

A Review of Technological Developments for Image Quality Improvement in Medical Imaging

Minseung Kwak¹, MinJi Kwon¹, and Byungdu Jo^{1,2,3*}

¹Department of Multidisciplinary Radiological Sciences, Dongseo University, Busan 47011, Korea

²Department of Radiological Sciences, Dongseo University, Busan 47011, Korea

³Center for Radiological Environment & Health Science, Dongseo University, Busan 47011, Korea

(Received 17 March 2026, Received in final form 8 April 2026, Accepted 17 April 2026)

Computed tomography (CT) has become an essential imaging modality in modern medicine due to its ability to provide high-resolution cross-sectional images of internal anatomical structures. The performance of CT imaging systems has continuously improved through advances in detector technology, data acquisition methods, and image reconstruction algorithms. Early radiation detection technologies were based on gas ionization principles, which later evolved into semiconductor detectors and energy-integrating detectors widely used in conventional CT systems. More recently, photon-counting detectors have emerged as a next-generation technology capable of providing spectral information by counting individual X-ray photons. In parallel, CT hardware has advanced from early translate-rotate geometries to modern multi-detector systems, significantly improving imaging speed and spatial resolution. Furthermore, developments in image reconstruction techniques, including iterative reconstruction and deep learning-based approaches, have enabled improved image quality and reduced radiation dose. These technological advances collectively contribute to the continued evolution of CT imaging toward more accurate and quantitative diagnostic imaging.

Keywords : image quality, detector technology, image reconstruction, deep learning

의료영상의 영상 품질 향상을 위한 기술적 발전에 대한 고찰

곽민승¹ · 권민지¹ · 조병두^{1,2,3*}

¹동서대학교 융합방사선학과, 부산광역시 사상구 주례로 47, 47011

²동서대학교 방사선학과, 부산광역시 사상구 주례로 47, 47011

³동서대학교 방사선보건환경연구센터, 부산광역시 사상구 주례로 47, 47011

(2026년 3월 17일 받음, 2026년 4월 8일 최종수정본 받음, 2026년 4월 17일 게재확정)

컴퓨터단층촬영(Computed Tomography, CT)은 인체 내부 구조를 고해상도의 단면 영상으로 제공할 수 있는 대표적인 의료영상 기술로서 현대 의학에서 중요한 진단 도구로 활용되고 있다. CT 영상 기술의 성능은 방사선 검출기 기술, 영상 획득 방식, 그리고 영상 재구성 알고리즘의 발전을 통해 지속적으로 향상되어 왔다. 초기 방사선 검출 기술은 기체 이온화 원리를 기반으로 발전하였으며, 이후 반도체 검출기와 에너지 적분형 검출기(Energy-Integrating Detector, EID)가 도입되면서 CT 영상 시스템의 핵심 기술로 자리 잡았다. 최근에는 개별 X선 광자를 계수하여 에너지 정보를 획득할 수 있는 광자 계수형 검출기(Photon-Counting Detector, PCD)가 차세대 CT 기술로 주목받고 있다. 또한 CT 장비는 초기의 단일 검출기 기반 구조에서 다중 검출기 CT로 발전하면서 영상 획득 속도와 공간 해상도가 크게 향상되었다. 이와 함께 반복 재구성 기법과 딥러닝 기반 영상 재구성 기술의 발전은 저선량 환경에서도 높은 영상 품질을 확보할 수 있도록 하였다. 이러한 기술적 발전은 CT 영상의 정량적 정확성과 진단 성능 향상에 중요한 기반을 제공하고 있다.

주제어 : 영상 품질, 방사선 검출기, 영상 재구성, 딥러닝

I. 서 론

의료영상 기술은 질병의 진단과 치료 계획 수립에 있어 필수적인 역할을 수행하며, 현대 의학에서 가장 중요한 진단 도구 중 하나로 자리 잡고 있다. 특히 X선을 이용한 영상 기술은 인체 내부 구조를 비침습적으로 관찰할 수 있다는 장점으로 인해 다양한 임상 분야에서 널리 활용되고 있다. 이러한 X선 기반 의료영상 기술은 단순 방사선 촬영에서 시작하여 컴퓨터단층촬영(Computed Tomography, CT)과 같은 정밀 영상 장비로 발전하면서 영상의 공간 해상도와 정량적 정확도를 지속적으로 향상시켜 왔다.

의료영상 분야에서 영상의 품질은 단순히 한 가지 기술 요소에 의해 결정되는 것이 아니라, 방사선 검출기 기술, 영상 획득 방식 및 장비 구조, 그리고 영상 재구성 알고리즘 등 다양한 기술 요소의 상호 발전에 의해 향상되어 왔다. 특히 최근에는 저선량 영상 획득 기술과 인공지능 기반 영상 처리 기술의 발전이 결합되면서 CT 영상의 진단 정확도와 정량적 분석 능력이 더욱 향상되고 있다.

방사선 검출기 기술은 초기 기체 기반 검출기에서 시작하여 반도체 기반 검출기와 에너지 적분형 검출기(Energy-Integrating Detector, EID)로 발전하였으며, 최근에는 광자 계수형 검출기(Photon-Counting Detector, PCD)가 등장하면서 스펙트럴 영상 획득이 가능한 차세대 CT 기술로 주목받고 있다. 또한 영상 획득 기술 측면에서는 다중 검출기 CT(Multi-Detector CT, MDCT), 나선형 스캔(Helical scanning), 그리고 Dual-Energy CT(DECT)와 같은 기술이 도입되면서 영상 획득 속도와 정보량이 크게 향상되었다. 더불어 영상 재구성 기술 역시 필터 보정 역투영(Filtered Back Projection, FBP)에서 반복 재구성(Iterative Reconstruction, IR) 기법을 거쳐 최근에는 딥러닝 기반 영상 복원 기술로 발전하면서 저선량 환경에서도 높은 영상 품질을 확보할 수 있게 되었다.

따라서 의료 영상 기술의 발전 과정을 이해하기 위해서는 검출기 기술, 영상 획득 및 장비 구조, 그리고 영상 재구성 알고리즘과 같은 다양한 기술 요소의 발전을 종합적으로 고찰할 필요가 있다. 본 연구에서는 의료영상 품질 향상의 주요 요소인 방사선 검출기 기술, 영상 획득 및 의료영상 장비 기술, 그리고 영상 재구성 기술의 발전 과정을 종합적으로 정리하고, 각 기술 요소가 영상 품질 향상에 미치는 영향을 통합적인 관점에서 분석하고자 하며, 이를 통해 의료영상 기술 발전의 흐름을 체계적으로 이해하고, 향후 영상 품질 향상을 위한 기술적 발전 방향을 제시하는 데 기여하고자 한다.

II. 검출기 기술의 발전

방사선 검출 기술은 X선 발견 이후 진행된 기체 이온화 연구에서 시작되었다. Cavendish Laboratory의 J.J. Thomson은 기체 방전 실험을 통해 전자의 존재를 규명하였으며, 이후 Ernest Rutherford와 함께 수행된 연구에서 Fig. 1과 같이 X선이 기체 분자를 통과할 때 전자와 양이온으로 분리하는 이온화 현상을 규명하였으며, 이 과정에서 발생하는 기체의 전기 전도도의 변화를 측정함으로써 방사선을 전기적 신호로 정량화하여 측정할 수 있다는 방사선 검출 기술의 기반을 제시하였다[1,2].

이러한 이온화 현상에 대한 이해를 바탕으로 20세기 초 다양한 기체 기반 방사선 검출기가 개발되었다. 특히 1908년 Rutherford와 Geiger는 α 입자를 계수하기 위한 이온화 검출기를 개발하였으며, 이는 이후 방사선 계수기의 기초가 되었다. 이어 1913년 Hans Geiger는 방사선 계수를 위한 전자 증폭 방식의 계수기를 개발하였고, 이후 1928년 Geiger와 Müller는 높은 전압에서 전자 사태를 유도하는 Geiger-Müller 계수기를 발표하였다. 이러한 검출기들은 방사선을 개별적으로 검출할 수 있는 최초의 계수형 검출기라는 점에서 중요한

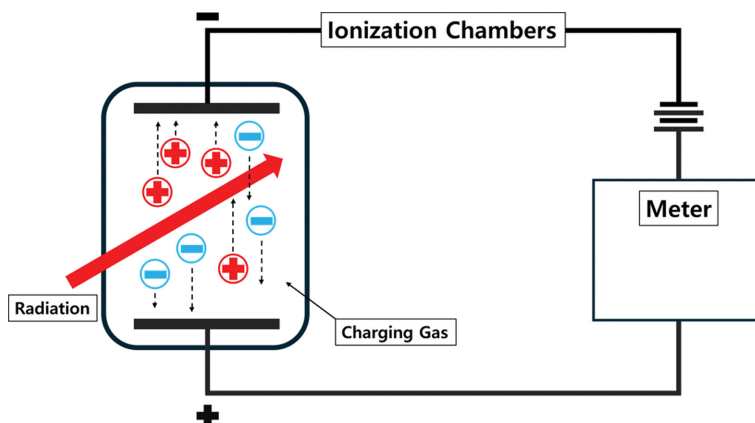


Fig. 1. (Color online) Schematic diagram of an ionization chamber for radiation detection.

의미를 가진다[2,3].

그러나 기체 기반 검출기는 상대적으로 낮은 검출 효율과 제한된 공간 해상도로 인해 의료 영상과 같은 대면적 영상 검출기로 활용하기에는 한계가 있었다[2,4]. 이러한 한계를 극복하기 위해 1960년대에는 반도체 기반 방사선 검출기가 개발되기 시작하였다. 1960년 Pell은 반도체를 이용한 방사선 검출기의 가능성을 제시하였으며, 이후 1962년 Hall은 실리콘 기반 방사선 검출기의 구조와 특성을 보고하였다. 특히 Si(Li) 검출기의 개발은 X선이 반도체 결정 내부에서 직접 전자-정공 쌍을 생성한다는 원리를 이용하여 기존 기체 검출기보다 훨씬 높은 에너지 분해능을 제공할 수 있음을 보여주었다[2,5].

1970년대에는 X선 컴퓨터단층촬영의 등장과 함께 검출기 기술이 의료영상 분야에서 중요한 전환점을 맞게 되었다. 1973

년 Godfrey Hounsfield는 다수의 X선 투과 데이터를 이용하여 단면 영상을 재구성하는 CT 시스템을 발표하였으며, 이는 의료영상 기술의 패러다임을 변화시키는 계기가 되었다. 초기 CT 시스템에서는 신틸레이터와 포토다이오드를 이용한 에너지 적분형 검출기가 사용되었으며, 이 구조는 Fig. 2에서 볼 수 있듯이 입사된 X선 광자를 가시광으로 변환한 후 전기 신호로 적분하는 간접 변환 방식을 기반으로 한다. 이러한 EID 구조는 높은 안정성과 제조 용이성을 바탕으로 이후 다중 검출기 CT(MDCT)와 나선형 스캔 기술과 결합되면서 수십 년 동안 CT 검출기의 표준 기술로 자리 잡게 되었다[6-8].

그러나 EID는 일정 시간 동안 입사된 모든 광자의 에너지를 하나의 신호로 적분하는 방식이기 때문에 개별 광자의 에너지 정보를 보존할 수 없다는 한계를 가진다[4,7,9]. 이러한

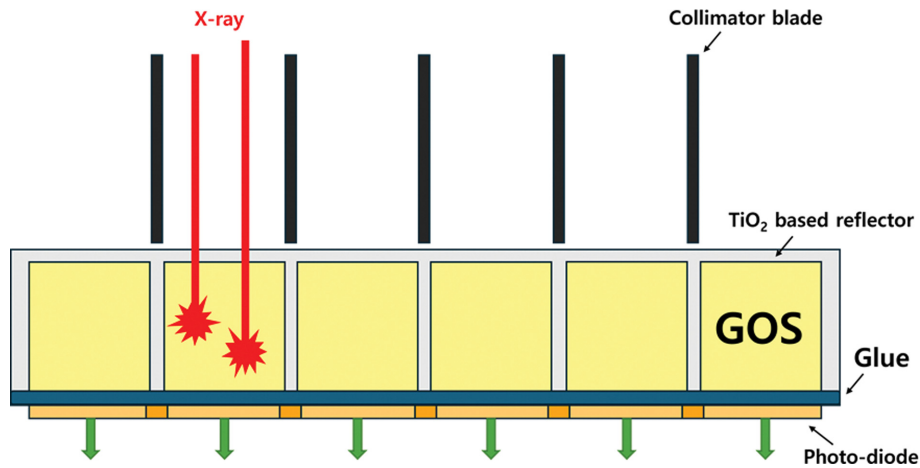


Fig. 2. (Color online) Schematic structure of an energy-integrating detector (EID).

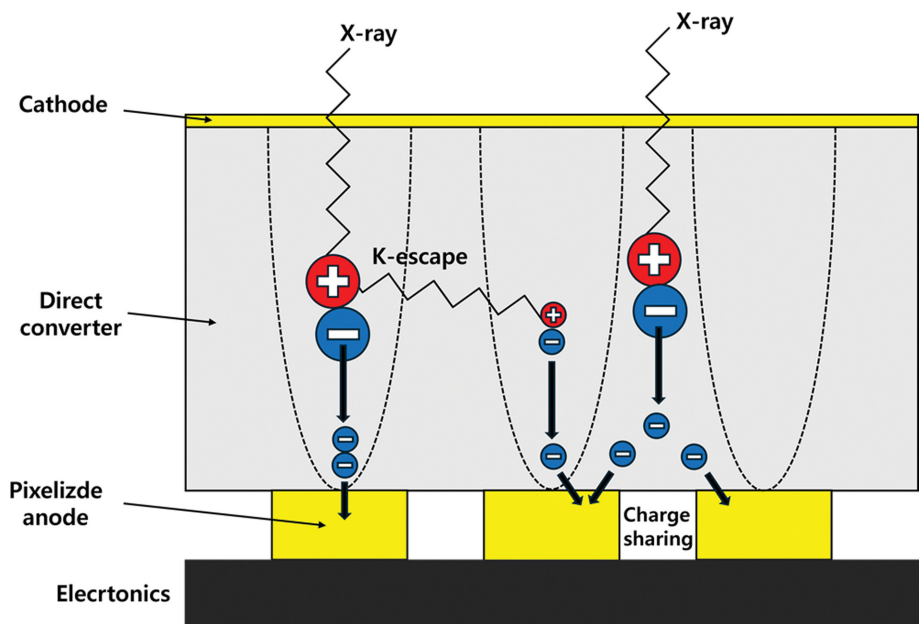


Fig. 3. (Color online) Schematic diagram of a photon-counting detector (PCD).

문제를 해결하기 위한 대안으로 Fig. 3과 같은 구조의 광자 계수형 검출기 기술이 제안되었다. 2003년 Schlomka 등은 CdTe 기반 검출기를 이용하여 X선 광자를 개별적으로 계수하고 에너지 임계값을 이용해 광자를 에너지 대역별로 분류할 수 있음을 보고하였다[9,10]. 이후 Taguchi와 Iwanczyk가 광자 계수형 검출기가 개별 X선 광자를 계수하고 에너지 임계값을 이용하여 광자를 에너지 대역별로 분류할 수 있기 때문에, 의료영상에서 스펙트럴 정보를 획득할 수 있는 차세대 검출 기술이 될 가능성을 제시하였다[9].

특히 PCD는 특정 원소의 K-edge 에너지 부근에서 급격한 감쇠 계수 변화를 이용하는 K-edge imaging을 가능하게 하며, 이를 통해 조영제 기반 물질 구분 및 정량 분석의 정확도를 향상시킬 수 있다. 그러나 PCD 기술은 높은 선량을 환경에서 다수의 광자가 동시에 입사될 경우 개별 광자를 정확히 구분하기 어려운 신호 중첩(pile-up)이나 인접 픽셀 간 전하가 분산되는 전하 공유(charge sharing)와 같은 물리적 문제로 인해 에너지 분해능이 저하되는 한계가 있어서 임상 적용에 어려움이 있었다. 이러한 물리적 한계는 특히 고선량 조건에서 스펙트럴 정보의 정확도를 저하시킬 수 있으며, 이를 보완하기 위한 검출기 구조 최적화 및 보정 알고리즘 개발이 지속적으로 이루어지고 있다.

초기 PCD 기술은 앞서 언급한 물리적 제약들로 인해 임상 적용에 어려움이 있었으나 2010년대 이후 픽셀 구조의 최적화와 신호 보정 알고리즘의 발전을 통해 점차 개선되었으며,

그 결과 2021년 Siemens Healthineers는 세계 최초의 상용 Photon-Counting CT 시스템을 발표하였다[11]. 이는 기존 에너지 적분형 검출기의 한계를 극복하고 다중 에너지 정보를 기반으로 한 정밀 영상 분석을 가능하게 하는 새로운 CT 기술의 출현을 의미한다.

III. 영상 획득 및 의료영상 장비 기술의 발전

의료영상에서 영상 품질은 검출기 기술뿐 아니라 영상 획득 방식과 의료영상 장비의 구조적 발전에 의해서도 지속적으로 향상되어 왔다[4]. 초기 방사선 영상 시스템은 제한된 검출기 수와 비교적 단순한 데이터 획득 구조를 기반으로 하였으며, 이로 인해 영상 획득 속도와 공간 해상도에 일정한 제약이 존재하였다. 이후 의료영상 장비의 구조적 발전과 데이터 획득 기술의 개선을 통해 영상 품질과 검사 효율이 크게 향상되었다.

특히 CT 시스템의 발전은 의료영상 장비 기술의 대표적인 예로 볼 수 있다. 1973년 Hounsfield는 단일 검출기를 이용하여 X선 투과 데이터를 순차적으로 획득하고 이를 단면 영상으로 재구성하는 CT 시스템을 제안하였으며, 이는 현대 CT 기술의 출발점이 되었다. 이후 CT 장비는 검출기 배열과 스캔 방식의 발전을 통해 지속적으로 개선되어 왔다.

초기 CT 시스템은 단일 검출기를 이용하여 데이터를 순차적으로 획득하는 방식이었으나, 1990년대 후반 Kalender는

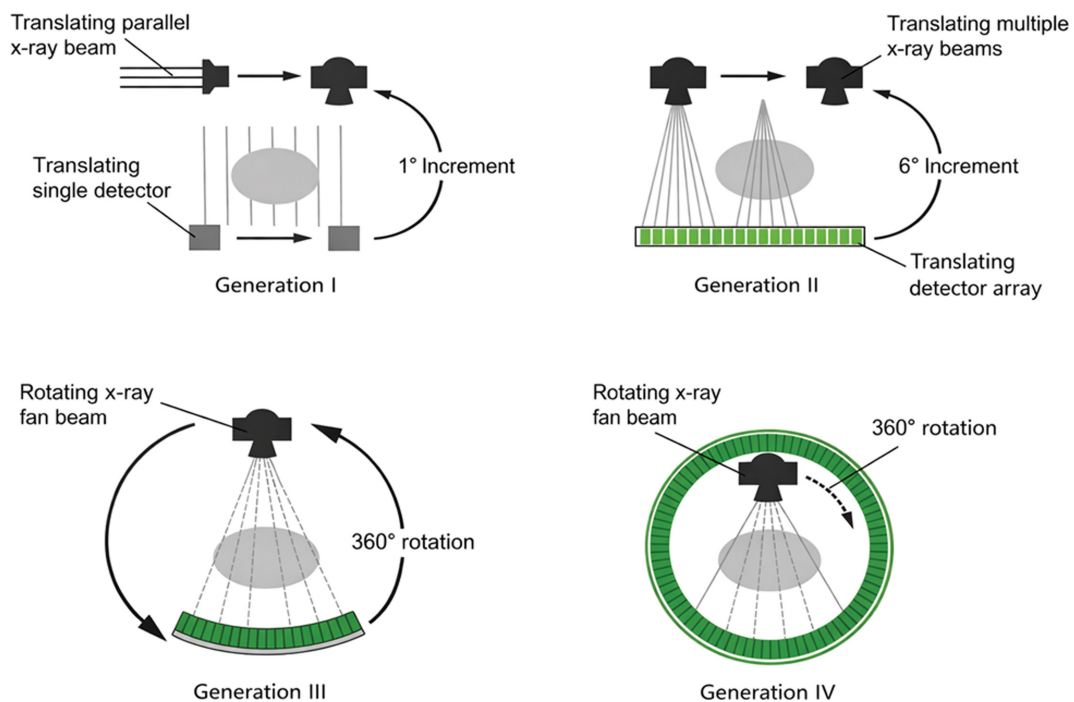


Fig. 4. (Color online) Evolution of CT scanner geometry from Generation I to IV systems.

다중 검출기 배열을 이용한 CT 시스템을 제안하며 CT 영상 획득 속도와 공간 해상도를 크게 향상시킬 수 있음을 보고하였다. 이후 다중 검출기 배열을 이용한 다중 검출기 CT가 도입되면서 동시에 여러 단면 영상을 획득할 수 있게 되었다 [4,6,7]. 이러한 구조적 발전은 검사 시간을 단축시키고 공간 해상도를 향상시키는 데 중요한 역할을 하였다. Fig. 4는 앞에서 설명한 CT의 발전 과정을 보여준다.

또한 환자 테이블을 연속적으로 이동시키며 데이터를 획득하는 나선형 스캔 기술이 도입되면서 보다 효율적인 3차원 영상 재구성이 가능해졌다[12]. Kalender 등은 1989년 나선형 CT 스캔 방식을 제안하며 연속적인 데이터 획득을 통해 보다 빠르고 효율적인 CT 영상 획득이 가능함을 보고하였다. 이러한 기술은 이후 CT 영상 재구성과 3차원 영상 분석의 발전에 중요한 기반을 제공하였다.

영상 획득 과정에서의 방사선 선량 관리 또한 의료영상 장비 기술 발전의 중요한 요소이다. 1990년대 이후 자동 노출 제어(Automatic Exposure Control, AEC)와 관전류 변조(Tube Current Modulation) 기술이 도입되면서 환자의 체형과 촬영 부위에 따라 방사선량을 자동으로 조절하는 방식이 개발되었다. 이러한 기술은 불필요한 방사선 피폭을 감소시키면서도 적절한 영상 품질을 유지할 수 있도록 하며, 저선량

CT 촬영 기술 발전에 중요한 역할을 하였다[4,13].

또한 최근에는 서로 다른 에너지 조건에서 영상을 획득하여 물질 특성을 분석하는 스펙트럴 영상 기술(spectral imaging)이 발전하고 있다. 대표적으로 DECT는 서로 다른 에너지 스펙트럼의 데이터를 이용하여 물질 분해 및 정량 영상 분석을 가능하게 한다[14,15]. Alvarez와 Macovski는 1976년 서로 다른 에너지의 X선 데이터를 이용하여 물질을 구분할 수 있는 이론적 기반을 제시하였으며, 이러한 개념은 이후 DECT 기술의 발전으로 이어졌다. 이후 다양한 연구를 통해 DECT는 조영제 분포 분석, 조직 특성 평가, 그리고 물질 분해 영상(material decomposition imaging) 등 다양한 임상 응용에 활용되고 있다[15]. Fig. 5와 Fig. 6은 각각 관전압이 높을수록 평균 광자 에너지 분포가 증가한다는 점과 조직별로 감쇠 특성이 다르다는 점을 나타내며 이는 Dual-Energy를 통해 조직 특성을 분석하고 분해할 수 있는 원리가 된다.

이와 같이 영상 획득 및 의료영상 장비 기술의 발전은 검출기 기술과 영상 재구성 기술의 발전과 함께 의료영상의 공간 해상도, 시간 해상도, 그리고 신호 대 잡음비를 향상시키는 데 중요한 역할을 하였다. 이러한 기술적 진보는 이후 등장한 스펙트럴 영상 기술과 인공지능 기반 영상 분석 기술의 발전을 가능하게 하는 중요한 기반이 되고 있다.

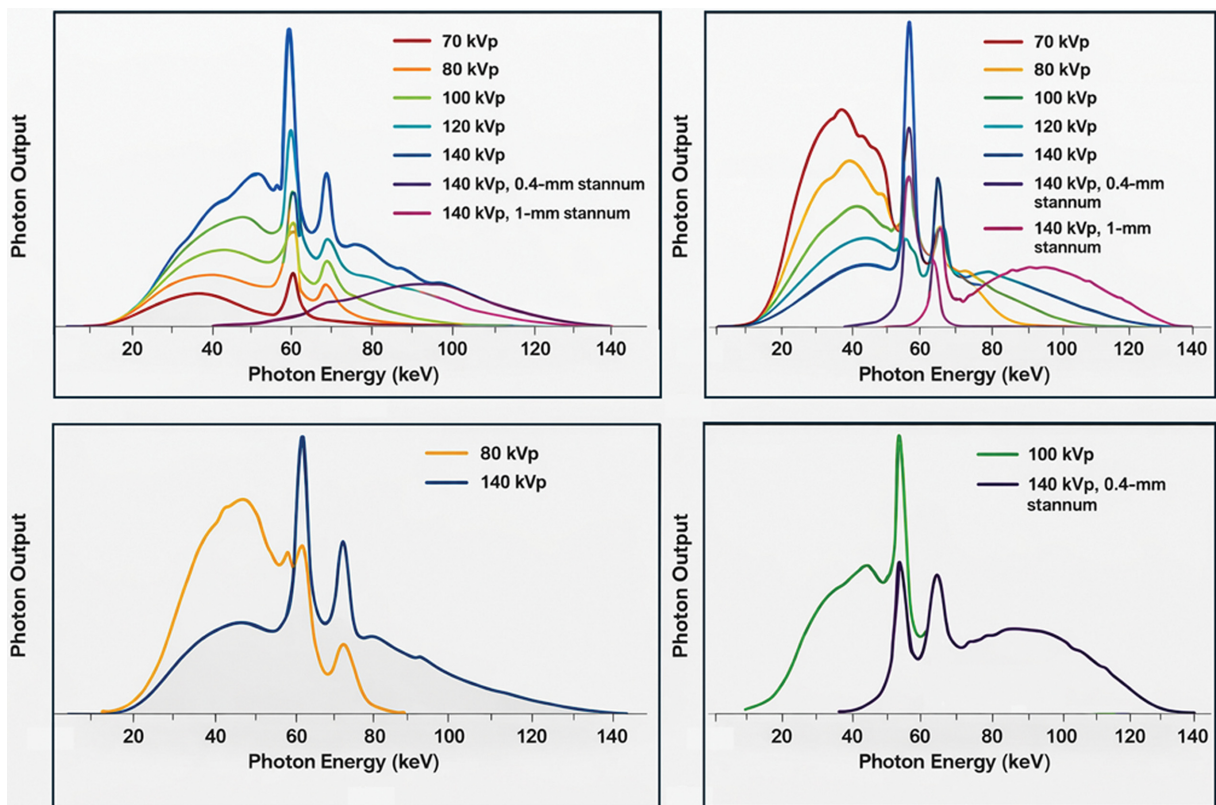


Fig. 5. (Color online) X-ray photon spectrum at different tube voltages illustrating spectral separation used in dual-energy CT.

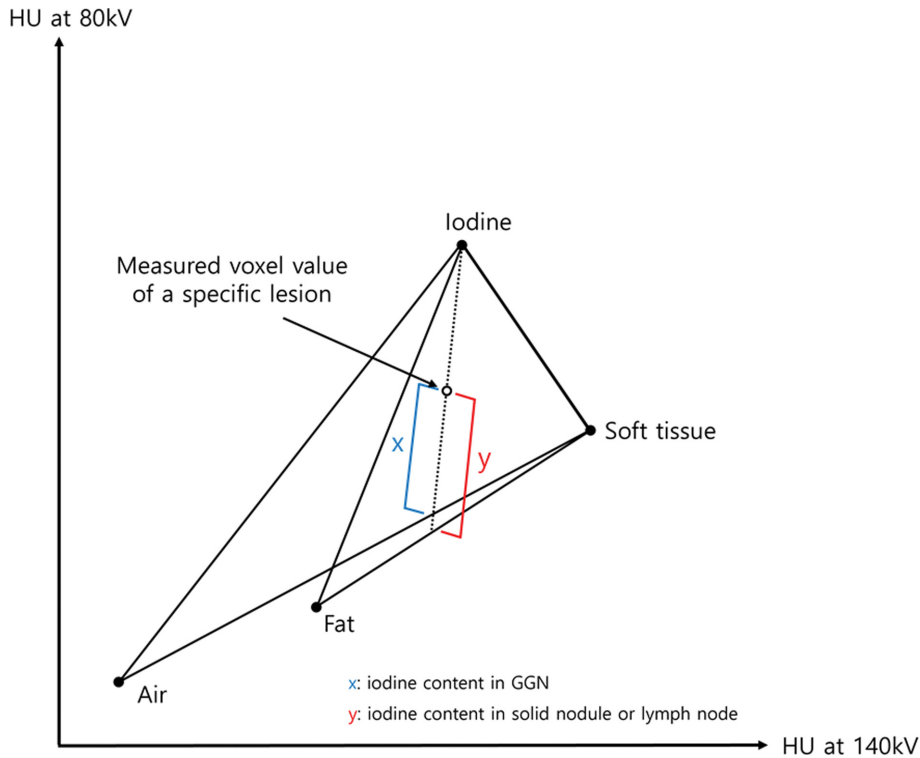


Fig. 6. (Color online) Conceptual illustration of material differentiation in dual-energy CT based on attenuation differences at two energy levels.

IV. 영상 재구성 기술의 발전

의료영상에서 영상 재구성 및 영상 처리 알고리즘의 발전 또한 영상 품질 향상에 크게 기여해왔다. 초기 CT 시스템에서는 분석적 재구성 방법인 필터 보정 역투영이 주로 사용되었다 [7,16]. FBP는 투과 데이터를 기반으로 역투영(back projection)과 필터링 과정을 수행하여 단면 영상을 재구성하는 방식이다. 계산 효율이 높고 구현이 비교적 단순하다는 장점이 있어 오랜 기간 CT 영상 재구성의 표준 방법으로 사용되어 왔다. 그러나 FBP는 잡음에 민감하고 저선량 영상에서 화질 저하가 발생하기 쉬우며, 금속 아티팩트나 빔 경화와 같은 영상 왜곡을 충분히 보정하기 어렵다는 한계를 가지고 있었다[16].

이러한 문제를 해결하기 위해 2000년대 이후 반복 재구성 기법이 도입되기 시작하였다[17]. IR은 영상 형성 과정과 노이즈 특성을 수학적으로 모델링하고, 측정 데이터와 계산된 영상 간의 차이를 반복적으로 최소화하는 방식으로 영상을 복원한다. 이러한 알고리즘은 기존 FBP에 비해 노이즈 억제와 아티팩트 감소에 효과적이며, 저선량 CT 환경에서도 비교적 안정적인 영상 품질을 제공할 수 있다는 장점이 있다.

최근에는 딥러닝 기반 영상 재구성 및 영상 복원 기술이 활발히 연구되고 있다[18,19]. 특히 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network, CNN)을 기반으로 한 영상 복원 기법은 저선량 CT 영상에서 발생하는 잡음을 효과적으로 감소시키면서 구

조 정보를 보존할 수 있는 것으로 보고되고 있다[18-22].

이와 같이 CT 영상 재구성 기법은 분석적 방법, 반복적 방법, 그리고 데이터 기반 방법으로 발전해왔다. 정리해보면 FBP는 계산 효율이 높고 구현이 단순하다는 장점이 있으나, 노이즈와 아티팩트에 취약하다는 한계를 가진다. IR은 영상 형성 모델과 노이즈 특성을 반영하여 영상 품질을 개선할 수 있지만, 높은 계산 비용과 긴 재구성 시간이 요구된다. 반면 딥러닝 기반 재구성 기법은 학습 기반 접근을 통해 노이즈 제거와 구조 정보 보존을 동시에 달성할 수 있으나, 학습 데이터 의존성과 다양한 조건에서의 일반화 성능에 한계가 존재한다. 이에 따라 요즘에는 각 기법의 장단점을 고려한 하이브리드 재구성 기법에 대한 연구가 최근 활발히 이루어지고 있다. 또, 이와 함께 금속 아티팩트 제거, 초해상도, 그리고 스펙트럴 영상 재구성 등 다양한 영상 처리 기술이 개발되면서 CT 영상의 진단 정확도를 향상시키기 위한 연구가 지속적으로 이루어지고 있다. 이러한 소프트웨어 기술의 발전은 검출기 및 영상 획득 기술과 결합되면서 의료영상의 공간 해상도와 정량적 정확성을 동시에 향상시키는 데 중요한 역할을 하고 있다.

V. 향후 의료영상 기술의 발전 방향

최근 의료영상 분야에서는 인공지능 기반 영상 재구성 기

술과 차세대 검출기 기술을 결합하려는 연구가 활발히 진행되고 있다. 특히 스펙트럴 CT와 광자 계수형 검출기 시스템에서 발생하는 높은 잡음과 복잡한 재구성 문제를 해결하기 위해 딥러닝 기반 재구성 알고리즘이 제안되고 있다. Nadkarni 등은 광자 계수형 CT에서 기존 가중 필터 역투영 방식으로 재구성된 영상을 입력으로 사용하여 U-Net 기반 딥러닝 모델을 통해 반복 재구성 결과를 근사하는 방법을 제안하였으며, 이 방법이 기존 영상 복원 알고리즘보다 높은 SSIM과 PSNR을 제공할 수 있음을 보고하였다[23]. 이러한 접근은 반복 재구성의 높은 계산 비용 문제를 해결하면서도 영상 품질을 향상시킬 수 있는 가능성을 제시하였다.

또한 스펙트럴 CT에서 물질 분해 정확도를 향상시키기 위한 딥러닝 연구도 진행되고 있다. Wu 등은 Fully Convolutional DenseNet 기반 딥러닝 모델을 이용하여 스펙트럴 CT 영상에서 다중 물질 분해를 수행하는 방법을 제안하였으며, 이 방법이 기존의 기반 물질 분해 알고리즘보다 높은 잡음 환경에서도 뼈, 폐, 연조직 등의 물질을 보다 정확하게 구분할 수 있음을 보고하였다[24]. 이러한 연구들은 향후 인공지능 기반 영상 재구성 및 분석 기술이 차세대 CT 시스템과 결합되어 의료영상의 정량적 분석 능력을 향상시키는 중요한 기술로 발전할 가능성을 보여준다[24,25].

VI. 결 론

본 논문에서는 의료영상에서 영상 품질 향상을 위해 발전해 온 핵심 기술들을 검출기 기술, 영상 획득 및 장비 기술, 그리고 영상 재구성 기술의 측면에서 살펴보았다. 초기 방사선 검출 기술은 기체 기반 검출기에서 시작하여 반도체 검출기와 에너지 적분형 검출기로 발전하였으며, 최근에는 광자 계수형 검출기와 같은 차세대 검출기 기술이 등장하면서 스펙트럴 영상 및 정량 영상 분석의 가능성을 제시하고 있다. 또한 CT 장비 기술은 다중 검출기 구조와 나선형 스캔 기술의 도입을 통해 영상 획득 속도와 공간 해상도를 크게 향상시켜 왔다. 영상 재구성 기술 역시 분석적 재구성 방법에서 반복 재구성 기법, 그리고 최근의 딥러닝 기반 영상 재구성 기술로 발전하면서 저선량 환경에서도 높은 영상 품질을 확보할 수 있는 기반을 마련하였다. 이러한 기술적 발전은 향후 인공지능 기반 영상 분석 기술과 결합되어 보다 정밀한 정량 영상 분석과 차세대 정밀 진단 의료영상 기술로 발전할 것으로 기대된다.

감사의 글

이 논문은 2025년도 동서대학교“Dongseo Cluster Project

(type 2)” 지원에 의하여 이루어진 것임(DSU-20250003).

References

- [1] J. J. Thomson, *Conduction of Electricity through Gases*, Cambridge University Press, Cambridge (1903). pp. 291~643.
- [2] G. F. Knoll, *Radiation Detection and Measurement*, 4th ed., John Wiley & Sons, Hoboken (2010). pp. 131~222.
- [3] H. Geiger and W. Müller, *Naturwissenschaften* **16**, 617 (1928).
- [4] J. T. Bushberg, J. A. Seibert, E. M. Leidholdt, and J. M. Boone, *The Essential Physics of Medical Imaging*, 3rd ed., Lippincott Williams & Wilkins, Philadelphia (2012). pp. 312~373.
- [5] H. Spieler, *Semiconductor Detector Systems*, Oxford University Press, Oxford (2005). pp. 43~66.
- [6] G. N. Hounsfield, *Br. J. Radiol.* **46**, 1016 (1973).
- [7] W. A. Kalender, *Computed Tomography: Fundamentals, System Technology, Image Quality, Applications*, 3rd ed., Pöhlmann Publishing, Erlangen (2011). pp. 310~314.
- [8] T. G. Flohr, S. Schaller, K. Stierstorfer, H. Bruder, B. M. Ohnesorge, and U. J. Schoepf, *Eur. Radiol.* **15**, 167 (2005).
- [9] K. Taguchi and J. S. Iwanczyk, *Med. Phys.* **40**, 100901 (2013).
- [10] J. P. Schlomka, E. Roessl, R. Dorscheid, S. Dill, G. Martens, T. Istel, C. Bäumer, C. Herrmann, R. Steadman, G. Zeitler, A. Livne, and R. Proksa, *Phys. Med. Biol.* **53**, 4031 (2008).
- [11] K. Rajendran, M. Petersilka, A. Henning, E. R. Shanblatt, B. Schmidt, T. G. Flohr, A. Ferrero, F. Baffour, F. E. Diehn, L. Yu, P. Rajiah, J. G. Fletcher, S. Leng, and C. H. McCollough, *Radiology* **303**, 130 (2022).
- [12] W. A. Kalender, W. Seissler, E. Klotz, and P. Vock, *Radiology* **176**, 181 (1990).
- [13] M. K. Kalra, M. M. Maher, T. L. Toth, B. Schmidt, B. L. Westerman, H. T. Morgan, and S. Saini, *Radiology* **233**, 649 (2004).
- [14] R. E. Alvarez and A. Macovski, *Phys. Med. Biol.* **21**, 733 (1976).
- [15] C. H. McCollough, S. Leng, L. Yu, and J. G. Fletcher, *Radiology* **276**, 637 (2015).
- [16] A. C. Kak and M. Slaney, *Principles of Computerized Tomographic Imaging*, IEEE Press, New York (1988). pp. 60~75.
- [17] J. B. Thibault, K. D. Sauer, C. A. Bouman, and J. Hsieh, *Med. Phys.* **34**, 4526 (2007).
- [18] H. Chen, Y. Zhang, M. K. Kalra, F. Lin, Y. Chen, P. Liao, J. Zhou, and G. Wang, *IEEE Trans. Med. Imaging* **36**, 2524 (2017).
- [19] E. Kang, J. Min, and J. C. Ye, *IEEE Trans. Med. Imaging* **36**, 1358 (2017).
- [20] G. Wang, *Nat. Mach. Intell.* **2**, 737 (2020).
- [21] K. H. Jin, M. T. McCann, E. Froustey, and M. Unser, *IEEE*

- Trans. Image Process. **26**, 4509 (2017).
- [22] H. Shan, A. Padole, F. Homayounieh, U. Kruger, R. D. Khera, C. Nitiwarangkul, M. K. Kalra, and G. Wang, Nat. Mach. Intell. **1**, 269 (2019).
- [23] R. Nadkarni, D. P. Clark, A. J. Allphin, and C. T. Badea, Tomography **9**, 1286 (2023).
- [24] M. J. Willemink, M. Persson, A. Pourmorteza, N. J. Pelc, and D. Fleischmann, Radiology **289**, 293 (2018).
- [25] J. Adler and O. Öktem, IEEE Trans. Med. Imaging **37**, 1322 (2018).