의료기술에 응용되고 있다<sup>[2-8]</sup>.

이렇듯 딥러닝은 현재 다양한 분야에 적용되어 연구 및 응용되고 있다. 본 연구에서는 양전자방출 단층촬영기기의 검출기에서 섬광 픽셀의 위치를

딥러닝을 적용하여 측정하는 방법을 도출하였다. 기존 양전자방출단층촬영기기(positron emission tomography, PET) 시스템에서 영상을 획득하기 위해 양전자의 소멸현상에 의해 발생된 감마선과 검출기의 섬광 픽셀이 상호작용한 위치를 측정하여, 180도 방향에서 동시계수된 검출기의 섬광 픽셀과의 응답 선(line of response, LOR)을 연결하여 영상을 재구성한다. 감마선과 상호작용한 섬광 픽셀의 위치를 측정하기 위해서는, 먼저 검출기의 섬광 픽셀에 대한 평면 영상을 획득한 후 각 섬광 픽셀들이 영상화된 영역을 분할 및 영역에 대한 정보를 저장한다. 이후 새로운 감마선이 입사하여 생성된 신호를 바탕으로 재구성한 영상의 영역의 위치를 통해 검출기의 섬광 픽셀의 위치를 특정하게 된다.

\* Corresponding Author: Seung-Jae Lee

E-mail: sjlee@gdsu.dongseo.ac.kr

Tel: +82-51-320-2719

이러한 일련의 과정을 수행하여 검출기의 섬광 픽셀 위치를 특정하는 대신에 딥러닝을 통해 디지털 위치로 직접 측정하는 방법을 개발하였다. 이에 대한 검증은 위해 DETECT2000<sup>[9,10]</sup> 시뮬레이션을 수행하였다. DETECT2000은 검출기 내의 섬광체에서 발생된 빛의 이동과 산란, 반사 및 획득에 대한 일련의 과정을 모사할 수 있다. 시뮬레이션을 통해 획득한 데이터를 바탕으로 딥러닝을 통한 섬광 픽셀의 위치를 디지털 신호로 직접 획득하였다.

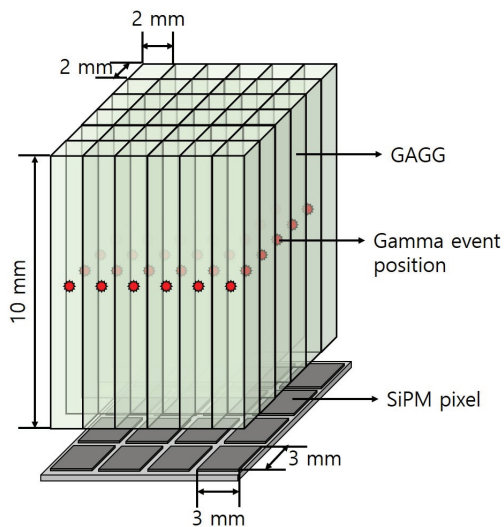


Fig. 1. Schematic diagram of the detector structure designed through DETECT2000 and the position of gamma-ray event occurrence for deep learning model development.

## II. MATERIAL AND METHODS

### 1. 검출기 설계

DETECT2000을 사용하여 Fig. 1과 같이 PET 검출기를 설계하였다. 2 mm × 2 mm × 10 mm 크기의 섬광 픽셀을 6 × 6 배열로 구성하여 섬광체 블록을 구성하고, 3 mm × 3 mm 크기의 픽셀이 4 × 4 배열로 구성된 광센서를 사용하여 섬광 픽셀에서 발생된 빛 신호를 획득하였다. 검출기의 섬광 픽셀로는 Gadolinium Aluminium Gallium Garnet (GAGG)<sup>[11]</sup> 섬광체를 사용하였다. GAGG는 밀도가 6.6 g/cm<sup>3</sup>이며, 54000 photon/MeV의 빛을 발생시켜, PET 검출기에 사용할 경우 고에너지의 감마선 검출에 유리

하며, 많은 빛을 발생시켜 우수한 에너지 분해능을 달성할 수 있다. 섬광 픽셀의 간격은 0.1 mm로 설정하였으며, 감마선 이벤트로 발생된 빛을 광센서로 전달하기 위해 섬광 픽셀의 옆면을 반사체로 처리하였다. 광센서는 Hamamatsu사의 Multi-pixel Photon Counter(MPPC)로 설계하였으며<sup>[12]</sup>, 픽셀간 0.2 mm의 간격을 지닌다. MPPC는 넓은 빛 파장 범위에서 우수한 양자 효율을 나타내며, 특히 GAGG 섬광체에서 발생된 빛의 양자 효율은 약 34%로 이전 PET 검출기에서 사용되었던 광전증배관의 효율 약 18%에 비해 매우 우수한 양자 효율을 지닌다<sup>[13]</sup>. 섬광 픽셀 배열과 광센서 사이에는 광학윤활제<sup>[14]</sup>를 사용하여, 굴절률 차이에 의한 빛 손실을 최소화하였다.

### 2. 감마선 이벤트를 통한 섬광 픽셀 신호 획득

섬광 픽셀과 감마선의 상호작용인 감마선 이벤트에 의해 발생된 빛을 발생시켜 광센서에서 신호를 획득하였다. 섬광 픽셀의 중심에서 감마선 이벤트를 발생시켰으며, 발생된 빛의 수는 Eq. (1)과 같이 소멸방사선 에너지에 따른 GAGG 섬광체의 빛 발생량에 MPPC의 양자효율을 적용하였다.

$$Photons = lightyield \times \gamma_{energy} \times PDE \quad (1)$$

여기서 *Photons*는 감마선 이벤트로 발생된 빛의 총 수를 나타내며, *lightyield*는 GAGG 섬광체의 1 MeV당 빛 발생량,  $\gamma_{energy}$ 는 소멸방사선의 감마선 에너지, *PDE*는 MPPC의 양자효율을 나타낸다. 모든 섬광 픽셀에서 각 1,000번의 감마선 이벤트를 발생시켜, 딥러닝 모델 구현을 위한 데이터를 획득하였다.

### 3. 딥러닝 모델의 위치 측정 정확도 평가

섬광 픽셀의 위치 측정을 위한 딥러닝 모델은 Fig. 2와 같은 과정을 통해 이루어진다. 16개의 MPPC 픽셀에서 획득된 신호는 4개 채널로 합산되며, 하나의 채널에 대한 비율로 계산되어 3개의 신호 데이터가 모델에 입력층으로 사용된다. 입력된 값은 은닉층을 거쳐 최종적으로 출력층을 통해 결과값을 반환한다. 은닉층은 모든 섬광 픽셀에서 각

1,000번의 감마선 이벤트를 통해 획득한 데이터를 군집화하고, 실제 데이터와 픽셀 위치 측정 예측값의 잔차(residual) 제곱의 합 또는 평균이 최소화하도록 매개변수를 결정할 수 있도록 딥러닝 모델을 구현하였다.

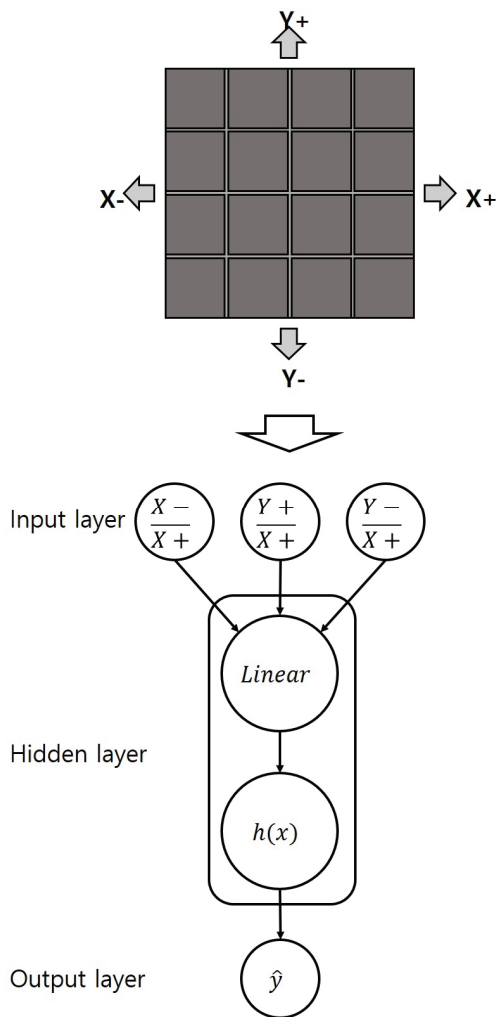


Fig. 2. The process of measuring scintillation pixel position through deep learning. Linear indicates a linear regression model, and  $h(x)$  indicates a non-linear regression model.

개발한 딥러닝 모델을 통해 감마선 이벤트가 발생된 섬광 픽셀의 위치를 디지털 신호로 획득하기 위해, 각 섬광 픽셀에서 깊이 방향(Z축)을 따라 0.05 mm ~ 9.95 mm까지 0.1 mm 간격으로 감마선 이벤트를 발생시켰으며, 각 지점마다 100번의 시뮬레이션을 통해 총 360,000번의 감마선 이벤트를 발생시켜, 위치 측정의 정확도를 평가하였다.

### III. RESULT

DETECT2000을 통해 설계한 검출기의 각 섬광 픽셀에서 발생된 감마선 이벤트의 데이터를 획득 후, 파이썬(Python) 언어에 기반한 파이토치(Pytorch) 틀을 사용하여 딥러닝 모델을 구성하였다. 딥러닝 모델은 다중선형회귀(multi linear regression)를 기반으로 회귀계수를 통하여 각 주어진 독립 변수와 종속 변수에 미치는 가중치를 구할 수 있도록 구성하였다. 이렇게 구성된 딥러닝 모델은 2,000번의 학습 횟수를 통하여 섬광 픽셀의 위치를 디지털 신호로 직접 획득하는데 사용하였다. Fig. 3에 각 섬광 픽셀별 1,000번의 감마선 이벤트의 학습을 위해 실시한 위치별 군집화를 나타내었다. 모든 섬광 픽셀 위치에서 서로 다른 영역에 군집화가 이루어진 것을 확인할 수 있다.

Fig. 4는 각 섬광 픽셀에서 획득한 데이터를 사용하여 앵거 식을 통해 재구성한 평면 영상이다. 모든 섬광 픽셀들이 분리되어 나타났으며, 구성된 딥러닝 모델을 사용하여 위치 측정을 시행한 결과 모든 위치에서 정확한 값으로 결과가 획득되는 것을 확인할 수 있었다. 평면 영상을 바탕으로 각 섬광 픽셀들의 영역을 분리한 후 감마선 이벤트가 발생된 위치를 디지털 신호로 획득하는 과정 없이, 딥러닝 방법을 사용하여 앵거 식을 통해 합산된 신호로 직접 디지털 신호를 획득할 수 있었다.

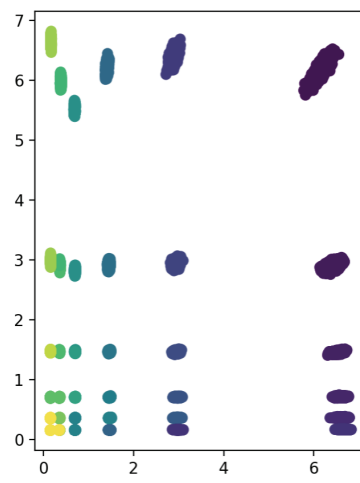


Fig. 3. Clustering of gamma-ray events by scintillation pixel position for deep learning training..

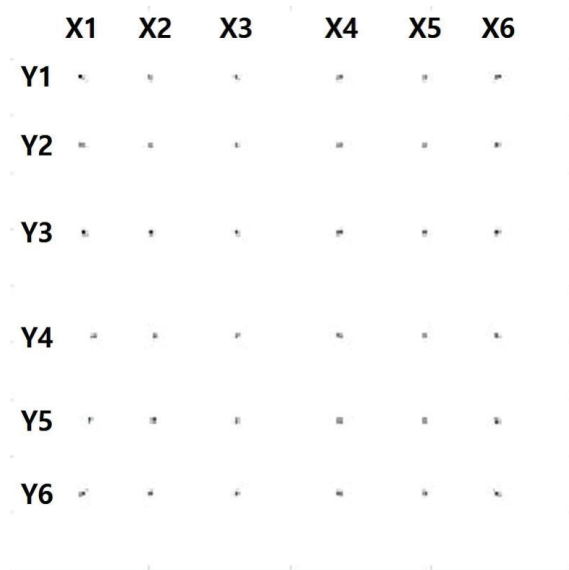


Fig. 4. A flood image reconstructed through the Anger equation by acquiring the light generated from each scintillation pixel by a gamma-ray event.

#### IV. DISCUSSION

섬광 픽셀의 위치 측정 방법을 디지털 신호로 측정하기 위해 딥러닝 방법을 적용하였다. 기존에는 여러 과정을 거친 후 디지털 신호로 위치를 측정할 수 있었으나, 본 연구 방법을 적용할 경우에는 광 센서에서 획득된 신호로 직접 위치를 측정할 수 있다.  $6 \times 6$  섬광 픽셀에 대한 위치 측정의 정확도를 평가하기 위해 DETECT2000 시뮬레이션을 수행하였으며, 획득된 데이터의 비율을 딥러닝 입력값으로 사용하였다. 이러한 비율을 사용할 경우 시뮬레이션으로 구현한 딥러닝 모델을 실험값에 적용할 수 있다.  $6 \times 6$  배열에 대한 위치 측정의 결과는 매우 완벽하였다. 이는 재구성한 평면 영상에서 확인할 수 있듯이, 섬광 픽셀이 영상화된 위치가 서로 완벽히 분리된 상태이므로, 정확도가 완벽하게 측정된 것으로 사료된다.

#### V. CONCLUSION

PET 검출기의 섬광 픽셀의 위치를 딥러닝을 통해 디지털 신호로 직접 측정하는 방법을 개발하였다. 이를 검증하기 위해 DETECT2000 시뮬레이션

툴을 사용하여 검출기를 설계하였으며, 섬광 픽셀에서 감마선 이벤트를 통해 신호를 획득하였다. 획득된 신호를 기반으로 딥러닝 모델을 적용하여 위치를 평가한 결과 매우 우수한 정확도를 획득하였다. 이는 기존 방법에 비해 절차가 간단하며, 시뮬레이션 데이터를 기반으로 실험에 적용할 수 있으므로, 현재 사용되는 시스템에 물리적인 변경 없이 적용할 수 있다. 따라서 본 연구에서 개발한 방법을 PET 검출기에 적용할 경우, 보다 편리하게 섬광 픽셀의 위치를 디지털 신호로 획득할 수 있을 것이다.

#### Acknowledgement

이 논문은 2022년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임 (No. 2022R1I1A3064473).

#### Reference

- [1] Y. LeCun, Y. Bengio, G. Hinton, "Deep learning", *Nature*, Vol. 521, pp. 436-444, 2015. <http://dx.doi.org/10.1038/nature14539>
- [2] D. Shen, G. Wu, H. Suk, "Deep learning in medical image analysis", *Annual review of biomedical engineering*, Vol. 19, pp. 221-248, 2017. <http://dx.doi.org/10.1146/annurev-bioeng-071516-044442>
- [3] A. Esteva, K. Chou, S. Yeung, N. Naik, A. Madani, A. Mottaghi, Y. Liu, E. Topol, J. Dean, R. Socheret, "Deep learning-enabled medical computer vision", *NPJ digital medicine*, Vol. 4, No. 1, pp. 1-9, 2021. <http://dx.doi.org/10.1038/s41746-020-00376-2>
- [4] D. Ravi, C. Wong, F. Deligianni, M. Berthelot, J. Andreu-Perez, B. Lo, G. Z. Yang, "Deep learning for health informatics", *IEEE journal of biomedical and health informatics*, Vol. 21, No. 1, pp. 4-21, 2016. <http://dx.doi.org/10.1109/JBHI.2016.2636665>
- [5] I. Castiglioni, L. Rundo, M. Codari, G. Di Leo, C. Salvatore, M. Interlenghi, F. Gallivanone, A. Cozzi, N. C. D'amico, F. Sardanelli, "AI applications to medical images: From machine learning to deep learning", *Physica Medica*, Vol. 83, pp. 9-24, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.ejmp.2021.02.006>
- [6] T. Wang, Y. Lei, Y. Fu, J. F. Wynne, W. J. Curran,

- T. Liu, X. Yang, "A review on medical imaging synthesis using deep learning and its clinical applications", *Journal of applied clinical medical physics*, Vol. 22, No. 1, pp. 11-36, 2021.  
<https://doi.org/10.1002/acm2.13121>
- [7] H. Arabi, A. AkhavanAllaf, A. Sanaat, I. Shiri, H. Zaidi, "The promise of artificial intelligence and deep learning in PET and SPECT imaging", *Physica Medica*, Vol. 83, pp. 122-137, 2021.  
<https://doi.org/10.1016/j.ejmp.2021.03.008>
- [8] M. F. Spadea, M. Maspero, P. Zaffino, J. Seco, "Deep learning based synthetic-CT generation in radiotherapy and PET: A review", *Medical physics*, Vol. 48, No. 11, pp. 6537-6566, 2021.  
<https://doi.org/10.1002/mp.15150>
- [9] F. Cayouette, D. Laurendeau, C. Moisan, "DETECT2000: an improved Monte-Carlo simulator for the computer aided design of photon sensing devices", *Proceedings of SPIE, Quebec*, Vol. 4833, pp. 69-76, 2003. <https://doi.org/10.1117/12.474315>
- [10] F. Cayouette, C. Moisan, N. Zhang, C. J. Thompson, "Monte Carlo Modeling of Scintillator Crystal Performance for Stratified PET Detectors With DETECT2000", *IEEE Transactions on Nuclear Science*, Vol. 49, No. 3, pp. 624-628, 2002.  
<https://doi.org/10.1109/TNS.2002.1039539>
- [11] <https://www.epic-crystal.com/oxide-scintillators/gagg-ce-scintillator.html>
- [12] [https://www.hamamatsu.com/content/dam/hamamatsu-photonics/sites/documents/99\\_SALES\\_LIBRARY/ssd/sl3360\\_series\\_kapd1052e.pdf](https://www.hamamatsu.com/content/dam/hamamatsu-photonics/sites/documents/99_SALES_LIBRARY/ssd/sl3360_series_kapd1052e.pdf)
- [13] [https://www.hamamatsu.com/content/dam/hamamatsu-photonics/sites/documents/99\\_SALES\\_LIBRARY/etd/H12700\\_H14220\\_TPMH1379E.pdf](https://www.hamamatsu.com/content/dam/hamamatsu-photonics/sites/documents/99_SALES_LIBRARY/etd/H12700_H14220_TPMH1379E.pdf)
- [14] [https://eljentechnology.com/images/products/data\\_sheets/EJ-550\\_EJ-552.pdf](https://eljentechnology.com/images/products/data_sheets/EJ-550_EJ-552.pdf)

# PET 검출기의 디지털 위치 신호 측정을 위한 딥러닝 적용 방법

조병두<sup>1,2</sup>, 이승재<sup>1,2,\*</sup>

<sup>1</sup>동서대학교 방사선학과

<sup>2</sup>동서대학교 방사선보건환경연구센터

## 요 약

PET에서 영상화를 위해서는 검출기에 입사한 감마선과 상호작용한 섬광 픽셀의 위치를 측정해야한다. 이를 위해서 기존 시스템에서는 섬광 픽셀의 평면 영상을 획득하여, 각 섬광 픽셀이 영상화된 영역을 분리한 후, 섬광 픽셀의 위치를 특정하여 디지털 신호로 획득한다. 본 연구에서는 검출기의 광센서에서 형성되는 신호를 바탕으로 딥러닝 방법을 적용하여, 여러 절차를 거치지 않고 직접 디지털 신호로 획득하는 방법을 개발하였다. 이에 대한 검증 및 위치 측정의 정확도 평가를 위해 DETECT2000 시뮬레이션을 수행하였다. 6 x 6 섬광 픽셀 배열과 4 x 4 광센서를 사용하여 검출기를 구성하였으며, 섬광 픽셀의 중심에서 감마선 이벤트를 발생시켜, 앵거 식을 통해 4채널의 신호로 합산하였다. 획득된 신호를 사용하여 딥러닝 모델을 학습한 후, 섬광 픽셀의 서로 다른 깊이 방향에서 발생된 감마선 이벤트에 대한 위치를 측정하였다. 그 결과 모든 섬광 픽셀 및 위치에서 정확한 결과를 보였다. 본 연구에서 개발한 방법을 PET 검출기에 적용할 경우, 보다 편리하게 섬광 픽셀의 위치를 디지털 신호로 측정할 수 있을 것이다.

중심단어: 양전자방출단층촬영기기, 위치 측정, 딥러닝, 시뮬레이션

## 연구자 정보 이력

	성명	소속	직위
(제1저자)	조병두	동서대학교 방사선학과	교수
(교신저자)	이승재	동서대학교 방사선학과	교수