

Development of Agricultural Products Screening System through X-ray Density Analysis

Eunhyeok Baek*, Young-Tae Kwak*

*Student, Dept. of Computer Science & AI, Jeonbuk National University, Jeonju, Korea

*Professor, Dept. of Computer Science & AI, Jeonbuk National University, Jeonju, Korea

[Abstract]

In this paper, we propose a new method for displaying colored defects by measuring the relative density with the wide-area and local densities of X-ray. The relative density of one pixel represents a relative difference from the surrounding pixels, and we also suggest a colorization of X-ray images representing these pixels as normal and defective. The traditional method mainly inspects materials such as plastics and metals, which have large differences in transmittance to the object. Our proposed method can be used to detect defects such as sprouts or holes in images obtained by an inspection machine that detects X-rays. In the experiment, the products that could not be seen with the naked eye were colored with pests or sprouts in a specific color so that they could be used in the agricultural product selection system. Products that are uniformly filled with a single ingredient inside, such as potatoes, carrots, and apples, can be detected effectively. However, it does not work well with bumpy products, such as peppers and paprika. The advantage of this method is that, unlike machine learning, it doesn't require large amounts of data. The proposed method could be applied to a screening system using X-rays and used not only in agricultural product screening systems but also in manufacturing processes such as processed food and parts manufacturing, so that it can be actively used to select defective products.

▶ **Key words:** X-ray, X-ray Line Detector, Agricultural Product Screening System, Relative Density, Colorization of Image

• First Author: Eunhyeok Baek, Corresponding Author: Young-Tae Kwak
*Eunhyeok Baek (henyu16@naver.com), Dept. of Computer Science & AI, Jeonbuk National University
*Young-Tae Kwak (ytkwak@jbnu.ac.kr), Dept. of Computer Science & AI, Jeonbuk National University
• Received: 2023. 03. 16, Revised: 2023. 04. 06, Accepted: 2023. 04. 07.

[요 약]

농산물 선별 시스템은 작물의 형태를 보전하기 위하여 비파괴적인 선별이 주로 사용된다. 이러한 비파괴 선별 기술로는 가시광선, 근적외선, 엑스선, 감마선 등의 광학적 특성을 이용하고 있으며 본 논문에서는 엑스선을 이용한 선별을 이용한다. 엑스선 영상은 엑스선의 밀도에 따라 그레이 영상으로 생성되어 육안으로 시료의 결함을 감지하기가 어렵다. 미세한 결함을 발견하기 위해서는 영상을 확대하거나 픽셀의 범위를 수정하여 적절한 픽셀의 영역만을 표시하여 결함을 탐지해야 한다. 이런 작업은 비효율적이다. 따라서 본 논문은 엑스선의 광역적인 밀도와 지역적인 밀도에 대한 상대적인 밀도를 측정하여 색상화된 결함을 표시하는 새로운 방법을 제안한다. 하나의 픽셀에 대한 상대적인 밀도는 주위 픽셀과의 상대적인 차이를 나타내며, 이런 픽셀을 정상과 결함으로 나타내는 엑스선 영상의 색상화 방법도 제안한다. 실험에서는 육안으로 볼 수 없는 농작물의 병해충 또는 새싹 부분을 특정 색으로 색상화 하여 농산물 선별 시스템에 활용할 수 있게 하였다. 제안된 방법은 엑스선을 이용한 선별 시스템에 적용되어 농산물 선별 시스템뿐만 아니라 가공식품, 부품 제조와 같은 제조 공정에서 사용되어 불량품을 선별하는 방법에 적극적으로 이용될 수 있을 것이다.

▶ **주제어:** 엑스선, 엑스선 라인 디텍터, 농산물 선별시스템, 상대적 밀도, 영상의 색상화

I. Introduction

농산물 선별시스템은 작물의 형태를 보전하기 위하여 비파괴적인 선별이 주로 사용된다. 이러한 비파괴 선별 기술로는 가시광선, 근적외선, 엑스선, 감마선 등의 광학적 특성을 이용하고 있다. 또한, 선별시스템은 가공식품, 부품 제조와 같은 제조 공정에서 사용되어 불량품을 선별하는 방법에 적극적으로 이용될 수 있다. 불량품에 대한 결함 탐지는 제품의 품질을 균일하게 하고 품질의 신뢰성을 향상한다. 따라서 많은 기업과 학계에서는 다양한 생산 과정에서 제품들의 결함을 탐지하는 방법을 연구 및 개발하고 있다.

광학적 특성 중, 자외선과 가시광선의 스펙트럼을 측정하고 서포트 벡터 머신(SVM)이나 주성분 분석(PCA)을 활용하여 농산물의 여러 가지 결함을 탐지하는 방법이 연구되었다[1, 2]. 하지만 자외선과 가시광선은 제품의 내부를 탐지할 수 없는 단점이 있으며, 근적외선을 이용하는 방법은 결함의 종류에 따라 통계적 모델을 추가로 구축해야 한다. 최근에는 CNN을 이용한 지도 학습과 AnoGAN을 이용한 비지도 학습을 이용하여 영상의 결함을 탐지하는 방법이 제안되었다[3, 4]. 하지만 딥러닝을 활용하여 모델을 만들기 위해서는 많은 양의 데이터와 학습 시간이 필요하다. 특히, 결함이 있는 학습 데이터 구축에 어려움이 있다.

우리 논문은 엑스선을 활용하여 감자와 같은 농산물의 내부의 결함을 효과적으로 탐지할 수 있는 비파괴 검사 방

법을 제안한다. 또한 엑스선 영상에서 육안으로 결함을 탐지할 때, 정상적인 부분과 비정상 부분의 픽셀값(엑스선의 밀도)이 비슷하여 결함 부분을 탐지하기 어렵다. 엑스선 영상의 단순한 결함 탐지는 픽셀값의 범위를 수정해가며 적절한 범위를 찾아야 하므로 이 과정은 번거롭다. 따라서 본 논문은 엑스선의 광역적인 밀도와 지역적인 밀도에 대한 상대적인 밀도를 측정하여 색상화된 결함을 표시하는 새로운 방법을 제안한다. 제안된 방법은 엑스선을 활용하는 선별시스템에서 내부의 이물질까지 검사가 가능하며 비파괴적이다. 또한 딥러닝이나 머신러닝을 활용하지 않아 많은 양의 학습 데이터 없이 효율적으로 결함을 탐지할 수 있다.

논문의 전개는 다음과 같다. 2장에서는 기존 결함 탐지 방법 및 엑스선 색상화에 대하여 고찰하고, 각 방법의 한계와 문제점을 설명한다. 3장에서는 엑스선의 상대적 밀도를 측정하는 방법, 측정된 상대적 밀도에 따라 그레이 영상을 색상화하는 방법을 소개한다. 4장 실험에서는 여러 농산물을 대상으로 엑스선을 색상화 영상으로 만들고 기존 엑스선 영상과 비교하여 결함을 얼마나 잘 표현하는지 확인한다. 그리고 마지막으로 결론을 맺는다.

II. Preliminaries

1. Related works

1. Spectroscopic analysis

분광분석을 적용한 연구에서는 스펙트럼의 패턴 차이를 이용한다[1]. 스펙트럼에 대한 전처리 기법으로 이동평균 기법과 정규화법을 이용하며 스펙트럼 데이터는 PLS-DA 기법을 사용하여 정상군과 감염군을 구분하였다. 근적외선을 활용한 사과 내부의 갈변 상태를 판별하는 연구에서는 사과의 투과 스펙트럼 범위를 이용하였다[2]. 주성분 분석(PCA)을 활용하여 정상 사과와 내부 갈변 사과의 군집을 확인하였으며, 판별 모델의 개발과 평가를 위해 부분최소 제곱회귀(PLSR)분석을 수행하였다. 이와 같은 통계적 방법은 농작물의 종류와 감염군에 따라 모델을 추가적으로 구축해야 하는 작업이 필요하다.

2. Deep learning

최신 연구들은 정상 데이터와 비정상 데이터를 다량으로 수집하여 딥러닝 모델을 통해 결함을 탐지한다. 대표적인 방법으로는 두 가지가 존재한다. 하나는 정상 데이터와 비정상 데이터를 이용하여 지도 학습 모델인 CNN을 만들어 결함을 탐지한다[3]. 이 방법의 단점은 정상 데이터와 비정상 데이터의 수가 일정 수준 이상이어야 한다. 예를 들어 의료 영상을 통한 희귀함을 탐지하는 경우, 발병률이 매우 낮아 비정상 데이터를 수집하기 매우 어렵다. 이에 따라 CNN 모델의 구현이 어렵다.

다른 방법으로는 정상 데이터만을 이용하는 비지도 학습 모델인 AnoGAN을 이용하는 것이다[4]. 모델이 정상 데이터의 분포를 학습한다. 이를 기반으로 비정상 데이터를 입력하면 영상의 비정상 부분을 정상으로 바꾸어 출력한다. 이때 입력과 출력의 차이를 비교하여 결함을 탐지한다. 이 경우 학습의 난이도가 매우 어렵고 시간 또한 오래 걸린다. 딥러닝을 이용해 추론 모델을 만들기 위해서는 많은 양의 영상 데이터가 필요하다.

3. Image processing of X-ray

비파괴적인 선별 방법으로 영상처리를 이용하여 고구마를 선별하는 방법도 있었다[5]. 서로 다른 산지에서 생산된 품종의 고구마를 길이, 장경, 단경, 무게를 측정 후 기하학적 특성을 분석하여 구분하였다. 해당 방법은 농산물의 내부 결함을 탐지할 수 없었고 단지, 고구마의 외형만을 이용하여 구분하는 한계를 가지고 있었다.

엑스선을 이용한 영상처리 방법으로 식품산업에 적용한 사례도 있었다[6]. 식품의 결함과 오염물 탐지에 내재된 어

려움으로 인해 엑스선을 사용하는 것은 주로 포장 식품 분야로 제한되어 왔다. 그럼에도 불구하고, 비파괴적 내부 제품 검사의 필요성은 증가하였다. 기술의 향상, 특히 더 작고 저렴한 고전압 전원, 고속 컴퓨팅 및 고해상도 검출기 어레이는 이전에는 불가능했던 많은 엑스선 검출 작업을 오늘날 가능하게 했다. 하지만, 기존의 그레이 엑스선 영상을 그대로 사용하고 있다.

부품의 결함을 탐지하기 위하여 엑스선 영상을 딥러닝 학습과 결합한 연구도 있었다[7]. 엔진 버블의 다양한 패턴을 학습하기 위한 3단계 딥러닝 알고리즘을 제안한다. 그런 다음 일반 영상과 결합 영상을 사용하여 알고리즘을 테스트하였다. 그 결과는 제안된 딥러닝 방법이 엑스선 엔진 영상에서 거품을 정확하게 식별할 수 있음을 보여주었다. 하지만 여기서도 학습에 사용되는 영상은 색상화된 영상이 아니라 그레이 영상을 사용하였다.

엑스선 영상은 엑스선의 밀도에 따라 그레이 영상으로 생성되어 육안으로 시료의 결함을 감지하기가 어렵다. 미세한 결함을 발견하기 위해서는 영상을 확대하거나 픽셀의 범위를 수정하여 적절한 픽셀의 영역만을 표시하여 결함을 탐지해야 한다. 이런 작업은 비효율적이다. 따라서 그레이 영상을 색상화 영상으로 변환하는 알고리즘이 필요하다.

4. Colorization of X-ray image

엑스선 영상은 주로 흑백으로 표현된다. 엑스선 영상에 색상을 넣는 다양한 색상화 방법이 존재한다. 우선 가장 간단한 방법으로 그림 1과 같이 그레이 영상을 여러 가지 컬러 맵(컬러 팔레트)에 따라 색상화 한다. 이 방법은 컬러 맵의 종류에 따라 결과가 달라지고 미세한 엑스선 밀도를 나타낼 수 없는 한계가 있다.

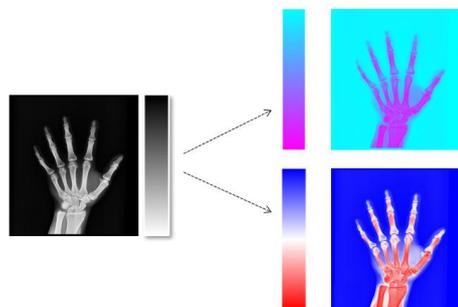


Fig. 1. Colorization Using Color Maps

엑스선은 플라스틱, 금속, 유기물질에 따라 엑스선 투과량이 다르다. 이를 이용하여 엑스선 흡수량을 여러 구간으로 나누고 그 구간에 대하여 흡수량에 비례하여 영상을 채

색한다. 예를 들어 투과가 잘 되는 유기물질의 경우 주황색으로 나타내고 투과가 잘되지 않는 금속류는 검은색으로 나타내어 물질을 판단한다. 또는 CNN을 활용하여 엑스선 영상을 금속, 비금속, 유기물 등 다양한 색상으로 채색하는 방법이 존재한다[8].

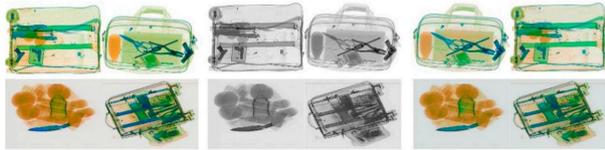


Fig. 2. Colorization Using CNN

소스 컬러 영상과 대상 그레이 영상 간에 색상을 비교하여 그레이스 영상을 색상화 한다. 그림 3과 같이 영상 간에 휘도 및 텍스처 정보를 일치시켜 결과 영상을 만든다. 또한, 사용자가 직사각형 왓치로 두 영상 영역을 일치시킬 수 있게 함으로써 단순 비교보다 개선된 결과를 얻을 수 있다[9].

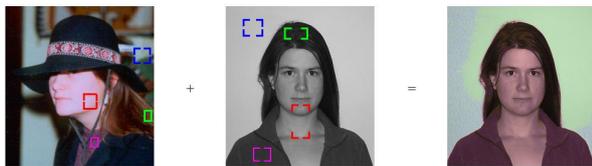


Fig. 3. Colorization Using Texture Synthesis

III. The Proposed Scheme

1. X-ray Line Detector

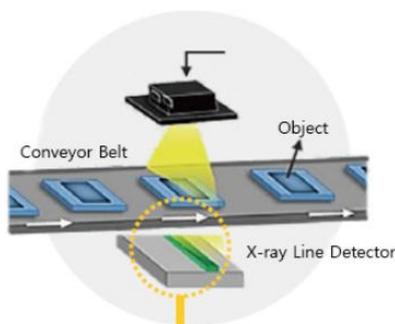


Fig. 4. X-ray Line Detector

엑스선 검사장비는 엑스선 소스, 컨베이어 벨트, 엑스선 디텍터, 영상처리 프로그램 등으로 구성된다. 컨베이어 벨트로 이동되는 피사체에 엑스선 소스의 엑스선을 투과시

킨 뒤, 디텍터로 피사체의 영상을 취득하여 검출·분석하는 방식으로 이루어진다.

엑스선 소스는 엑스선을 발생하는 장치이다. 고전압 인버터, 필라멘트 공급 장치, 엑스선 튜브 등으로 구성되어 있으며, 적용 환경에 따라 사양이 다르다. 평균적으로 육류, 가공류를 포함한 가공식품에는 Spot Size 400~ 800 μ m, 에너지 대역 120~300kV, ~10mA 정도의 사양이 적용된다. 컨베이어 벨트는 검사 시료를 엑스선 소스와 엑스선 디텍터 사이로 이송시키는 장치이다. 컨베이어의 속도는 일정하고 컨베이어 벨트는 엑스선 투과에 큰 영향을 끼치지 않은 재질로 되어 있다. 이때 폭은 검사 시료의 크기에 맞게 설치한다.

일반적으로 의료 환경에서는 라인(line) 디텍터에 비해 픽셀 크기가 작고 선명한 패널(panel) 디텍터를 이용한다. 패널 디텍터는 고화질의 입체적 영상을 촬영하는 대신 검사 속도가 느리고, 단일 피사체를 촬영하는 단점이 있다. 산업 환경에서는 컨베이어 벨트를 이용해 자동으로 대량의 피사체를 촬영할 수 있는 라인 디텍터를 주로 이용한다. 라인 디텍터는 단 1개의 라인만으로 피사체를 촬영하며 피사체를 움직이는 방식을 사용한다. 라인 디텍터를 사용하면 더 높은 동적인 영역과 더 높은 해상도의 이미지를 훨씬 저렴한 비용으로 촬영할 수 있다.

영상처리 프로그램은 디텍터를 통해 취득한 영상을 보정하여 이물질 등을 검사하는 프로그램이다. 약품 등의 실링을 검사하여 밀봉 여부를 체크하거나 가공식품의 이물질 검출하고, 농산물의 밀도를 파악해 품질을 선별하는 등 식품류 생산 공정에 필요한 기능을 제공한다. 그 외에 PCB, 배터리 등의 파손되거나 누락 된 부분을 검사하는 제품 생산 공정에 필요한 기능을 용도에 맞게 제공한다.

2. Density Analysis of X-ray Image

엑스선 영상은 흑백 영상으로 직접적으로 객체의 결함을 감지할 때는 영상을 확대해서 미세한 차이를 발견하거나 픽셀의 범위를 계속 수정해가며 적절한 픽셀의 영역만을 표시하여 결함을 탐지해야 한다. 이 작업은 비효율적이다. 따라서 본 논문은 엑스선의 광역적 밀도와 지역적인 밀도의 비율을 이용하여 미세한 차이를 크게 하는 방법을 제안한다.

감자와 고구마와 같은 농산물에 대해 좁은 영역의 평균과 넓은 영역의 평균에 대하여 상대적 밀도를 측정하면 결함을 쉽게 측정할 수 있다. 우선 광역적 밀도(Wide Area Mean: WAM)는 식 (1)과 같이 정의 되며 한 픽셀을 중심으로 하는 $(n+1) \times (n+1)$ 크기 정사각형 영역의 평균이다. 여기서 n 은 짝수이며 객체의 크기에 따라 다르게 결

정되지만, 일반적으로 40픽셀 이상이면 광역적 밀도라고 할 수 있다. 또한, $p(x,y)$ 는 (x,y) 좌표의 픽셀값이다.

$$WAM = \frac{1}{n^2} \sum_{x=p-n/2}^{p+n/2} \sum_{y=p-n/2}^{p+n/2} p(x,y) \quad \text{식(1)}$$

식(2)는 지역적 평균(Local Area Mean: LAM)을 의미하며 한 픽셀을 중심으로 하는 5×5 크기 정사각형 영역의 평균이다. 여기서 영역의 크기를 5로 고정한 것은 최소한의 지역적 영역을 나타내며 이것을 5로 고정하여도 결과에 영향은 거의 없다.

$$LAM = \frac{1}{5^2} \sum_{x=p-2}^{p+2} \sum_{y=p-2}^{p+2} p(x,y) \quad \text{식(2)}$$

광역적 표준 편차는 식(3)과 같다. 그리고 식(4)는 각 픽셀에 대한 상대적 밀도(Relative Density: RD)를 나타낸다. 상대적 밀도는 LAM에서 WAM을 뺀 후 STD를 나눈 값으로 정의한다.

$$STD = \frac{1}{n^2} \sum_{x=p-n/2}^{p+n/2} \sum_{y=p-n/2}^{p+n/2} (p(x,y))^2 - WAM^2 \quad \text{식(3)}$$

$$RD = \frac{LAM - WAM}{STD} \quad \text{식(4)}$$

컬러 맵을 바탕으로 RD의 절댓값에 비례해서 출력 영상의 색상을 결정한다. 해당 픽셀의 지역적 영역이 주변의

넓은 영역보다 상대적으로 높으면 파란색, 낮으면 빨간색으로 표기한다. 이때 색의 농도는 RD의 값이 비례해서 나타낸다.

여기서 출력 영상의 빨간 부분을 확인하여 결함을 탐지한다. 만약에 감자에 벌레의 구멍이 존재한다면 구멍 부분에 있는 한 픽셀은 주변 부분의 평균보다 밀도가 낮아 빨갭게 표시된다. 또한 감자에 새싹이 존재한다면 새싹의 주변에 있는 한 픽셀은 새싹에 의해 주변 영역의 평균이 올라가게 되며 해당 픽셀은 상대적으로 평균보다 낮아지므로 빨갭게 표시되어 결함을 탐지할 수 있다.

엑스선 영상은 다양한 원인에 의해 잡음을 가지고 있다. 따라서 RD의 값을 구할 때는 한 픽셀의 값이 아닌 5×5 영역의 평균값을 사용함으로 잡음을 줄일 수 있다. 또한 5보다 더 큰 값을 사용할수록 출력용 영상은 흐릿해진다. 이것은 평균 필터 역할을 하기 때문이다. WAM의 크기, LAM의 크기, 컬러맵의 색상에 따라 출력 영상의 색상 값이 결정된다.

3. Proposed Algorithm

제안된 상대적 밀도 측정 방법을 적용한 알고리즘이 그림 5이다. 알고리즘은 다음과 같은 절차로 이루어진다. 영상을 읽어 온 후, 원본 영상과 같은 크기의 0으로 이루어

Algorithm 1 X-ray Relative Density Measure Algorithm

Input: Image

width := width of Image

height := height of Image

OUT is a zero matrix (size = (*width*, *height*, 3))

n is an even number.

▷ OUT is a white image

▷ $2n+1$ is the filter size.

for $x = 1, 2, \dots, \textit{width}$ **do**

for $y = 1, 2, \dots, \textit{height}$ **do**

$WAM = \text{mean}(\text{range}(\textit{Image}[x-n/2, y-n/2], \textit{Image}[x+n/2, y+n/2]))$

 ▷ WAM: Wide Area Mean

$LAM = \text{mean}(\text{range}(\textit{Image}[x-2, y-2], \textit{Image}[x+2, y+2]))$

 ▷ LAM: Local Area Mean

 std = standard deviation ($\text{range}(\textit{Image}[x-n/2, y-n/2], \textit{Image}[x+n/2, y+n/2])$)

 density: $d = (WAM - LAM) / \text{std}$

if $d < 0$ **then**

$OUT[x, y] = (255, 255 + \alpha d, 255 + \alpha d)$

else if $d > 0$ **then**

$OUT[x, y] = (255 - \alpha d, 255 - \alpha d, 255)$

end for

end for

return OUT

Fig. 5. X-ray Relative Density Measure Algorithm

진 출력 영상을 생성한다. 원본 영상에서 픽셀의 처음부터 마지막까지 이동하면서 현재 픽셀을 중심으로 하는 $(n+1) \times (n+1)$ 영역의 평균 WAM 과 표준 편차 STD 를 구하고 5×5 영역의 평균 LAM 를 구한다. 그리고 RD 를 $(LAM - WAM) / STD$ 식으로 계산한다. 계산된 RD 값을 출력용 영상의 같은 픽셀 위치에 저장한다.

출력 영상의 값이 0이면 하얀색으로 표기하고 0보다 작다면 작을수록 빨강계 표현하고, 0보다 크다면 클수록 파랑계 표현한다. 여기서 α 는 밀도에 대한 가중치로서 색상화 정도를 조절할 수 있다. 일반적인 경우는 $\alpha = 1$ 이지만, 밀도의 변화가 작을 때는 색상화를 크게 하기 위하여 $\alpha > 1$ 로 하고 반대인 경우는 $\alpha < 1$ 로 한다. 그림 6은 전체 알고리즘에 대한 순서도이다.

따라서 본 논문은 엑스선의 광역적인 밀도와 지역적인 밀도에 대한 상대적인 밀도를 측정하여 색상화된 결함을 표시하는 새로운 방법을 제안한다. 하나의 픽셀에 대한 상대적인 밀도는 주위 픽셀과의 상대적인 차이를 나타내며, 이런 픽셀을 정상과 결함으로 나타내는 엑스선 영상의 색상화 방법도 제안한다.

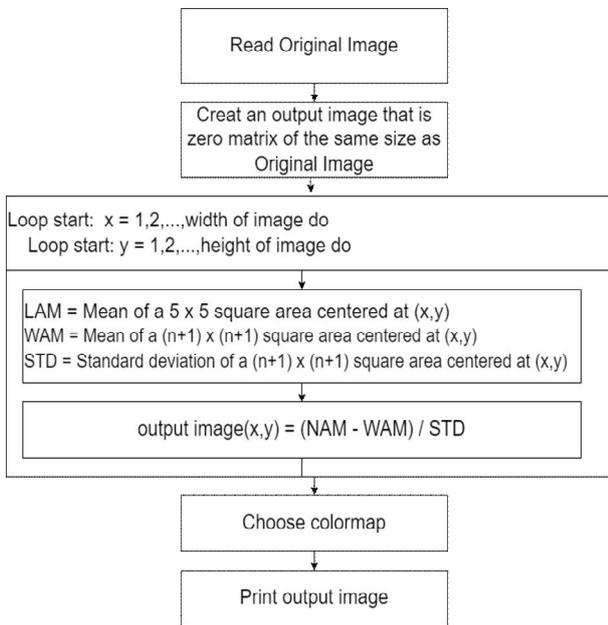


Fig. 6. Flowchart of Proposed Algorithm

IV. Experimental Results

제안된 알고리즘의 실험을 위해 윈도우 10과 파이썬 3.9.7 버전을 사용하였다. 구현을 위해 사용한 오픈 소스 라이브러리의 버전은 scikit image 0.18.3, matplotlib

3.4.3, scipy 1.7.1이다. scikit image를 통해 영상을 읽어왔으며, matplotlib을 통해 컬러맵 seismic을 사용하여 영상을 출력 및 저장하였다. 읽어온 영상 파일의 형식은 16비트의 tiff이다. 따라서 픽셀의 범위, 즉, 엑스선 밀도는 0부터 65535이다. 배경과 객체를 구분하기 위하여 픽셀값이 40,000 이하인 경우에 객체로 판단하였다. 엑스선 검사 장비는 실제 객체의 크기 10cm를 영상에서는 256픽셀로 나타냈다. 정상적인 감자는 마트에서 구입했다. 새싹이 있는 감자는 정상 감자를 얇은 물에 담가 새싹을 틔웠다. 또한 구멍이 있는 감자는 감자에 공구를 이용해 구멍을 뚫어 만들었다.

그림 7-9는 정상 감자, 새싹이 있는 감자, 구멍이 있는 감자를 대상으로 실험하였다. 여기서, 좌측 영상은 원본 및 엑스선 영상이며 우측 영상은 제안된 알고리즘을 통해 새롭게 시각화한 영상이다. 색상화는 한 픽셀에 대해 주위보다 밀도가 낮으면 빨간색, 높으면 파란색으로 표현하였다. 영상들은 41×41 크기의 광역 영역 필터와 5×5 크기의 지역 영역 필터를 사용한 결과이다.



Fig. 7. Normal Potato

그림 7은 정상 감자의 영상이다. 여기에서 필터의 평균화소값을 계산할 때 배경을 포함한다. 따라서 감자들의 테두리는 주변보다 밀도가 높아서 파랑계 나타난다. 또한 엑스선 디텍터는 노이즈를 탐지하고 울퉁불퉁한 감자의 표면에 의해 파란색과 빨간색 노이즈가 나타난다.



Fig. 8. Sprouted Potato

그림 8은 새싹이 난 감자 영상이다. 여기에서 감자의 새싹 부분은 주변보다 밀도가 높아서 파랑계 표현된다. 하지만 새싹의 주변부는 새싹에 의해 평균이 높아짐에 따라 상대적 밀도가 낮아져서 빨강계 표현된다. 이를 통해 새싹을 탐지할 수 있다.



Fig. 9. Potato with Holes

그림 9는 구멍이 존재하는 감자의 영상이다. 여기서 구멍은 벌레나 감자 조직이 파쇄되어 밀도가 낮아지는 경우를 인위적으로 표현한 것이다. 사진처럼 감자에 구멍이 존재한다면 구멍에 있는 픽셀은 주변보다 밀도가 낮아서 빨갛게 표현된다. 감자의 구멍 주변의 픽셀은 평균이 높아져서 파랗게 표현된다.

다른 농산물인 사과를 대상으로 실험한 결과가 그림 10과 11이다. 그림 10은 정상 사과로써 밀도가 균일하게 나타난다. 다만, 씨 부분의 밀도는 다른 부분보다 밀도가 높아 마치 새싹이 있는 감자와 같은 영상을 얻을 수 있었다. 그림 11은 벌레에 의한 구멍을 인위적으로 나타낸 비정상적인 사과의 결과로 구멍 부분이 매우 진한 빨간색으로 나타내고 있는데 이것은 상대적으로 밀도가 매우 낮다는 것을 의미한다.



Fig. 10. Normal Apple



Fig. 11. Apple with Holes

그림 7-11의 가운데 사진은 결함을 감지할 때 사용하는 기존의 엑스선 영상이다. 일반적인 엑스선 영상에서 투과량 차이가 큰 금속이나 플라스틱과 같은 이물질은 감지하기 쉽다. 또한 기존 방법으로 크기가 작은 결함 탐지하기 위해서는 엑스선 픽셀들의 범위를 계속 수정해주며 적절한 범위를 찾아 결함을 탐지한다. 하지만 제안된 알고리즘을 통하면 자동으로 결함을 탐지해 줄 수 있다. 실험 결과, 제안한 알고리즘은 육안으로 볼 수 없는 농작물의 병해충

또는 새싹 부분을 특정 색으로 색상화 하는 농산물 선별 시스템에 응용할 수 있다.

V. Conclusions

농산물 선별 시스템의 비파괴 선별 기술 중의 하나가 엑스선을 이용한 방법이다. 본 연구는 엑스선을 이용한 비파괴 결함 탐지에서 육안으로 탐지할 수 없는 미세한 결함을 상대적 밀도를 측정함으로써 결함을 색상화 하는 알고리즘을 제안하였고, 실험을 통하여 이 알고리즘의 실효성을 입증하였다. 상대적 밀도는 지역적 평균밀도에서 광역적 평균밀도를 뺀 후 광역적 밀도의 분산으로 나눈 값이다. 색상화는 상대적 밀도의 절댓값에 비례해서 출력 영상의 색상을 결정했다. 해당 픽셀이 주변의 넓은 영역보다 상대적으로 높으면 파란색, 낮으면 빨간색으로 색상화 했으며 빨간 부분을 확인하여 결함으로 탐지하였다. 이를 통해 새싹이나 구멍, 이물질 등을 손쉽게 탐지할 수 있었다. 또한 제안된 방식은 기존 분광분석을 통한 방법과 같이 추가적인 장비를 요구하지 않고 인공지능을 사용하는 방법과 비교하여 많은 양의 학습 데이터를 요구하지 않는다. 제안된 방식도 일부 개선할 점들이 존재한다. 감자와 고구마, 사과와 같은 내부가 대부분 한 가지 성분으로 균일하게 채워져 있고 단면이 타원인 농산물은 효과적으로 감지한다. 하지만 고추나 파프리카와 같이 내부가 비어 있거나 표면이 울퉁불퉁한 농산물은 탐지하지 못한다. 연산량이 매우 많아서 실시간 처리에 약간의 지연 현상이 발생한다. 따라서 스택과 같은 자료구조를 사용하여 중복 연산을 줄이거나 병렬 처리를 사용한다면 연산 시간을 개선할 수 있을 것이다. 제안된 방법은 엑스선을 이용한 선별 시스템뿐만 아니라 가공식품, 부품 제조와 같은 제조 공정에서 사용되어 불량품을 선별하는 방법에 적극적으로 이용될 수 있을 것이다.

REFERENCES

- [1] Dae Yong Kim, et al., "Development of on-line sorting system for detection of infected seed potatoes using visible near-infrared transmittance spectral technique," *Journal of the Korean Society for Nondestructive Testing*, Vol. 35, No. 1, pp. 1-11, Feb. 2015. DOI: 10.7779/JKSNT.2015.35.1.1
- [2] Bal Geum Kim, Jong Guk Lim, "Discrimination of Internally Browned Apples Utilizing Near-Infrared Non-Destructive Fruit

- Sorting System,” Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society, Vol. 22, No. 1, pp. 208-213, Jan. 2021. DOI: 10.5762/KAIS.2021.22.1.208
- [3] KwangEun KO, Hyun Ji Park, In Hoon Jang, “Real-Time Tomato Instance Tracking Algorithm by using Deep Learning and Probability Model,” The Journal of Korea Robotics Society, Vol. 16, No. 1, pp. 49-55, Feb. 2021. DOI: 10.7746/jkros.2021.16.1.049
- [4] Dong-Hoon Shin, Roy C. Park, Kyungyong Chung, “Decision boundary-based anomaly detection model using improved AnoGAN from ECG data,” IEEE Access, vol. 8, pp. 108664-108674, Jun. 2020. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3000638
- [5] G. M. Yang, et al. “Development of an automatic sweet potato sorting system using image processing,” Journal of Biosystems Engineering, Vol. 30, No. 3, pp. 172-178, Jun. 2005. DOI: 10.5307/JBE.2005.30.3.172
- [6] Ronald P. Haff, Natsuko Toyofuku, “X-ray detection of defects and contaminants in the food industry,” Sensing and Instrumentation for Food Quality and Safety, Vol. 2, pp. 262-273, Jun. 2008. DOI: 10.1007/s11694-008-9059-8
- [7] Jing Ren, Rui Ren, Mark Green and Xishi Huang, "Defect Detection from X-Ray Images Using A Three-Stage Deep Learning Algorithm," May. 2019 IEEE Canadian Conference of Electrical and Computer Engineering (CCECE), Edmonton, AB, Canada, pp. 1-4, 2019. DOI: 10.1109/CCECE.2019.8861944
- [8] Bilel Yagoub, et al. “Single Energy X-ray Image Colorization Using Convolutional Neural Network for Material Discrimination,” Electronics, Vol. 11.24: 4101, Dec. 2022. DOI: 10.3390/electronics11244101
- [9] Tomihisa Welsh, Michael Ashikhmin, Klaus Mueller, “Transferring color to greyscale images,” Proceedings of the 29th annual conference on Computer graphics and interactive techniques. pp. 277-280, Jul. 2002. DOI: 10.1145/566570.566576

Authors



Eunhyeok Baek received the B.S. degrees in Chemistry from Jeonbuk National University, Republic of Korea, in 2022. Mr. Baek is interested in statistical learning and mathematics.



Young-Tae Kwak received the B.S., M.S., and Ph.D. degrees in computer engineering from the Chungnam National University, Republic of Korea, in 1993, 1995, and 2001, respectively.

He joined the faculty of the Jeonbuk National University in 2002. His research interests include computer vision and neural networks.