#2 현대제철의 스마트 분석기술

글. **박태창** 현대제철 연구개발본부 책임연구원

현대제철의 탄소중립과 디지털 전환

글로벌 철강사들이 현재 직면하고 있는 도전과제는 탄소중립과 디지털 전환이라는 두 가지 키워드로 요약할 수 있다. 탄소를 가장 많이 배출하는 산업 중 하나인 철강업은 온실가스 감축을 통한 탄소중립 실현을 위해 많은 노력을 기울이고 있다. 화석연료 대신 수소를 사용하여 철강을 생산하는 수소환원제철은 기존 고로방식을 대체하여 이산화탄소 배출량을 획기적으로 줄일 수 있는 기술로 기대를 받고 있으며, 현재 국내외에서 활발한 연구가 진행되고 있다. 철광석을 환원시키기 위해 석탄을 사용하는 고로공정 대신 철광석을 고온으로 가열한 수소와 반응시켜 직접환원철(DRI, Direct Reduced Iron)을 생산하는 방식이 탄소저감을 위한 수소환원제철의 핵심기술이라고 할 수 있다. 현대제철은 직접환원철을 사용한 전기로 기반의 '하이큐브(Hy-Cube)'라는 혁신적인 철강생산방식을 통해 탄소배출량을 감축하기 위한 계획을 수립하였고, 최근 세계 최초로 고급 판재 시험생산에도 성공하였다.

그림 1. 현대제철의 스마트 분석시스템

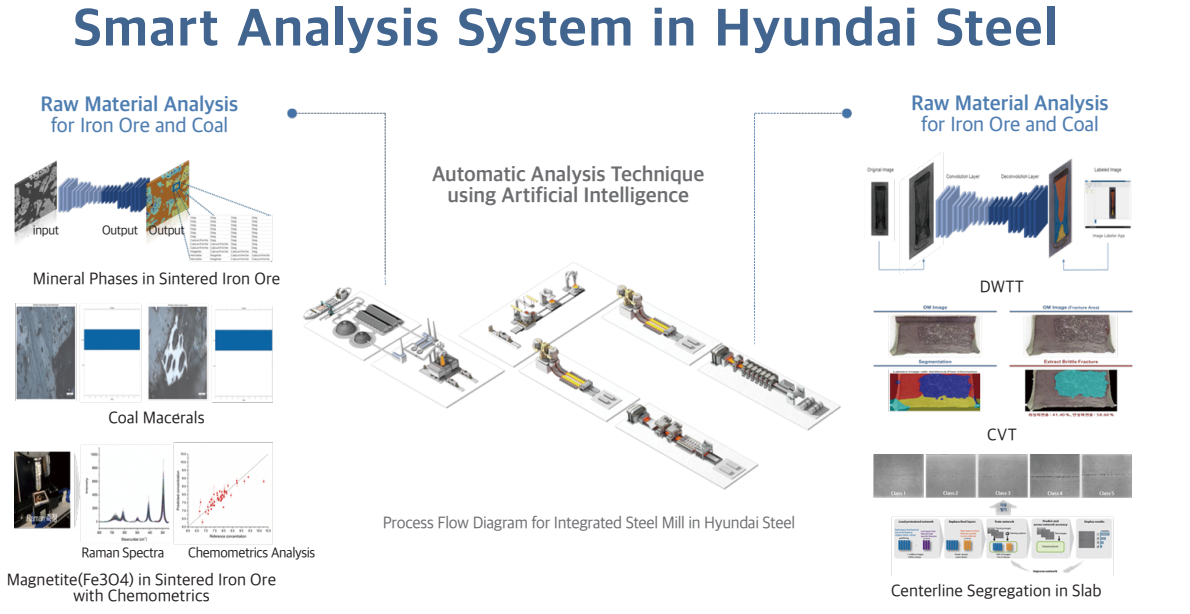
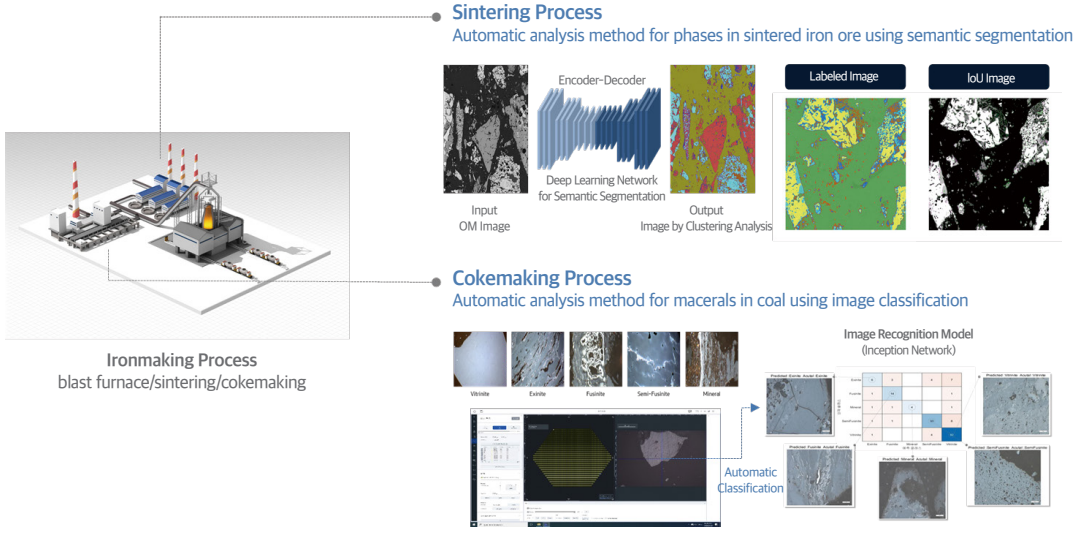


그림 2. 딥러닝 활용 제선원료 스마트 분석기술



탄소중립과 함께 철강산업의 디지털 전환을 위한 스마트팩토리 구축 사업도 적극적으로 추진되고 있다. 인공지능, 빅데이터, 사물인터넷 등 IT 기술을 활용하여 공정 기술 최적화 및 자동화를 통한 생산성 향상 및 품질개선을 목표로 하고 있다. 현대제철은 생산 부문 고도화에 초점을 맞추고 있는 스마트팩토리 개념을 넘어 시스템과 인프라를 포함한 프로세스 전 부문을 관리하는 '스마트 엔터프라이즈' 구축을 위해 속도를 내고 있다. 2025년까지 빅데이터를 활용해 생산 전 과정을 관리할 수 있는 시스템을 완성할 계획이다.

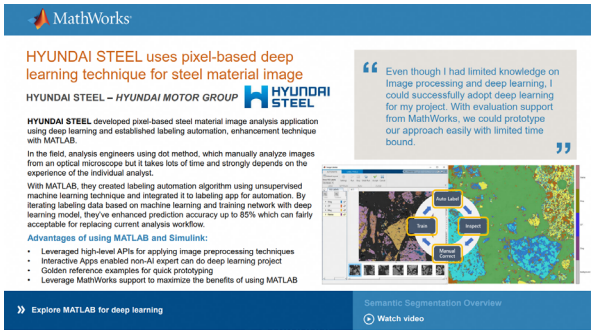
스마트 분석기술의 필요성

스마트팩토리를 대표하는 핵심 용어는 아마도 인공지능과 빅데이터일 것이다. 스마트팩토리를 간단하게 정의한다면 빅데이터 기반의 인공지능을 활용한 생산 공정 자동화로 설명할 수 있다. 인공지능을 활용하여 기술개발을 진행하는 대부분의 연구자들은 최신의 딥러닝과 머신러닝 알고리즘을 어떻게 적용하여 정확도를 높일 것인지에 초점을 맞추고 업무를 진행하는 경우가 많지만, 사실 우선적으로 검토되어야 할 것은 학습에 사용되는 데이터의 정확성이다. 아무리 훌륭한 알고리즘이 사용된다고 하더라도 부정확한 데이터로는 정확한 공정 예측 및 제어가 불가능하기 때문이다. 실제로 스마트팩토리와 관련된 공정 기술을 진행하는 당사 연구원들의 고충을 들어보면, 각 공장에 설치된 센서로 수집되는 데이터의 부정확성을 얘기하는 경우가 많다.

제철공정에서 센싱데이터와 함께 제어 및 품질관리를 위해 중요하게 활용되는 데이터가 바로 분석데이터이다. 현재도 철강공정 중에는 숙련된 시험원의 경험을 바탕으로 진행되는 전통적인 분석 방법에 의존하는 경우가 많다. 아직까지 대체할 수 있는 다른 대안이 없는 경우이며, 국내외 규격에서도 새로운 분석법을 제시하지 못하고 있는 상황이다. 당사에서 새롭게 용어를 정의하고 있는 스마트 분석기술은 기존 시험원에 의한 육안 분석을 인공지능 기반의 디지털 분석기술로 대체하여 데이터의 신뢰성을 향상시키는 데 목적을 두고 있다. 즉 '데이터 기반'이라는 표현에서 사용되는 데이터조차도 인공지능 기술을 활용하여 디지털화 및 객관화하는 것을 의미한다. 당사에서는 현재 딥러닝, 머신러닝, 이미지 프로세싱 기법을 활용하여 일관제철소 공정의 시작 단계인 제선원료 분석과 최종 생산된 제품의 품질평가를 자동화하기 위한 다방면의 연구를 수행하고 있다. 현대제철의 대표적인 스마트 분석기술 연구사례를 다음과 같이 소개하고자 한다.

일관제철소에서 철광석과 석탄을 이용해 소결광 및 코크스를 생산 후 고로에 투입하여 쇳물(용선)을 생산하는 공정을 제선공정(Ironmaking)이라 한다. 당사에서는 소결공정을 통해 생산되는 소결광과 코크스 제조 시 사용되는 석탄의 품질평가를 디지털 자동화하기 위해 딥러닝을 활용한 스마트 분석기술을 개발하였다. 이미지를 라벨링하고 학습하는 방식에 따라 딥러닝 기술은 세 가지로 분류할 수 있다. 첫 번째

그림 3. 딥러닝 학습용 이미지 라벨링 자동화 기술 개발사례



〈매스웍스〉

Image Classification은 이미지 전체를 하나의 라벨로 예측하는 방법이고, 두 번째 Object Detection은 네모 박스와 같은 관심 영역(RoI, Region of Interest)를 사용해서 이미지 내 좌표 정보를 사용해서 학습하는 방법이다. 마지막으로 Semantic Segmentation은 이미지를 픽셀 수준으로 분류한 후 각 픽셀을 라벨링하여 학습을 진행하는 방법이다. 당사에서는 Semantic Segmentation 방식을 활용한 소결광 광물상 분석기술과 Image Classification 방식을 활용하여 석탄의 마세랄(Maceral)을 자동 분류 후 정량화하는 분석기술을 개발하였다.

스마트 분석기술 1. 딥러닝 활용 소결광 품질 분석 자동화

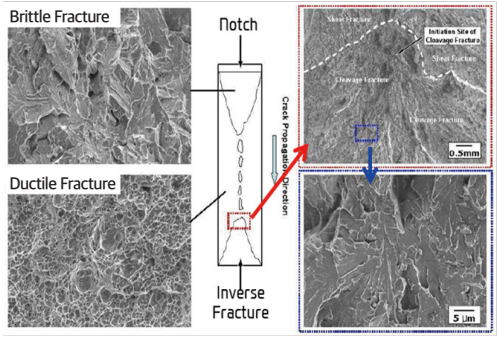
소결공정을 통해 생산되는 소결광의 광물상 분율은 원료 품질평가 및 연료비용과 관련된 공정조업을 제어하기 위한 목적으로 분석되는 항목이다. 소결광의 주요 광물상은 적철석(Hematite), 자철석(Magnetite), 칼슘 페라이트(Calcium-Ferrite), 광재(Slag)로 분류할 수 있고, 광학현미경을 통해서 각각의 광물상 이미지를 확인할 수 있다. 소결광 광물상을 분석하기 위해서 현재 당사에서 활용하고 있는 방법은 점분산법으로 시험원이 광학현미경을 통해서 스테이지를 하나씩 옮겨가면서 광물조직을 직접 관찰하는 방식이다. 표준규격에서는 총 500포인트 이상을 카운트하여 정량화하도록 명시하고 있다. 숙련된 시험원에 의해 진행되는 수동분석법으로 장시간이 소요될 뿐만 아니라 분석 결과의 정확성이 떨어지는 문제점을 가지고 있다. 이를 해결하기 위해서 딥러닝 방법 중 Semantic Segmentation 방식을 활용한 소결광 광물상 조직 자동화 스마트 분석기술을 개발하였다. 딥러닝 기반 Semantic Segmentation 네트워크 구조를 간단하게 설명하면, 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network) 구조에서 범주화(Classification)에 해당하는 완전 연결 계층(Fully Connected Layer) 대신 이미지의 차원을 줄이는 다운 샘플링(Downsampling)과 이를 통해 얻은 결과를 입력한 이미지와 같은 차원으로 만들어 주는 업 샘플링(Upsampling)으로 대체된 구조이다. 당사에서 개발한 광물상 스마트 분석기술의 성능은 그림 2의 IoU(Intersection over Union) 이미지를 통해 시각적으로 확인할 수 있다. 광학현미경을 통해 얻은 라벨링 한 이미지와 딥러닝 기반 분석프로그램이 예측한 이미지가 정확하게 매칭이 안되면, IoU 이미지 내에 보이는 것처럼 분홍색과 초록색 등으로 나타나게 된다. 그림 2의 IoU 결과 이미지를 통해 각 조직에 대한 예측 정확도가 우수한 것을 확인할 수 있다.

Semantic Segmentation 방식을 활용한 기술개발에서 가장 많은 시간이 소요되는 것은 이미지 데이터를 하나씩 라벨링 해주는 작업이다. 특히 본 기술개발에서 진행한 광학현미경 이미지의 경우 픽셀 단위로 라벨링을 진행해야 하기 때문에 딥러닝 네트워크 훈련용 이미지 전부를 사람이 직접 라벨링 해주는 것은 사실상 불가능하다. 본 스마트 분석기술에 있어서 기술적인 특징은 대표적인 비지도 학습 방법 중 하나인 군집화 분석(Clustering Analysis)을 통해 이미지 라벨링 작업 또한 자동화 방식으로 구현하였다는 점이다. 라벨링 자동화 알고리즘을 적용하면 이미지를 픽셀 단위로 라벨링 하는 작업시간을 대폭 단축시킬 수 있다. 관련 내용은 매스웍스가 주관하는 매트랩 엑스포 2020 컨퍼런스에서 발표하여 주목을 받았으며, 매스웍스 홈페이지에서 매트랩을 활용한 기술 개발사례로 소개되고 있다.

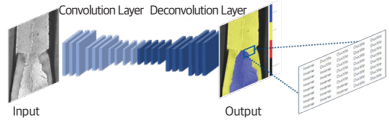
스마트 분석기술 2. 석탄 마세랄 자동 분류 기술

화성공정(Cokemaking Process)에서는 석탄을 고로에서 사용하기 적합하도록 1,000 ~ 1,300도의 고온으로 건류하여 코크스를 제조한다. 코크스의 원료로 사용되는 석탄은 탄소질로 이루어진 광물이며, 미세조직 성분인 마세랄이 복수계 혼재된 상태로 구성되어 있다. 마세랄은 주로 현미경을 사용하여 크기 및 형태를 구별해 놓은 유기물 성분으로서, 석탄의 조직 분류 시 식별을 위한 최소 단위로 사용된다. 현재 당사에서는 석탄의 마세랄 구성을 총 5가지로 구분 후 그 분율을 계산하고 있다. 비트리나이트(Vitrinite), 엑시나이트(Exinite), 이너티나이트(Fusinite), 세미이너티나이트(Semi-Fusinite), 미네

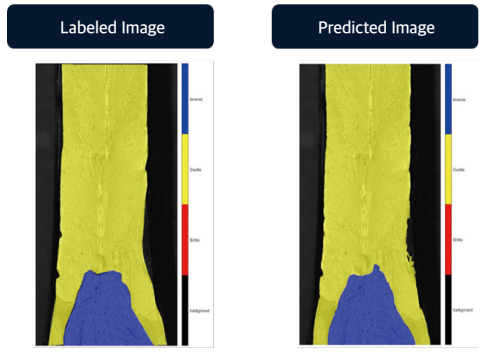
그림 4. 딥러닝 활용 디지털 기계적 물성평가기술



DWTT used to measure the mechanical properties of the pipeline ste



Semantic Image Segmentation using Deep Learning



Digital automatic analysis method for fracture in DWTT sample

랄(Mineral), 소결광과 마찬가지로 석탄의 마세랄 분류 또한 시험원의 육안 분석에 의존하고 있는 상황이다. 본 기술개발에서는 Image Classification 방식을 활용하여 석탄의 마세랄을 자동 분류 후 정량화하는 분석기술을 개발하였으며, 적용 결과 약 94% 이상의 예측 정확도를 확인할 수 있었다.

스마트 분석기술 3. 디지털 기계적 물성 평가 기술

당사에서 생산되는 강관(Linepipe)은 열연강판을 원형관의 형태로 성형 후 용접방식을 통해 제작된다. 강관은 원유, 천연가스를 지상으로 채취하는 고강도 유정용 강관과 다른 곳으로 운송하는 송유관으로 구분할 수 있다. 강관의 물성을 평가하기 위해서는 DWTT(Drop Weight Tear Test) 시험을 이용하는데, 소재에 크랙이 발생할 때 크랙 전파의 저항성을 확인하는 시험이다. 일반적으로 DWTT 시험 후 나타나는 시편의 파단면 형상은 노치 부근에서 발생하는 취성파단면과 해머타격부에서 발생하는 역파단면 그리고 연성파단면이 대표적으로 관찰된다. 당사에서의 파면율 산출방식은 규격에서 제시하는 참고 이미지를 기준으로 시험원의 육안 판정에 의존하고 있으며, 분석 결과의 부정확성으로 인한 논쟁이 지속적으로 발생하고 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해서 딥러닝 기반의 디지털 기계적 물성 평가기술을 개발하였다. 개발한 스마트 분석기술을 적용하면 DWTT 파단면의 연성 및 취성파단면 뿐만 아니라 역파단면까지 자동으로 구분할 수 있고, 구분된 각 파단면 이미지의 픽셀값을 기준으로 정량화된 파면율을 계산할 수 있다. DWTT 파단면 해석을 위한 스마트 분석기술도 딥러닝 기반의 Semantic Segmentation 방식을 활용하였다. 현재 머신비전 및 로봇 기술을 적용한 완전 자동화 시스템 구축 연구를 수행 중이며, 내년도 현업 적용을 목표로 업무를 진행하고 있다.

위에서 소개한 개발사례 외에도 스마트 분석기술과 관련하여 현재 다양한 연구를 수행하고 있으며, 분석기술의 디지털 자동화를 위해 지속적으로 개발범위를 확장할 예정이다. 당사에서 계획하고 있는 스마트 분석기술의 최종목표는 클라우드 기반의 스마트 분석시스템 구축이다. 인공지능 기반의 요소 분석기술을 개발하여 현업에 적용시킨 후 클라우드 시스템을 통해 학습데이터를 확장 적용하면서 정확도를 향상시키고, 프로그램을 개선하는 작업을 통합하여 진행할 계획을 가지고 있다.

국내 분석기술의 스마트화를 선도하면서, 궁극적으로는 현대제철의 완전한 스마트 제철소 구축을 실현시키기 위해 노력할 것이다.

저자소개

박태창 현대제철 연구개발본부 책임연구원은 2010년 현대제철 연구개발본부에 입사하여 13년간 분석기술개발과 관련된 다양한 연구를 진행하고 있다. 현재는 인공지능을 활용한 제철공정 전반의 분석기술 스마트화 및 자동화 연구에 집중하고 있으며, 올해 그 공로를 인정받아 대한금속재료학회 기술상 수상자로 선정되었다.