

An Image Inspection Device Dramatically Improved by Artificial Intelligence (AI) to Detect Hair and Foreign Substance Contamination

AI로 기능 향상된 이물 혼입 이미지 검사장치

池田 豊 / 와이엠시스템즈(주) 대표이사 박사(공학)

1. 서론

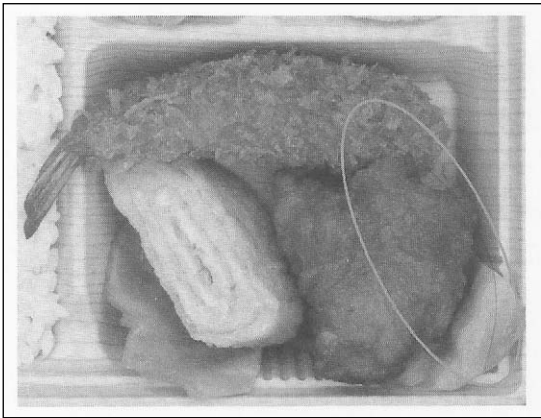
일본의 와이엠시스템즈(주)는 40년 전부터 이미지 처리를 응용한 계측제어나 이미지검사 장치의 개발·판매를 해왔다.

그중에서도 이미지에 의한 이물질 검사장치나 모발 혼입 검사장치는 동사의 주요 제품으로, 지금까지 전자부품, 식품, 의약, 농산물 등 다양하고 풍부한 대상물의 검사장치를 납입해 호평을 받아왔다. 그런데 이물질 검사장치나 모발 혼입 검사장치를 납입한 후에 고객의 요청과 실제 장치에 의한 선별 결과에 격차가 있어서 고객이 충분히 만족하지 못한다는 문제가 때때로 발생했다. 이 장치는 이미지 검사장치로, 모발이나 이물질 등이 이미지적 특징으로써 얻는 것이 불가능하면 안타깝게도 검출이 불가능하다.

즉 모발이나 이물질 등이 숨어있는 경우에는 완벽하게 검출하는 것이 불가능하고, 배경과 모발이나 이물질과의 대비(contrast)가 충분하지 않는 경우나 대상물이 모발이나 이물질과

매우 비슷한 특징을 가진 부분이 존재하는 경우에도 검출성능을 높이는 것이 어려운 경우가 있다. 예컨대 [그림 1]과 같은 이미지에서 양상추 위에 있는 모발은 검출하기 쉽지만 닭 튀김 또는 트레이 음각부분에 있는 모발의 검출은 어렵다. 이러한 것을 사전에 고객에게 충분히 설명하고 양해를 구했다고 생각해도 나중에 이해받지 못하는 경우가 종종 있다. 모발이나 이물질의

[그림 1] 모발 혼입 이미지의 예



이미지 검사는 앞에서 서술한 이유로 100%는 안 된다. 예컨대 연간 10건이었던 클레임이 검사장치 도입에 의해 3건으로 줄어들게 되면 장치를 도입한 성과가 크다고 말할 수 있다. 그러나 당연하게도 이미지 검사의 선별성능은 100%에 가까운 것이 바람직하다. 현재에는 이미지 검사 알고리즘이 대폭 개량되고, 더욱이 AI를 도입해 기존 이미지 계측 검사에서는 불가능했던 유연하고 고성능의 선별을 실현할 수 있게 되었다. 동사는 1990년대 전반부터 뉴럴 네트워크(neural network)에 의한 이미지 인식을 실현하기 위해 노력해왔다. 이에 카메라 앞에 있는 사람 수를 추정하는 ‘인수검사장치’를 발매했는데, 당시 3층 퍼셉트론(perceptron)으로는 가능한 것이 적고 정확도가 그다지 높지 않았다. 최근 접어 넣기를 응용한 다층 네트워크, 이른바 딥러닝(deep learning)이 개발되었다. 동사도 이것에 노력해 식품이나 의약품 그리고 농산물 등을 대상으로 한 AI 응용 이미지검사장치를 개발해 호평을 받고 있다.

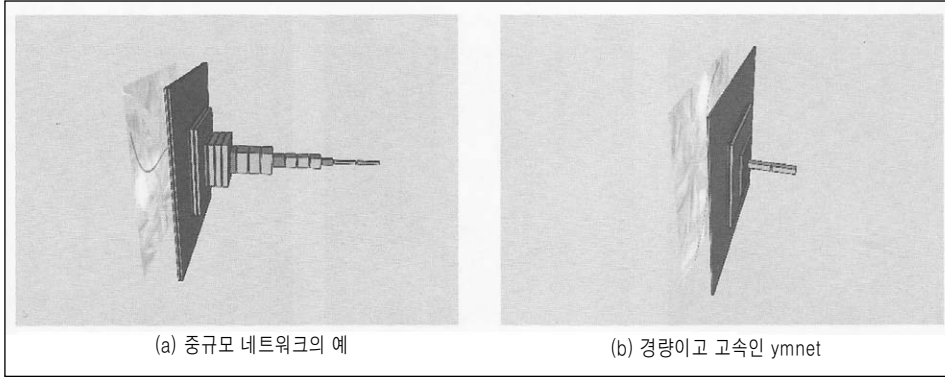
다음에 AI에 의해 비약적으로 기능 향상한 모발·이물질 혼입 이미지검사장치를 소개한다. 또한 AI를 도입한 이미지검사장치에서 검사대상물에 대해 최적의 기계 학습을 할 필요가 있고, 품종을 추가하거나 변경하거나 하는 경우에는 추가학습이나 신규학습을 할 필요가 있다. 이것이 AI를 도입하는 하나의 애로사항(bottleneck)이 되고 있다. 기계학습작업을 가능한 한 간단히 하는 것이 가능하도록 ‘YM Systems AI Training Studio’라는 툴을 개발해 사용자에게 제공하고 있어서 이것에 관해서도 소개한다.

II. 기존 방식의 문제점과 AI 도입 효과

기존 이미지 계측과 해석을 기본으로 하는 이미지검사장치에서 양품으로 하는 대상물과 불량품으로 판정해야만 하는 대상물의 각각의 특징량을, 이미지 데이터를 계측 해석하는 복잡한 판정 알고리즘에 의해 검출·판정할 필요가 있었다. 검사대상물이 식품 등인 경우, 이른바 공업제품 등과 비교해 형상이나 표면 상태의 차이가 크고, 특징량의 탐색공간이 매우 커지고, 양품과 불량품이나 이물질과의 차이를 판별하기 위한 알고리즘이 극히 복잡해지는 경향이 있었다. 더욱이 설계단계에서 이들 특징량이 차이를 숙지하고 정리하는 것이 불가능한 경우도 많아 실제로 장치를 제작해 가동을 시작한 다음 예기하지 못한 대상물과 조우해 복잡한 이미지검사 알고리즘을 개선해야만 했던 적이 있었다.

딥러닝에 의한 AI를 도입해 적당한 학습 이미지를 채취하고 학습시키는 것에 의해 특별히 설계한 복잡한 이미지 검사 알고리즘을 필요로 하지 않고, 뉴럴 네트워크 시스템 자체가 이미지의 학습에 의해 자동적으로 몇 가지 적절한 특징량으로 변환해 판정하는 시스템을 만들어냈다.

[그림 2] 네트워크 구성의 비교



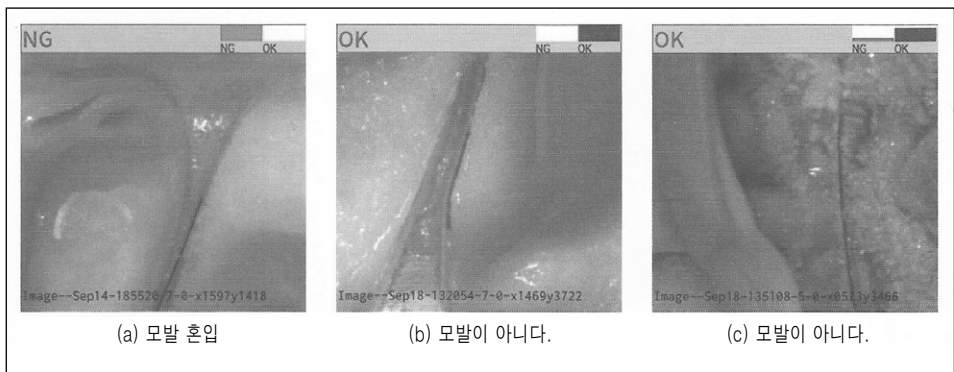
이것은 AI를 도입의 매우 큰 이점이다. 기존 방법으로 하면 대상물의 조건에 따른 복잡한 이미지 검사 알고리즘의 개발이 필요하고, 더욱이 이것을 개량해가는 작업이 필요했는데, AI를 도입한 시스템에서는 보다 버라이어티가 풍부한 이미지적 특징을 가진 샘플에 의한 강화 학습을 해 대부분의 경우를 해결한다.

III. 딥러닝에 의한 초고속 이미지검사

현재 최첨단의 복잡한 AI 뉴럴 네트워크는 50~100층 이상의 구성이고, 뛰어난 성능을 발휘하고 있다. 그러나 우리가 만들고자 하는 이미지검사장치에 도입하기에는 네트워크가 너무 크고 처리시간이 너무 오래 걸리기 때문에 더욱 경량이고 고속의 추론이 가능한 네트워크가 필요했다. 대략 계산해 라인 속도 1,024mm/초, 검사 폭을 256mm로 하고 0.1mm의 분해능력으로 검사한다고 생각하면, 256×256의 이미지를 1초 동안 400개 처리하는 것이 필요하고, 2.5ms에 1회의 추론이 필요하다. 실제로는 오버랩한 이미지를 처리하기 위한 이미지수가 더욱 증가하기 때문에 추론에 필요한 시간을 1ms정도 이하로 한다.

이 때문에 동사에서는 경량이고 고속의 추론성능이 뛰어난 딥러닝용 뉴럴 네트워크인 ymnet을 개발했다. ymnet은 특히 콩류나 견과류 등의 외관검사에서 절대적인 능력을 발휘하고 있다. 대상물 1개당 추론시간은 0.2~0.4ms정도로 매우 고속이고, 외형 형상, 찢어짐이나 오염 등의 표면상태, 색채 분포, 다른 종류의 콩 검출, 이물질 검출 등 실용상 충분한 추론의 정확도를 얻는 것이 가능하다. 이미지 검사 또는 이미지 식별에 있어서 딥러닝은 대규모 네트워크로 복잡한 처리를 하는 방향성과 우리의 초고속이면서 실용상 충분한 추론을 하는 것이 가능한 고속 경량으로 효율이 좋은 네트워크를 개발하는 방향으로 나눌 수 있다.

[그림 3] 모발 이미지 및 모발 유사 이미지



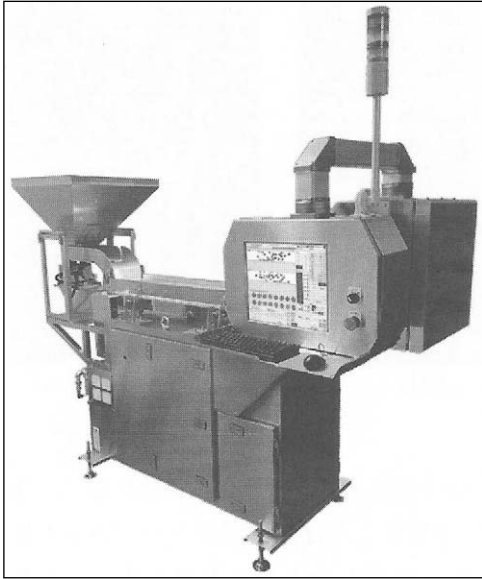
IV. 모발 검출에 특화된 딥러닝

복잡하고 고성능이 네트워크에 의하면, 모발 검출도 문제없이 할 수 있다. 그러나 초고속 이미지검사에 사용하는 ymnet 등의 경량 고속 네트워크에 의하면 모발 검출의 성능은 충분하지 않다는 것을 알 수 있다. 그래서 촬영 이미지에서부터 모발 검출을 위한 전처리 이미지를 만들고, 촬영 이미지에 전처리 이미지를 더한 다채널 이미지를 만든 뒤 이 다채널 이미지를 AI의 입력 이미지로 하는 시스템을 개발했다. AI를 사용하지 않는 기존 시스템에서는 이 전처리 이미지를 해석해 모발의 유무를 검출하였는데, 모발의 배경이나 모발의 색 등의 조건에 의해 모발이 얇고 길다는 특징을 검출하는 것이 어려운 케이스가 많이 발생했다. 이 때문에 일부 조건에서 모발의 검출 확률이 저하하는 문제가 있었다. 모발 검출용 전처리 이미지를 AI로 추론하는 것에 의해 모발 유래의 특징에서부터 모발의 존재를 추정하는 것이 가능해지고, 모발 혼입의 검출 확률을 높이는 것이 가능해졌다.

검출률을 향상시키는 문제는 위음성(negative false)을 감소시키는 것과 마찬가지로 반대로 위양성(positive false)을 감소시키는 것도 중요한 포인트이다. 즉 모발이 존재하지 않는 것에 모발 검출한다고 판단하는 것이 있는데, 수율 향상이나 가동율 향상을 위해 이것을 최대한 제로(0)에 가깝게 할 필요가 있다. 모발 이미지의 특징과 매우 비슷한 특징을 가진 대상물은 기존 방법에서는 검사가 불가능하다고 판단하는 쪽이 현명했다.

AI에 의하면 비슷한 특징을 어느 정도 정확도로 분별할 수 있기 때문에 응용범위가 넓어진다. [그림 3]은 냉동만두의 모발 검출 이미지로, 실제 모발은 (a)뿐이다. (b)와 (c)는 제품 일부에 생긴 틈이다. 모두 얇고 길다는 특징을 가지기 때문에 기존 방법에서는 모두 모발 검출로 판단하지만, AI에 의하면 그 특징의 근소한 차이를 판별해 이 조건에서는 올바른 판정을 내리고 있다.

[그림 4] 콩류 외관검사장치 Dr Bean AI 수동선별씨 Ex의 외관도



V. AI를 응용한 모발·이물질 이미지검사장치

AI를 응용한 모발·이물질 이미지검사 장치의 일례로써 동사의 주력상품인 ‘콩류 외관검사장치 Dr Bean AI 수동선별씨 Ex’를 소개한다. 콩류 외관검사 장치는 여기에서 소개하는 AI를 응용한 신설 기계를 포함해 주로 홋카이도 지역의 농협이나 콩 사업자에게 지금까지 30대 이상 납입, 고평가를 받고 있다. 이 장치는 호퍼(hopper)에서부터 공급된 콩을 슈터(shooter)로 가속해 벨트 컨베이어로 고속 반송하고, 벨트 끝에서부터 콩을 공중에 방출해 상하 2방향

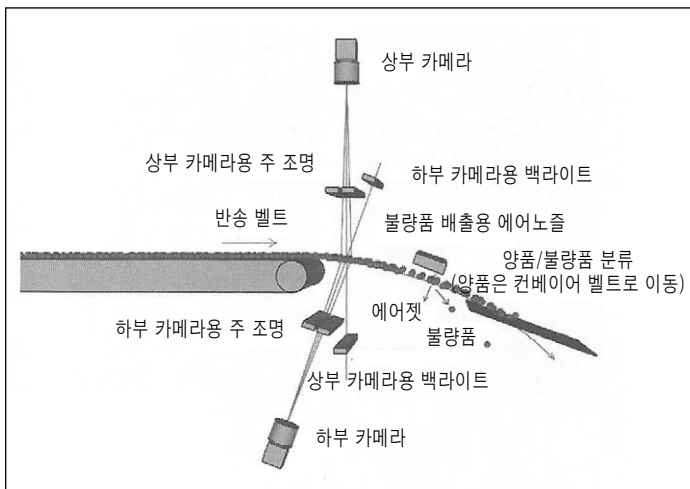
에서부터 라인 센서 카메라로 촬영해 콩 자체의 불량률 판정함과 동시에 금속조각, 플라스틱조각, 돌, 토괴(土塊), 모발, 기타 모든 이물질을 검출하고 양품으로 판별해 배출하는 것이다.

이 장치의 외관도와 개념도를 [그림 4]와 [그림 5]에 나타냈다.

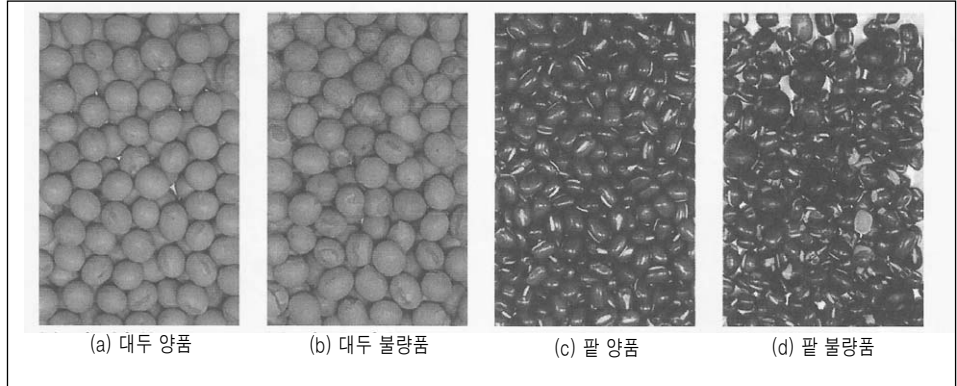
이 장치는 모발검사도 하지만, 실제로는 독립한 모발은 공기 저항을 받아 공중에서 실

속(失速)해 자연스럽게 불량품 쪽으로 낙하한다. 콩에 눌러 실속하지 못한 모발은 이미지 검사로 검출해 자동배출한다. 기타 이물질 가운데 특히 토괴는 그 형상이나 색이 콩과 매우 비슷할 수 있는데, AI에 의한 표면 차이 등에 의해 꽤

[그림 5] 콩류 외관검사장치 Dr Bean AI 수동선별씨 Ex의 개념도



[그림 6] 콩류 외관검사장치 Dr Bean AI 수동선별씨 Ex의 선별 예



정확하게 추론하고 있다.

이 장치의 기술을 응용한 커트 채소 등의 날개 대상물에 혼입하는 이물질을 검사하는 ‘AI 식품 이물질 혼입 이미지검사장치’도 제공하고 있다. 이것은 대상물에 따라 최적의 반송방법이 다르기 때문에 반송기의 외관 사진 등은 생략한다.

VI. 이미지 검사용 AI의 문제점과 전망

동사가 AI 응용 이미지 검사장치를 납입한 거래처뿐만 아니라 많은 고객으로부터 듣는 AI의 문제점은 품종을 추가 변경했을 때의 AI 추가학습이나 신규학습에 시간이 걸리고, 운영비용부담이 커진다는 것이었다.

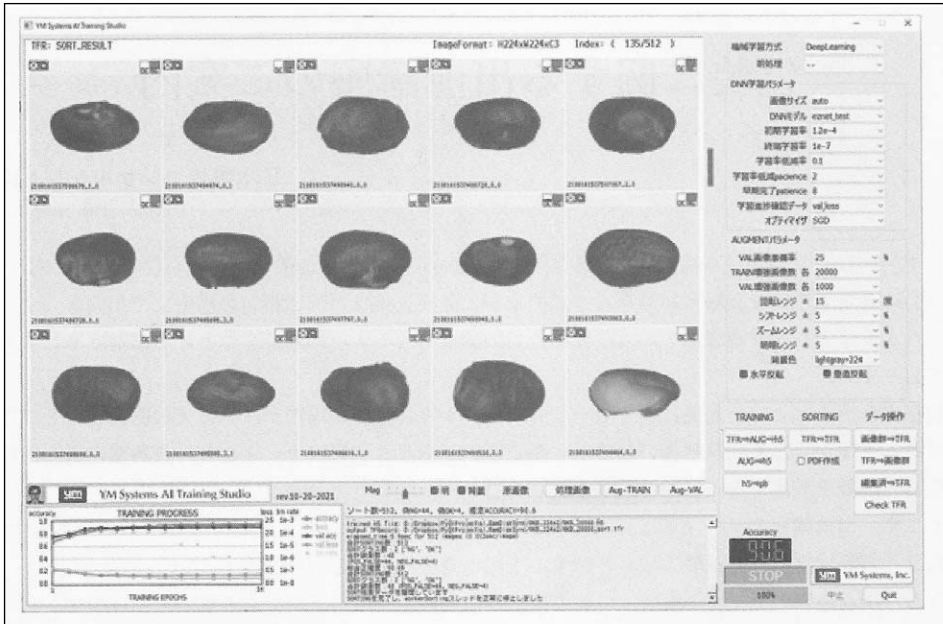
동사에서 뒤에 설명할 AI 학습툴을 고객에게 제공하고, 고객에게 학습을 부탁하고 있는 경우가 많다. 물론 학습작업을 청부하기도 한다. 그러나 이 문제는 같은 이미지검사시스템을 사용하면서 어느 정도 큰 대상물을 품종 변경을, 컴퓨터 프로그램을 변경하지 않고 학습작업만으로 신규 품종에 대응하는 것이 가능하다는, AI 응용 이미지검사장치가 가진 우수한 잠재력의 한 면이라는 것을 알리고자 한다.

이미지 검사의 AI는 현재 꽤 자연스럽게 영리하게 되지 않기 때문이다. 유명한 바둑이나 장기 등의 AI가 점점 강해지는 것은 왜일까? 바로 AI의 한 수에 대해 상대가 둔 한 수에 의해 국면이 좋아지거나 나빠지거나를 AI가 평가하는 것이 가능하기 때문에 항상 자동적으로 강화학습을 하는 것이 가능하기 때문이다. 이것에 대해 이미지검사의 AI는 스스로가 판단한 결과에 대해 평가하는 수단이 없다.

즉 자동강화학습이 가능하지 않기 때문에 필요할 때에 인간이 강화학습작업을 할 필요가 있다.

미래에는 AI 응용 이미지검사장치에 또 다른 또는 복수의 조역 AI를 설치해 주역 AI가

[그림 7] YM System AI Training Studio의 조작 다이얼로그



내린 추론이 객관적으로 올바른지 아닌지를 조역 AI에게 판단시키고, 그 결과를 주역 AI에게 피드백해 주역 AI가 더욱 영리해질 것이라는 아이디어가 있다. 실용화까지 상당한 시간이 걸릴 것으로 보이지만, 반드시 추진해야만 하는 테마이다.

VII. AI 개발 환경 YM System AI Training Studio

AI를 응용한 시스템에서 적절한 뉴럴 네트워크 구성의 선정과 적절한 학습 이미지 파일의 선정을 바탕으로 한 양호한 기계학습 결과가 그 성능을 결정한다.

특히 기계학습에서는 실제 기계로 채취한 대량의 이미지 중에서 학습 시행을 반복해 효과적인 학습 이미지를 선정하고 보다 양호한 학습결과를 얻을 필요가 있다. 이 작업은 결국 수작업이 필요한데, 조금이라도 인력 절감화를 하기 위해 동사에서는 독자의 AI 개발 환경인 YM System AI Training Studio를 개발해 사용자에게 제공하고 있다. 이후 studio라고 부르고 있다. [그림 7]에 studio의 조작 다이얼로그(dialogue)의 예를 나타냈다.

studio를 운영하는 학습작업용 PC로써 학습시간을 가능한 한 단축하기 위한 NVIDIA사의 GPU를 탑재한 것을 추천한다. 물론 노트북으로도 학습작업은 가능하지만, GPU 탑재 PC와 비교해 10배 가까운 학습시간을 필요로 하는 경우가 있다.

다만 Thunderbolt 3 또는 4의 포트를 장비한 노트북이라면 외부 GPU를 접촉해 GPU 탑재 PC만큼의 성능을 구현할 수 있다.

이미지검사장치의 실제 기계로 채취한 이미지군을 미리 양품과 불량품으로 눈으로 선별하고, 학습작업용 PC의 OK 및 NG라는 이름의 디렉토리에 수납한다. 이것은 이미지 데이터에서부터 교사 역할 이미지데이터를 만드는 작업이다. 작성하는 이미지 데이터는 많을수록 좋다고 말할 수는 없지만, 선별해야만 하는 특징의 배리에이션을 가능한 많이 가진 이미지를 갖추는 것이 최선이다. 그러나 이것을 눈으로 판단하는 것은 상당한 수고를 필요로 하기 때문에 적당한 양의 데이터를 갖추면 된다.

특히 불량품 데이터를 많이 모으는 것이 어렵지만, 이것이 적으면 충분한 선별 정밀도를 얻을 수 없기 때문에 반드시 필요하다. 이렇게 해서 만든 교사 이미지 데이터를 studio에서 읽고 학습을 개시하게 되면 먼저 학습 데이터와 검증 데이터로 분류한다.

학습 데이터는 오로지 기계학습에 사용하고, 검증 데이터는 오로지 학습 결과의 검증에 이용한다. 학습 데이터와 검증 데이터는 각각 랜덤으로 변화를 가하면서 대량의 데이터를 자동 생성시킨다. 생성한 대량의 학습 데이터에 의해 기계학습을 하고, 이어서 대량의 검증 데이터에 의해 학습 추진도를 검증하는데, 이것을 반복하는 것으로 기계학습을 추진된다. 학습 진도가 정체 또는 과학습이 발생하면 학습을 자동적으로 종료한다. 학습결과 파일을 바탕으로 선별하고 결과를 평가해 양호하지 않는다면, 교사 데이터에 불합리가 있었기 때문으로 이것을 제정해 다시 기계학습작업을 한다. 이 교사 이미지 데이터의 입력이나 삭제도 studio 안에서 상호작용하는 것이 가능하다.

이전에는 studio가 없는 상태에서 기계학습작업을 했는데, 꽤 혼란스럽게 작업했다. 지금 동사에서 studio는 기계학습작업을 하는 것에 있어서 없으면 안 되는 틀이 되고 있다.

VIII. 결론

식품이나 농산물 등을 대상으로 한 외관검사장치, 특히 모발 혼입 검사나 이물질 혼입 검사에서 AI 도입의 유효성에 대해 해설했다. 더욱이 도입 후의 품종 추가 변경 등에 의해 발생하는 강화학습이나 신규학습의 필요성과 학습작업을 경감하기 위한 기계학습 틀에 대해 해설했다. AI 응용 이미지검사장치는 아직 개량될 여지가 있어서 이들로 부터 컴퓨터 진화와 AI 기술의 진화가 이뤄질 것이라 기대한다. 