

Examination of Aggregate Quality Using Image Processing Based on Deep-Learning

Kim Seong Kyu[†] · Choi Woo Bin^{††} · Lee Jong Se^{†††} · Lee Won Gok^{††††} · Choi Gun Oh^{†††††} · Bae You Suk^{††††††}

ABSTRACT

The quality control of coarse aggregate among aggregates, which are the main ingredients of concrete, is currently carried out by SPC(Statistical Process Control) method through sampling. We construct a smart factory for manufacturing innovation by changing the quality control of coarse aggregates to inspect the coarse aggregates based on this image by acquired images through the camera instead of the current sieve analysis. First, obtained images were preprocessed, and HED(Holistically-nested Edge Detection) which is the filter learned by deep learning segment each object. After analyzing each aggregate by image processing the segmentation result, fineness modulus and the aggregate shape rate are determined by analyzing result. The quality of aggregate obtained through the video was examined by calculate fineness modulus and aggregate shape rate and the accuracy of the algorithm was more than 90% accurate compared to that of aggregates through the sieve analysis. Furthermore, the aggregate shape rate could not be examined by conventional methods, but the content of this paper also allowed the measurement of the aggregate shape rate. For the aggregate shape rate, it was verified with the length of models, which showed a difference of $\pm 4.5\%$. In the case of measuring the length of the aggregate, the algorithm result and actual length of the aggregate showed a $\pm 6\%$ difference. Analyzing the actual three-dimensional data in a two-dimensional video made a difference from the actual data, which requires further research.

Keywords : Fineness Modulus, Aggregate Shape Rate, Aggregate Grading, Concrete, Image Processing, HED

딥러닝 기반 영상처리를 이용한 골재 품질 검사

김성규[†] · 최우빈^{††} · 이종세^{†††} · 이원곡^{††††} · 최근오^{†††††} · 배유석^{††††††}

요약

콘크리트의 주재료인 골재 중 굵은 골재의 품질관리는 현재 샘플링을 통한 통계적 공정관리(SPC) 방법으로 하고 있다. 본 논문은 굵은 골재에 대한 품질관리를 현재의 체거름 방식을 대신 카메라를 통해 획득한 영상을 기반으로 굵은 골재를 검사하게 바꾸어 제조 혁신을 위한 스마트팩토리를 구축하였다. 먼저, 얻은 영상을 전처리 하였고, 딥러닝으로 학습된 HED(Holistically-nested Edge Detection) 필터는 각각의 물체를 Segmentation하였다. 이 Segmentation한 결과를 영상 처리하여 각각의 골재를 분석 후 이 결과를 바탕으로 조립률, 입형률을 파악한다. 영상을 통해 얻은 골재들의 조립률, 입형률을 계산하여 골재의 품질을 검사하였고 알고리즘의 정확도는 실제로 체 거름 방식을 통해 골재의 품질을 비교한 것과 90% 이상의 정확도를 보이는 결과가 나왔다. 또한 기존의 방법으로는 골재의 입형률을 검사할 수 없었지만 본문의 내용을 통해 골재의 입형률도 측정할 수 있게 되었다. 입형률의 경우 도형을 사용하여 검증하였는데 이는 $\pm 4.5\%$ 의 차이를 보였다. 골재의 길이 측정의 경우 실제 골재의 길이를 비교하였는데 $\pm 6\%$ 의 차이를 보였다. 실제 3차원의 데이터를 2차원의 영상에서 분석하다보니 실제 데이터와 차이가 생겼는데 이는 추후 연구가 필요하다.

키워드 : 조립률, 입형률, 골재입도, 콘크리트, 영상처리, HED

1. 서론

콘크리트의 주 재료인 골재 중 굵은 골재는 콘크리트의

70% 이상을 담당하고 있어 콘크리트 품질에 중요한 부분을 담당하고 있다. 골재의 품질을 검사하는 항목들은 골재입도와 조립률, 입형률 등의 기준들이 있다. 이를 영상으로 측정하기 위한 국내의 Yu, Kwonkyua et al.[1]의 입도 분포 논문과 해외의 수동입도분석의 Kuroda et al.[2], Uchio et al.[3] (2005), Ohashi et al.[4] (2010)의 논문들이 있지만 이는 사용자가 각각의 사진에 최적화 된 임의의 방법으로 골재입도를 파악한 것으로 실시간으로 골재의 품질을 파악하기에는 맞지 않다. 따라서 실시간으로 골재의 품질을 파악하기 위해서는 자동으로 골재입도를 파악하는 방법에 대한 연구가 필요하다.

먼저 골재입도는 골재의 입도 변화에 따른 슬럼프 및 콘크

※ 이 논문은 2021년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국산업기술진흥원의 지원을 받아 수행된 연구임(N0002429, 산업혁신인재성장지원사업).
† 준 회원 : 한국산업기술대학교 스마트팩토리융합학과 석사
†† 비 회원 : 한국산업기술대학교 컴퓨터공학과 석사
††† 비 회원 : 주식회사 산하 이사
†††† 비 회원 : 한국공학대학교 인공지능기술사업화연구소 연구교수
††††† 비 회원 : 스마트제조혁신추진단 기술위원
†††††† 비 회원 : 한국공학대학교 컴퓨터공학부 교수
Manuscript Received : May 11, 2021
First Revision : July 20, 2021
Second Revision : November 3, 2021
Accepted : November 24, 2021
* Corresponding Author : Bae You Suk(yxbae@kpu.ac.kr)

리트의 공기량, 압축강도에 대한 김영희 등(2012)의 연구[5]가 있다. 골재입도는 골재의 크고 작은 입자들의 혼합의 비율을 의미하며, 콘크리트의 workability, 유동성, 경제성 및 경화후의 강도나 내구성에 영향을 미치는 중요한 요인이다. 입도가 적당하지 않은 골재를 사용한 콘크리트는 분리되기 쉽고 공기방울 등이 생길 위험이 크다.

다음으로 조립률은 골재의 입도를 수량적으로 표시하는 방법으로 골재 크기의 개략치를 표시하는 지수로 사용되며, KS F 2502[6] 규격에 명시된 체가름 시험을 하여 각각의 체를 통과하지 않는 시료의 중량에 대한 누적중량백분율의 합계를 100으로 나눈 값을 말한다.

골재 입형은 콘크리트의 작업성과 유동성 등에 영향을 미치는 요소로 입형이 좋지 않으면 콘크리트의 작업성이 떨어지고, 필요한 콘크리트 작업성을 얻기 위한 단위수량이 증가하는데, 그 이유는 입형이 모날수록 골재간의 마찰이 커지기 때문에 동일 입도 조건에서 콘크리트의 유동성과 충전성을 감소시킨다. 따라서 골재의 입형이 둥글거나 정육면체에 가까울수록 콘크리트의 유동성이 증가하고, 그로 인한 충전성 향상으로 콘크리트의 강도가 증대한다. 골재의 입형은 콘크리트 슬럼프와 콘크리트의 강도에 영향을 미치는 것으로 연구되었다[7].

조립률은 KS F 2502규격에 맞춰야 콘크리트의 품질이 유지가 되는데 기존에는 매번 모든 골재를 검사할 수 없으므로 샘플링을 취해 골재의 품질관리를 하는 통계적 공정 관리(SPC)방법을 통해 골재의 품질을 관리하였다. 통계적 공정관리 방법은 매번 골재들이 달라지므로 콘크리트의 품질을 검사할 수 없다. 이러한 문제를 해결하기 위해 실시간으로 컨베이어 벨트 위에서 옮겨가는 골재들을 카메라로 촬영하여 샘플링 검사보다 나아진 품질관리기법을 도입하려고 한다. 또한, 실시간으로 검사하는 방법을 통해 기존의 체 가름 방식을 통해 조립률, 골재입도 등을 측정하는 방식의 많은 시간과 인력 투입되는 사항이 없어진다.

최근의 논문들에서 딥러닝이 많이 쓰이고 있다. 이유는 딥러닝으로 학습시켜 만들 모델의 성능이 뛰어나기 때문이다. 본 논문은 기존의 영상처리를 시도하였지만 좀 더 좋은 성능을 내기 위해 딥러닝 학습된 모델을 사용하여 논문을 작성하였다. 본 논문은 실시간 컨베이어 벨트 위에서 옮겨가는 골재들을 초고속 카메라로 찍은 뒤 딥러닝으로 학습된 필터인 HED(Holistically-nested Edge Detection)[8]를 이용하여 각각의 골재의 Segmentation을 유도한 뒤 골재의 품질을 파악하였다.

2. 이론적 배경

2.1 HED (Holistically-nested Edge Detection)

“pixel to pixel” 방법이나 “patch to patch” 방법을 통해 학습시킨 것이 아닌 “Holistically-nested”의 다중 출력 및 완전 연결 계층들을 통해 학습시켜 원본 영상과 이를 Segmentation한

영상을 1대1로 학습시켰다. 기존의 Pre-trained VGG-16 Net[9]의 아키텍처의 마지막 층을 제거한 모델을 채택하였고 사이드 출력 계층을 각 단계의 마지막 컨볼루션 레이어에 연결하여 학습시킨 Segmentation 필터이다.

이미지를 학습된 모델에 넣으면 학습된 5개의 필터를 통과하여 엣지가 검출되고 이를 통해 이진화를 하게 되면 최종 Segmentation 결과가 나오게 된다. BSD500 Dataset[10]을 200개의 Training Data, 100개의 Validation Data, 200개의 Testing Data로 나누어 여러 명이 Segmentation한 결과가 3개 이상 중첩되는 영역만 정답으로 간주하고 나머지 영역은 Negative로 간주되어 학습되었다. NVIDIA K40 GPU에서의 320 * 480 이미지는 400ms 처리속도를 보이고, F-Score 0.782이지만 피 실험자들의 일관성 연구에서 F-Score가 0.80에 도달하였다. 또한 NYU Depth Dataset[11]의 1449개의 RGB-D 이미지들을 381개의 Training Data, 414개의 Validation Data, 654개의 Testing Data로 나누어 성능평가를 한 결과 F-Score가 0.746에 도달하였다.

2.2 골재 길이 측정

실제 골재를 체 가름 시험기를 통해 분리하는 과정에서는 3D의 골재를 사용해 골재를 분리하지만 본 논문에서는 이를 대체하여 2D의 이미지를 사용하여 골재의 길이를 측정하므로 오차가 있을 수밖에 없다. 예를 들어 세 변의 길이가 있는 직육면체의 경우 높은 곳에서 떨어지면 제일 짧은 변의 길이가 Z축에 해당하여 카메라를 통해 획득한 짧은 변보다 더 짧은 가능성이 있다. 본 논문에서는 카메라를 통해서 골재의 품질을 검사할 수 있는지 연구하였다.

골재 체 가름 시험기를 통해 골재가 분리되는 과정에서 충분히 2~3분 동안 골재가 분리되므로 영상에서 찍힌 골재의 제일 짧은 길이를 기준으로 골재입도 및 각 조립률을 계산하였다.

HED 필터를 통해 검출된 골재의 외곽선 이미지로 각각의 골재를 라벨링하여 이를 통해 각각의 골재를 외접하는 가장 작은 직사각형을 찾는 알고리즘을 통해 골재가 체에 걸러지는 상황을 모방하였다.

2.3 골재입도

골재입도는 골재의 중량 누적분포율을 시각화 한 것으로 각각의 골재 무게를 총 무게로 나눠 백분율로 나타낸 것이다. 조립률과 마찬가지로 실제로는 무게를 재야 하지만 영상을 통해 측정하므로 영상에서 Segmentation된 각각의 골재의 넓이를 무게로 환산하여 값을 도출하였다.

2.4 조립률

골재입도는 KS F2502 규격에 따라 80mm, 40mm, 20mm, 10mm, 5mm, 2.5mm, 1.2mm, 0.6mm, 0.3mm, 0.15mm로 구분하며 골재를 거른 체에 있는 각 골재의 중량 백분율을 구하여 각각의 길이가 긴 골재부터의 골재 중량의

누적백분율을 C1, C2, C3, ..., C10 이라고 했을 때 조립률은 Equation (1)과 같다.

$$\frac{\sum_{n=1}^{n=10} C_n}{100} \quad (1)$$

실제로는 각 체에 걸러진 골재들의 무게를 재서 조립률을 계산해야 한다. 본 논문에서는 이 방법을 대체하는 것이므로 2D 영상을 통해 측정하기 위해 Yu, Kwonkyua et al.의 연구에서 가장 타당하다고 판단되는 영상에서 Segmentation 된 각각의 골재의 넓이를 무게로 환산하여 실제 골재의 무게를 대체할 값을 도출하였다.

2.5 입형률

실제 골재의 입형률은 3차원에서의 골재를 외접하는 구를 찾아 이 구 면적 대비 골재의 부피를 측정하는 것이다.

본 논문에서는 HED 필터를 통해 검출된 골재의 외곽선 이미지를 처리하여 각각의 골재를 라벨링한다. 이 라벨링 된 골재를 통해 각각의 골재를 외접하는 가장 작은 외접원을 찾아 이를 바탕으로 입형률을 구하는 방식으로 하였다. 공식은 골재의 면적은 S_n 으로, 외접원의 반지름은 r_n 으로 Equation (2)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\sum_{n=1}^N \frac{S_n}{\pi r_n^2} \quad (2)$$

3. 구현 결과

3.1 기존의 알려진 필터 처리

1) Image Pre-Processing

이미지의 Segmentation의 결과를 좋게 하기 위해 이미지 전처리를 수행하였다. Fig. 1은 원본 이미지이고 Fig. 2는 원본 이미지를 3*3 Median Filter 처리한 이미지이다.

Fig. 3는 원본 이미지에 Bilateral Filter를 처리한 것으로 SigmaColor = 75, SigmaSpace = 75를 적용하였다. Fig. 4는 Bit-Plane Slicing을 처리한 것으로 원본 이미지의 상위 2비트만 남긴 이미지이다

2) Canny Filter Processing

앞에서 전처리된 이미지를 Canny Filter[12]를 통해 다시 처리하였다. Fig. 5는 원본 이미지에 Canny Filter를 처리한 것이고 Fig. 6는 Fig. 2의 이미지에 Canny Filter를 처리한 것이다. Fig. 7은 Fig. 3의 Bilateral Filter 처리한 이미지에 Canny Filter를 처리하였다. Fig. 8은 Fig. 4의 Bit-Plane Slicing된 이미지에 Canny Filter를 처리하였다.

외곽선을 잘 추출해 낸 것을 볼 수 있다 하지만 폐곡선이 없어 Segmentation에는 부적합하여 보인다.



Fig. 1. Original Image



Fig. 2. 3*3 Median Filter Processing

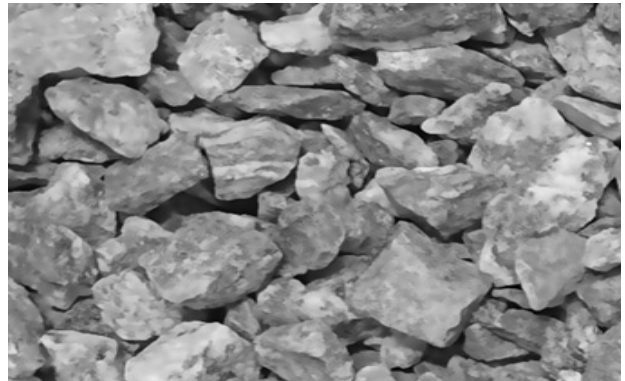


Fig. 3. Bilateral Filter Processing

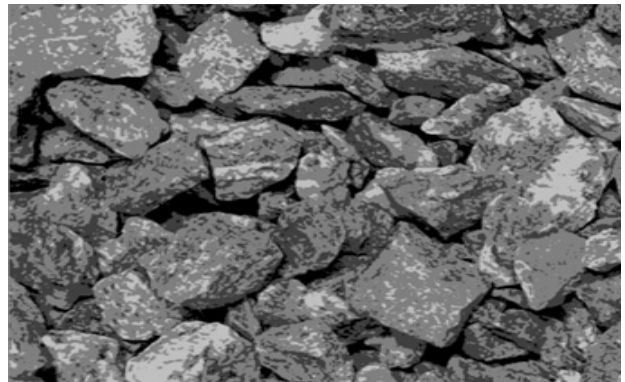


Fig. 4. Bit-Plane Slicing Leftmost-2Bit

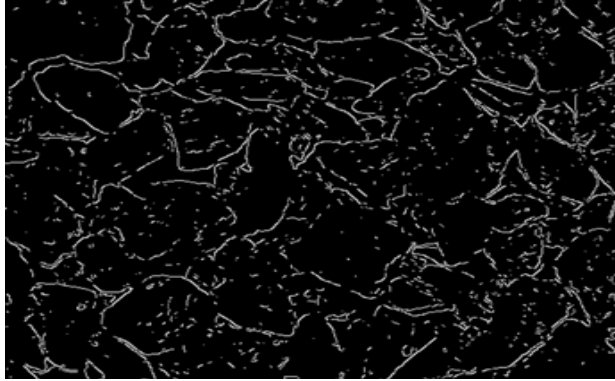


Fig. 5. Original Image Canny Filtered

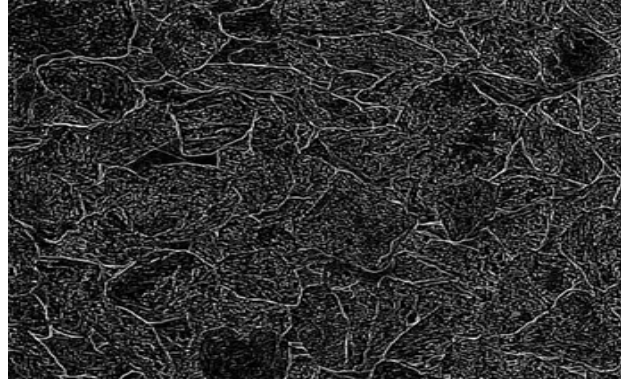


Fig. 9. Original Image Laplacian Filtered

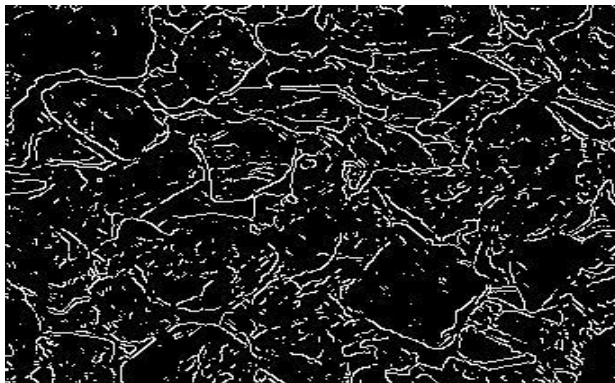


Fig. 6. 3*3 Median Filtered & Canny Filtered

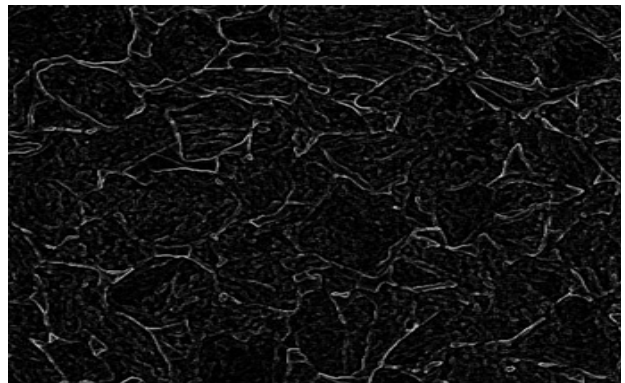


Fig. 10. 3*3 Median Filtered & Laplacian Filtered

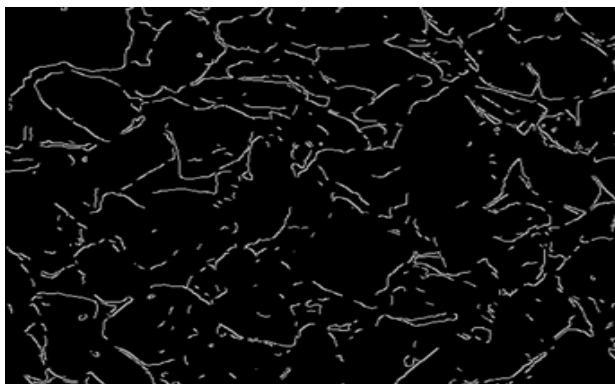


Fig. 7. Bilateral Filtered & Canny Filtered

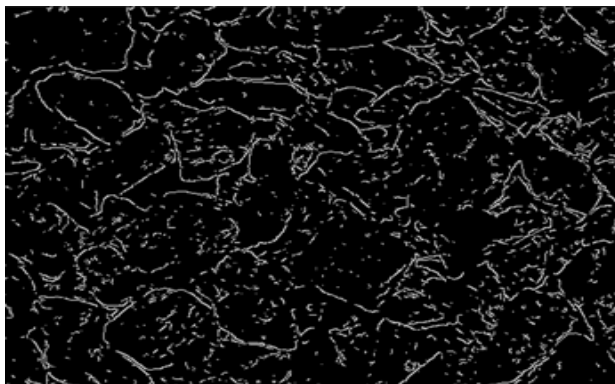


Fig. 8. Bit-Slice Leftmost-2Bit & Canny Filtered

3) Laplacian Filter

2차 미분을 통해 영상에서 엣지를 찾는 Laplacian Filter를 사용하였다. Fig. 9는 원본 이미지에 Laplacian Filter를 적용하였다. Fig. 10은 Fig. 2의 이미지에 Laplacian Filter를 적용하였다. Fig. 11은 Fig. 3의 이미지에 Laplacian Filter를 적용하였다. Fig. 12는 $\alpha = 2$, Mean = 3의 Alpha Mean Trimmed Filter를 처리한 후 LoG(Laplacian of Gaussian Filter)를 처리한 이미지이다.

잡음은 많이 없어지는 경향을 보였지만 외곽선 또한 많이 사라지는 경향이 있었다. 또한 돌에 무늬가 너무 많아 적합하지 않은 필터로 생각된다.

4) Prewitt Filter

1차 미분 연산자로 가로 세로 방향으로 미분을 하여 이미지를 합하는 방식으로 영상처리를 하였다. Fig. 13은 원본 이미지를 Prewitt Filter[12]처리를 하였다. Fig. 14은 5*5 Median Filter 처리 후에 Prewitt Filter를 처리한 이미지이다. Fig. 15은 Fig. 3의 영상에 Prewitt Filter를 처리하였다. Fig. 16은 $\alpha = 2$, Mean = 3의 Alpha Mean Trimmed Filter를 처리한 후 Prewitt Filter를 처리한 이미지이다.

Prewitt Filter는 영상처리 후의 결과가 폐곡선이 없고 돌의 무늬에 따른 잡음이 많이 남아있는 것을 볼 수 있다. 따라서 적합하지 않은 필터로 생각된다.

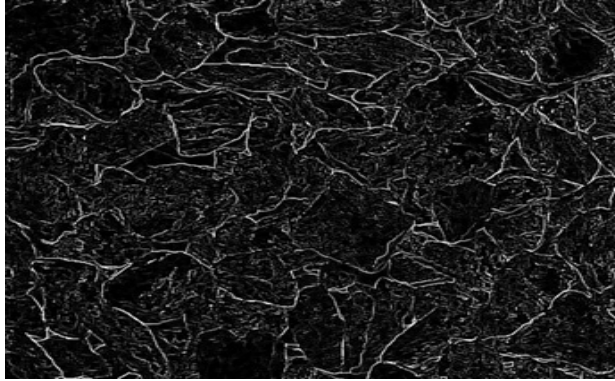


Fig. 11. Bilateral Filtered & Laplacian Filtered

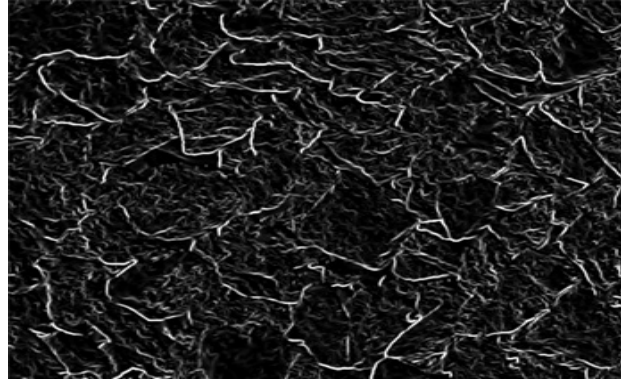


Fig. 15. Bilateral Filtered & Prewitt Filtered

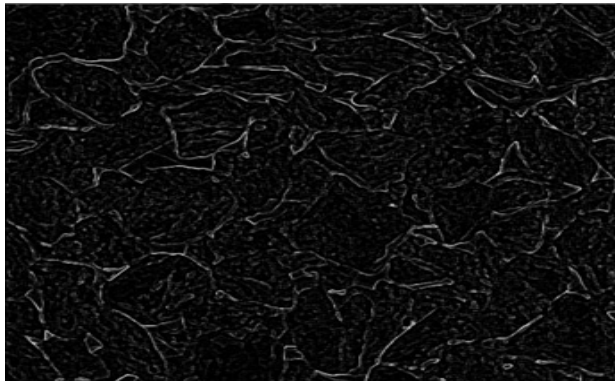


Fig. 12. Alpha Mean Trimmed Filtered & LoG

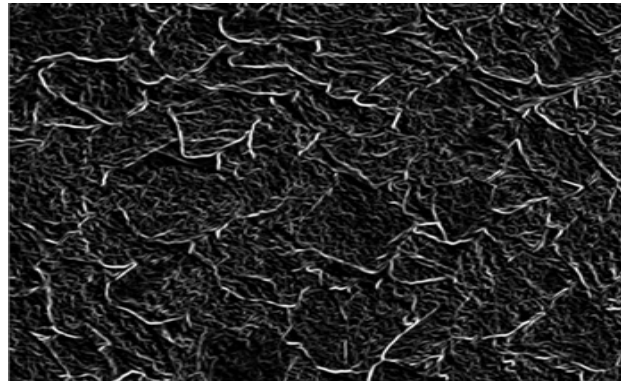


Fig. 16. Alpha Mean Trimmed Filtered & Prewitt

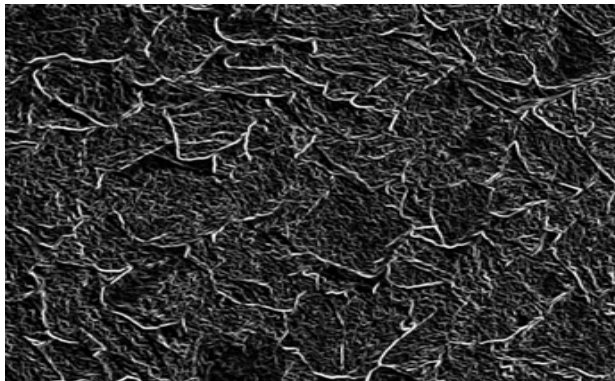


Fig. 13. Original Image Prewitt Filtered

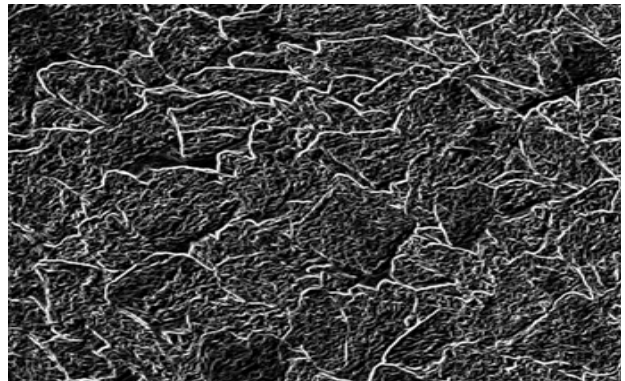


Fig. 17. Original Image Sobel Filtered

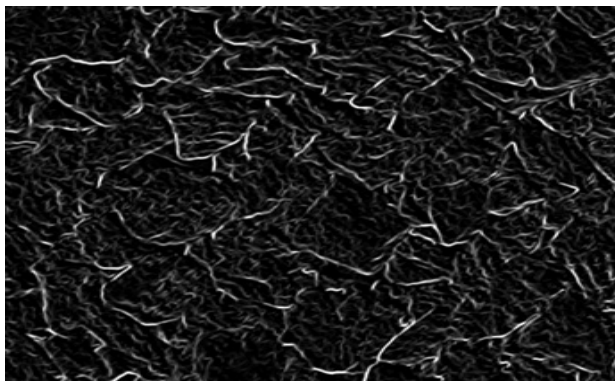


Fig. 14. 5*5 Median Filtered & Prewitt Filtered

5) Sobel Filter

1차 미분 연산자로 엣지를 찾기 위한 기본 필터이다. 가로와 세로 방향을 미분한 이미지를 합하여 처리를 하였다.

Fig. 17은 원본 이미지를 Sobel Filter 처리한 것이고 Fig. 18은 Fig. 3의 이미지를 3*3 Gaussian Filter처리 후에 Sobel Filter[13] 처리한 것이다.

6) HED Filter

다양한 이미지를 Segmentation한 결과와 1대 1로 딥러닝 학습한 Filter로 Fig. 19에 보이는 것과 같이 폐곡선이 보

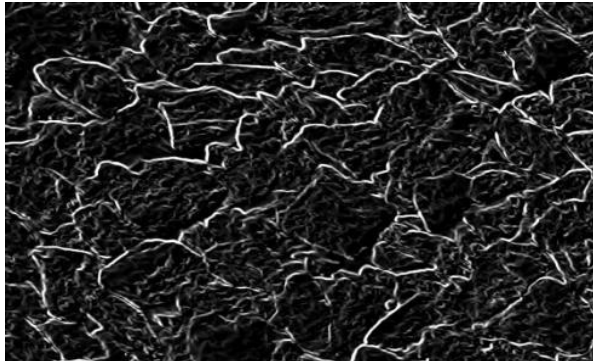


Fig. 18. Bilateral Filtered & Gaussian & Sobel Filtered

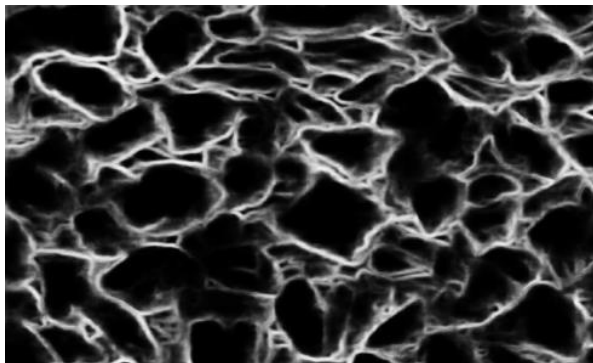


Fig. 19. HED Filtered Image

이고 선이 뚜렷하지 않고 희미하여 Threshold를 통해 다시 한 번 영상에 맞는 이미지로 처리를 할 수 있다. 이는 또한 ScaleFactor, Mean의 파라미터를 이용해 처리하여 폐곡선을 임의로 최대한 만들어 낼 수 있으므로 유용할 것으로 보여 본 논문에서 사용되었다.

Sobel Filter 또한 영상의 잡음이 많이 남아 있고 폐곡선이 없어서 Segmentation하는 데에 좋지 않다고 생각된다.

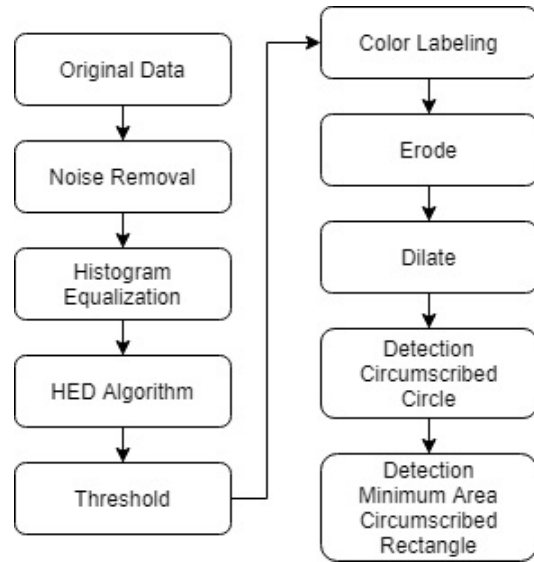


Fig. 20. Algorithm Flowchart

3.2 전체 과정


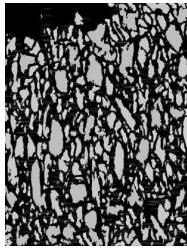
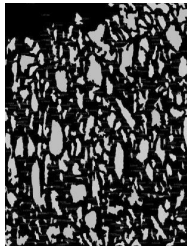
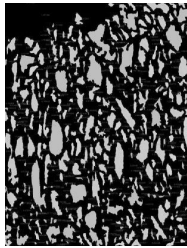
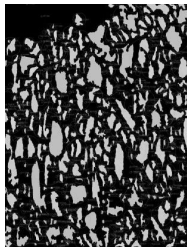
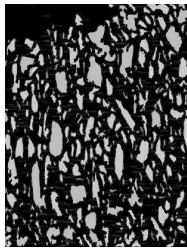
영상 전처리를 하고 HED필터를 적용 하여 각각의 돌의 외곽선을 추출하였다. HED필터처리된 영상에서 Otsu's Threshold의 방법으로 Threshold값을 구한 뒤 이를 통해 Threshold하여 각각의 돌을 Segmentation하였다. 이후에 각각의 돌을 라벨링하였다. 혹시 외곽선이 붙어서 Segmentation된 돌들을 떼어내기 위해 영상에 Erode를 하였고 다시 돌의 크기를 원상복귀하기 위해 Dilate를 하였다. 후에 각각의 라벨링 된 돌들의 외접원, 외접사각형을 검출하여 이를 바탕으로 조립률, 입형률을 구하였다. Fig. 20은 전체적인 알고리즘 순서도이다.

Table 1은 이에 따른 파라미터 값과 영상처리에 따른 결과 이미지를 보여주고 있다.

Table 1. Algorithm Process

Process		Result	
1.Original Data Exposure : 175ms		2.Noise Removal Brightness Component Filter Strength Variable h = 5 Color Element Filter Strength variable hColor = 5 templateWindowSize = 7 searchWindowSize = 11	
3.Histogram Equalization		4.HED Algorithm Parameter : ScaleFactor : 0.2 Mean : 180	

Table 1. (Continued)

Process		Result	
5.Threshold (Otsu's Threshold - 10)		6.Color Labeling Contour Color Labeling Contour Area	
7.Erode 7*7 Cross Filter		8.Dilate (diameter > 62.3) 5*5 Ellipse Filter X 2 3*3 Ellipse Filter X 1 (diameter <= 62.3) 3*3 Ellipse Filter X 1	
9.Detection Circumscribed Circle (R : 2.5~100mm)		10.Detection Minimum Area Circumscribed rectangle	

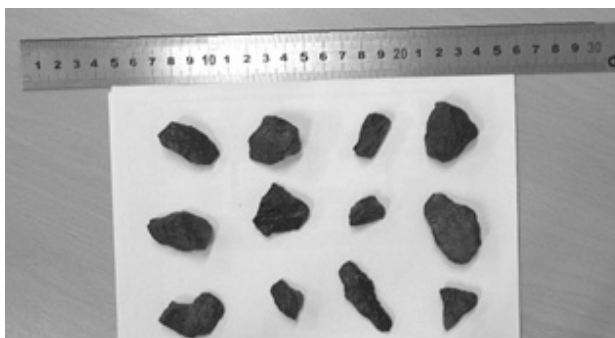


Fig. 21. Sample Aggregate

3.3 골재 길이 측정 검증

Fig. 21은 골재의 실제 길이를 영상의 픽셀 길이를 가지고 계산할 때 실제와 얼마나 일치하는지를 검증하기 위해 찍은 사진이다.

실제 골재를 촬영하는 카메라를 가지고 컨베이어 벨트에 놓인 골재와 카메라의 거리인 45cm에서 사진을 촬영하여 실제와 비슷하게 환경을 조성하여 자의 길이 300mm가 대각선으로 1620.81픽셀에 해당한다는 것을 기반으로 실제 1mm가 5.4027픽셀과 비슷하다는 것을 Fig. 21을 통해 계산하였다.

Table 2는 Fig. 21의 사진을 분석한 것으로 돌의 실제 길이와 비교하여 검증한 도표이다. 골재의 최대길이를 바탕으로 Contour 외접원 측정 알고리즘의 정확도를 측정하였다. Table 2

의 오른쪽 Result Image는 왼쪽의 Sample Image를 Otsu's Threshold를 통해 얻어진 Threshold값을 통해 이진화하였고 이를 외접원 측정 알고리즘을 통해 얻은 원의 반지름(Radius)을 2배하여 얻은 돌의 제일 긴 선분의 픽셀길이를 이전에 계산한 5.4027으로 나누어 골재의 긴 변의 길이(Calculated Diameter)를 구하였다. 최종적으로 Calculated Diameter와 Real Length와 비교를 하니 최대 ±6%의 오차가 났다.

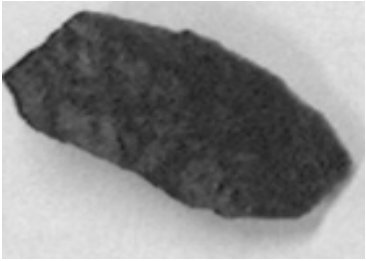


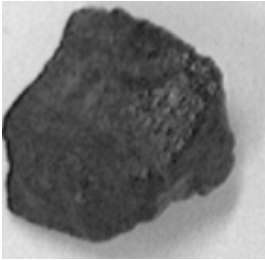

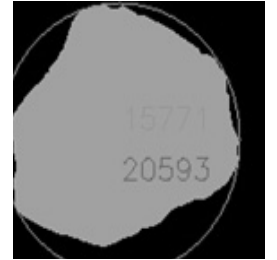
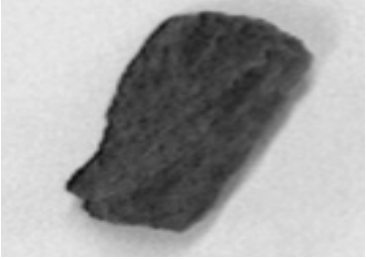


3.4 골재입도

KS F2502 규격에 따라 40mm, 20mm, 10mm, 5mm, 2.5mm로 구분하여 골재를 구분하였고 Fig. 22에 각 그림을 #1~#10의 영상에 대한 골재입도를 표로 나타내었다. 각 그림을 #1~#10으로 표현하였고 검은색의 숫자는 외접원을 통해 얻은 골재의 긴 변을 기준으로 측정된 값으로 골재의 무게 비율은 왼쪽에 있는 숫자이고 괄호 안에 있는 숫자는 골재의 개수이다. 빨간색의 숫자는 외접 사각형 알고리즘[14]을 통해 얻은 골재의 짧은 변을 기준으로 측정된 자료이다. 또한 소괄호 안에 있는 숫자는 해당하는 길이의 개수를 나타내었다. 실제 현장에서 이 보고서를 바탕으로 현재 콘크리트 생산에 사용되는 골재의 품질이 KS규격에 맞는지, 또한 각 골재가 얼마나 있는지 등을 파악할 수 있다.

3.5 조립률

Fig. 23의 검증용 UI를 따로 만들어서 검사하였다. 골재

Table 2. Verification Circumscribed circle Algorithm Aggregate Length

	Sample	Actual Length	Result Image
1			
	Real Length : 33.09mm Radius : 93.313 Pixels Calculated Diameter : 34.54mm		Aggregate Pixels Amount : 13631 Circle's Pixels Amount : 27145 Calculated Shape Rate : 49.86%
2			
	Real Length : 30.74mm Radius : 81.077 Pixels Calculated Diameter : 31.86mm		Aggregate Pixels Amount : 15771 Circle's Pixels Amount : 20593 Calculated Shape Rate : 76.41%
3			
	Real Length : 24.91mm Radius : 69.949 Pixels Calculated Diameter : 25.89mm		Aggregate Pixels Amount : 9164 Circle's Pixels Amount : 14949 Calculated Shape Rate : 59.65%

체가름 시험기에 직접 골재를 넣어 분석한 결과와 우리의 프로그램으로 검사한 결과를 비교함으로써 정확도를 비교하였다. 당일 콘크리트 재료로 쓰이는 골재의 품질은 거의 일정하여 굳이 골재입도 시험기에 넣은 골재의 시각과 달라도 골재가 생산된 곳이 같으므로 비슷한 결과가 나오는 점을 이용해 검사하였다.

3.6 입형률

실제 골재를 사용하여 입형률을 계산하기에는 어려움이 따르므로 Table 3의 도형을 사용하여 입형률을 검증하였다. 영상 Segmentation 과정에는 골재이미지와 도형이미지의 조명, 주변 영역 이미지 등이 다르므로 도형 이미지에서는 일반적인 Threshold 방법을 사용하여 각각의 도형들을 Segmentation 한 뒤 이에 대한 입형률을 계산하였고 실제 도형의 입형률과 비

교하였을 때 ±4.5% 이내의 정확도를 보였다. 이에 대한 내용은 Fig. 6에 나와 있다.

첫 번째로 정사각형의 가로와 세로는 3.55cm로 지정하였고 이를 기반으로 계산한 외접원의 넓이는 12.60cm²이고 가로와 세로를 통해 계산한 반지름은 2.51cm로 이를 통해 외접원의 넓이를 계산하면 19.78cm²이다. 이를 기반으로 외접원의 넓이 대비 정사각형의 넓이의 비율을 통해 입형률을 계산하였다.

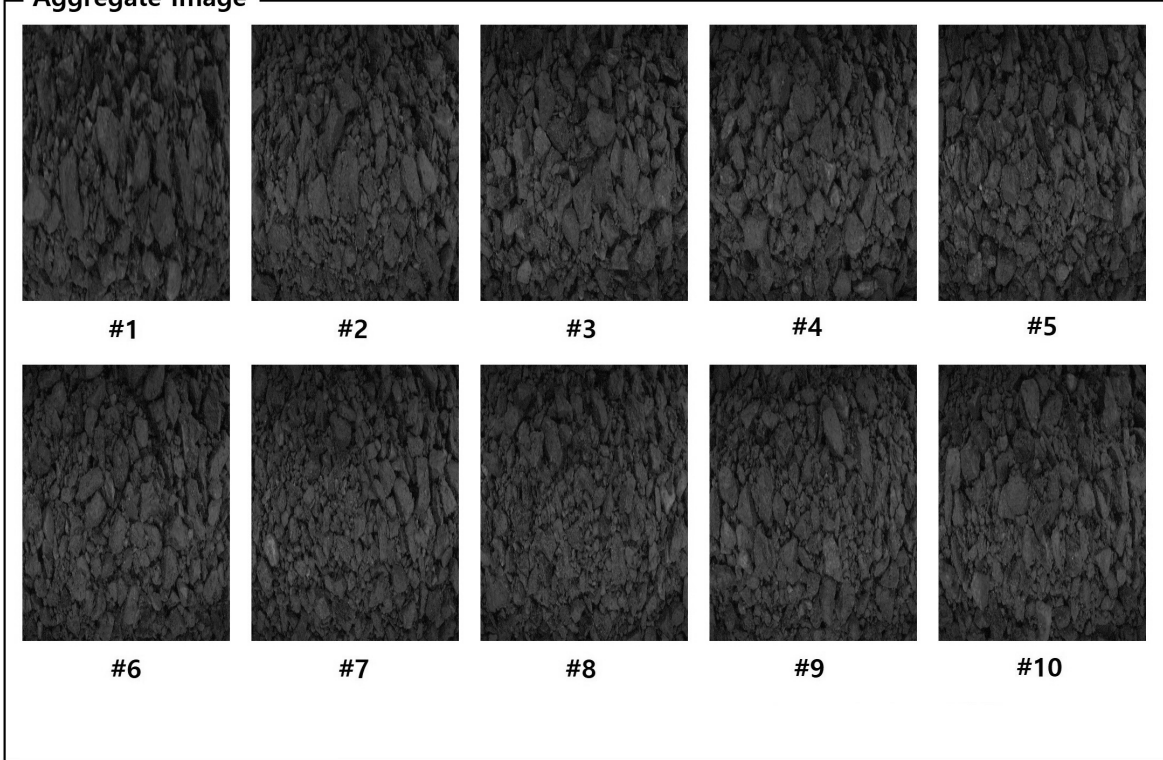
두 번째로 정삼각형은 한 변의 길이가 3.55cm이어서 이를 통해 정삼각형의 높이를 계산하면 3.07cm가 된다. 또한 삼각형의 높이의 2/3지점이 반지름이므로 외접원의 반지름은 2.05cm가 된다. 계산한 삼각형의 넓이는 5.45cm²이고 외접원의 넓이는 13.20cm²이 된다.

세 번째로 정육각형의 한 변의 길이는 1.78cm이고 정육각형은 6개의 삼각형으로 생각할 수 있으므로 각 삼각형의

Analysis Result of Fineness Modulus & Aggregate Shape Rate

Date : 2020.12.12 13:16:32

Aggregate Image



Fineness Modulus : less than 13mm (52.6 %) less than 5mm (12.1 %)
 Number of Aggregates : 3428 ea Shape Rate : 31.73 % Fineness Modulus : 7.850 / 6.883

	Sum Of The Area Of Each Aggregate (The Number of Aggregates)									
Size	#1	#2	#3	#4	#5	#6	#7	#8	#9	#10
more than 40mm	2.7(14) 12.4(159)	2.1(19) 11.2(171)	1.9(21) 9.9(168)	1.8(17) 9.3(152)	1.7(23) 9.1(153)	1.9(19) 9.4(170)	2.0(14) 12.0(175)	2.4(21) 12.0(181)	2.2(14) 9.8(151)	2.0(26) 7.7(135)
less than 40mm	8.9(69) 21.1(88)	9.4(65) 22.2(103)	6.8(68) 18.6(104)	6.8(86) 18.6(94)	7.0(87) 25.0(128)	7.8(70) 20.3(106)	9.3(94) 27.1(135)	9.2(82) 24.3(108)	7.0(89) 23.0(108)	7.1(72) 21.6(114)
less than 20mm	25.2(145) 38.4(49)	23.5(150) 41.1(53)	20.9(144) 31.4(53)	18.2(127) 35.2(63)	21.3(144) 41.0(65)	19.6(136) 42.5(59)	21.3(140) 40.3(54)	19.3(129) 44.4(67)	21.3(133) 41.3(60)	18.8(124) 38.4(59)
less than 10mm	43.2(162) 28.1(11)	36.2(191) 25.6(12)	36.8(156) 23.9(15)	47.0(160) 36.9(21)	40.8(163) 25.0(14)	41.8(178) 27.8(15)	47.2(188) 20.7(10)	44.0(186) 19.3(10)	46.6(149) 25.9(13)	34.3(155) 27.7(17)
less than 5mm	20.0(160) 0.0(0)	28.8(151) 0.0(0)	33.7(137) 16.1(4)	26.1(141) 0.0(0)	29.1(148) 0.0(0)	28.9(132) 0.0(0)	20.3(164) 0.0(0)	25.1(175) 0.0(0)	23.0(150) 0.0(0)	37.8(153) 4.7(1)
Total Number of Aggregates	550	576	526	531	565	535	600	593	535	530

Fig. 22. Aggregate Quality Result

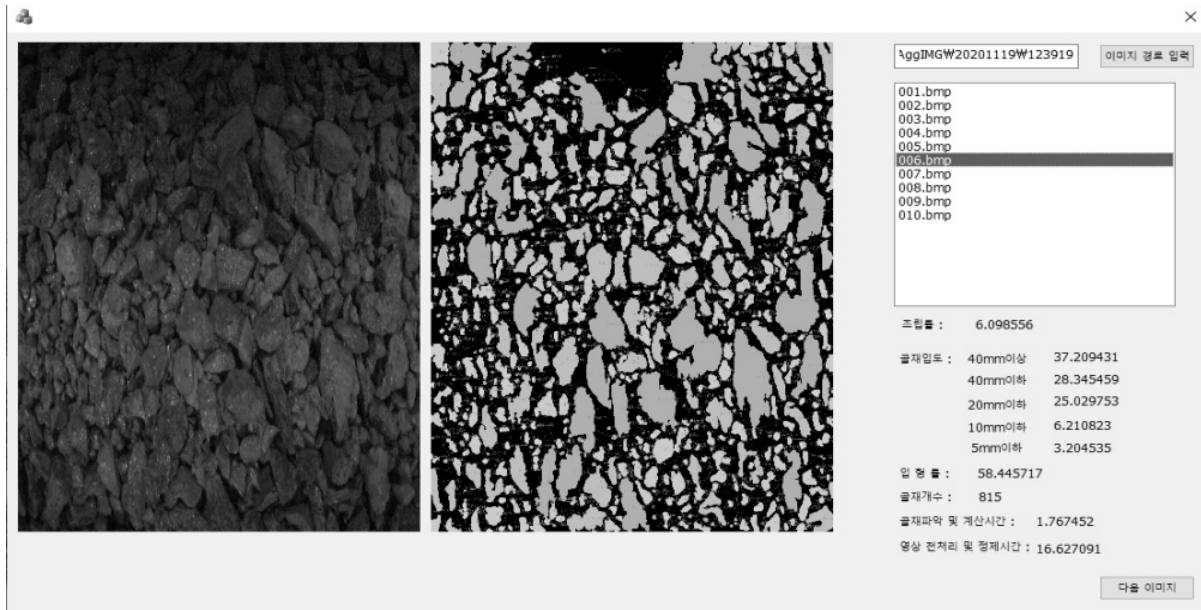


Fig. 23. Verification UI

넓이를 구한 뒤 6을 곱해주면 된다. 또한 한 변의 길이와 원의 반지름의 길이가 같으므로 외접원의 넓이를 구할 수 있다.

네 번째로 사다리꼴은 가로와 세로의 길이를 통해 밑변의 길이와 윗변의 길이를 구할 수 있고 사다리꼴의 높이는 반지름의 절반이므로 이를 계산하여 사다리꼴의 넓이와 원의 넓이를 계산할 수 있다.

4. 측정 결과 분석 및 결론

4.1 측정 결과 분석

본 논문에서 제안한 품질관리 기법은 콘크리트의 품질에 영향을 미치는 골재의 영상처리 및 딥러닝 필터를 사용하여 진행되었다. 골재입도는 실제 골재 체가름 시험기를 이용해 검사한 것과 비교하였을 때 90% 이내의 정확도를 보였다. 실제 골재입도와 차이가 나는 이유는 역시 Segmentation의 과정에서 수분의 영향, 골재의 패턴이 일정하지 않거나 2D 이미지의 사용 등으로 골재의 Segmentation이 쉽지 않은 이유가 있고 실제 Segmentation이 잘 된다고 하더라도 3D 데이터와의 차이가 발생하여 이러한 오차가 발생한 것으로 보인다.

최소한 각각의 골재를 Segmentation하는 것을 사람의 눈과 그동안의 경험을 통한 인지체계로 돌의 모양이 이상하지 않게 Segmentation한다면 골재입도, 조립률, 입형률 등의 골재의 품질지표들의 정확도를 더욱 높일 수 있을 것으로 기대된다.

4.2 결론

실제 산업현장에서 쓰이는 자재 중 정규화 되지 않은 자재를 영상처리 및 딥러닝을 통해 빠르게 처리할 수 있다. 자재의 품질을 대략 10m/s의 컨베이어의 속도에서도 파악할 수 있게 되었다. 하지만 돌들이 겹쳐져 있어 정확한 Segmentation이 힘들

었다. 이를 넓게 퍼진 컨베이어 벨트 등을 사용하여 돌들이 겹치지 않게 한다면 더욱 정확한 품질관리를 할 것으로 생각된다.

이전까지의 산업에서는 스마트팩토리의 기초단계인 모니터링 정도만 달성했다고 하면 본 논문의 딥러닝 기반 영상처리를 이용한 골재 품질 검사를 통해 얻은 정보로 중간수준1의 설비데이터를 자동으로 집계할 수 있게 되었고 실시간의 사결정을 내려 골재의 품질을 향상시킬 수 있게 되었다. 또한 골재 품질 검사를 통해 얻은 정보로 중간수준2의 실시간 공장 제어를 하여 골재의 품질을 향상시킬 수도 있을 것이다.

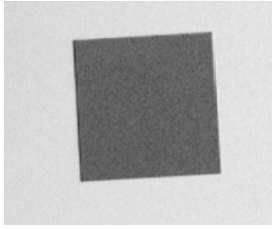
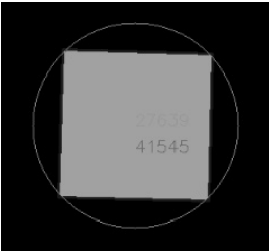
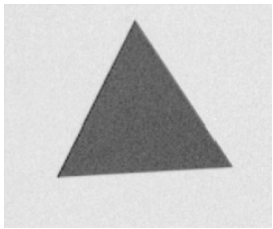
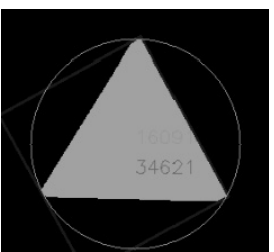
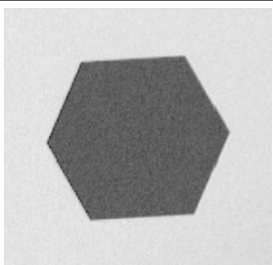
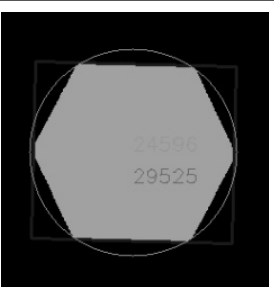
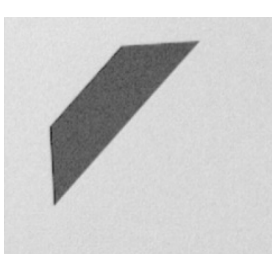
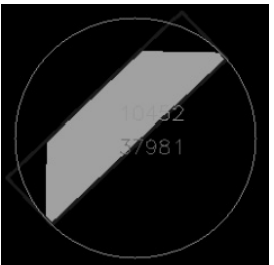
5. 추후 연구 방향

5.1 추후 연구 방향

실제 골재를 하나하나 분리하는 것에서 알고리즘의 한계를 보였다. 이는 골재에 물이 묻어있고 골재가 겹쳐있어서 사람이 직접 눈으로 분리하기도 쉽지 않은 환경이었다. 이는 골재에 묻어있는 물을 제거하면 더 좋은 성능이 나올 것이다. 또한 더 정확한 Segmentation을 위해 세포 분할에 쓰인 딥러닝 알고리즘인 U-Net[15]을 직접 학습시키면 더 좋은 성능이 나올 것으로 판단된다.

실제 조립률과 비교해본 결과 90%까지의 성능을 얻을 수 있었다. 골재 입도와 조립률은 실제 체에 걸러서 측정하므로 3차원 골재의 가장 짧은 변과 중간 변을 기준으로 측정된다. 그리고 본 논문의 골재를 카메라로 촬영하여 영상을 분석하는 방법으로는 골재의 중간 변과 가장 긴 변만을 촬영할 가능성이 크다. 따라서 실제 골재의 조립률과의 차이가 여기서 벌어졌을 가능성이 있다. 이 부분은 실제 골재의 조립률과 영상을 통해 분석한 조립률의 비율을 계산하여 이 비율을 보정 값으로 곱해주면 더욱 정확한 값을 얻을 수 있을 것이다.

Table 3. Aggregate Shape Rate Algorithm Test

	Sample	Result Image	Compare Shape Rate
1	 <p>Square</p>		<p>Width, Height : 3.55cm Calculate diagonal line Radius : $(3.55 / 2) * \sqrt{2} = 2.51\text{cm}$ Area of Circle : $\pi * r^2 = 19.78\text{cm}^2$ Area of Square : 12.60cm^2</p> <p>Calculated Shape Rate : 63.70% Algorithm Shape Rate : 66.34%</p>
2	 <p>Triangle</p>		<p>Length of one side : 3.55cm Triangle Height : $3.55 * \sqrt{3} / 2 = 3.07\text{cm}$ Radius : $3.55 * \sqrt{3} / 2 * 2/3 = 2.05\text{cm}$ Area of Circle : 13.20cm^2 Area of Triangle : $3.07 * 3.55 / 2 = 5.45\text{cm}^2$</p> <p>Calculated Shape Rate : 41.29% Algorithm Shape Rate : 45.64%</p>
3	 <p>Hexagon</p>		<p>It can be seen as six triangle Length of one side = Radius : 1.78cm Area of Circle : 9.95cm^2 Area of one Triangle : $1.78^2 * \sqrt{3} / 4 = 1.37\text{cm}^2$ Area of Hexagon : $6 * 1.37 = 8.22\text{cm}^2$</p> <p>Calculated Shape Rate : 82.61% Algorithm Shape Rate : 82.95%</p>
4			<p>It can be seen as Trapezoid rectangle Width : 3.55cm Bottom Length (Base) : $3.55 * \sqrt{2} = 5.02\text{cm}$ Upper Side Length : $5.02 / 2 = 2.51\text{cm}$ Height : $5.02 / 4 = 1.26\text{cm}$ Area of circle : 19.78cm^2 Area of rectangle : $(5.02 + 2.51) * 1.26 / 2 = 4.74\text{cm}^2$</p> <p>Calculated Shape Rate : 23.96% Algorithm Shape Rate : 27.40%</p>

또한 실제 입형률은 골재를 3차원에서 보아 골재를 외접하는 구체에서 골재의 부피의 비를 계산하는 것이지만 본 논문의 골재를 카메라로 촬영하여 얻은 영상을 기준으로 입형률을 분석하는 방법으로는 2차원의 외접원을 기준으로 입형률을 계산하는 것이므로 실제 입형률보다 더 크게 나올 가능성이 있다. 이 부분은 실제 골재의 입형률을 계산하고 알고리즘에서 얻은 입형률을 비교하여 이 비율을 보정 값으로 곱하면 더욱 정확한 값을 얻을 수 있을 것이다.

References

[1] K. Yu and W. Cho, "Analysis of size distribution of riverbed gravel through digital image processing", *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol.52, No.7, pp.493-503, 2019.

[2] Y. Kuroda, S. Fukuoka, T. Yamamoto, K. Yoshida, and T. Iuchi, "Formation mechanism of gravel bed rivers and its characteristics of grain size distribution," *Advances in River Engineering*, Vol.11, pp.363-368, 2005. (in Japanese)

[3] M. Uchio, H. Nakagawa, T. Sawada, K. Yokoyama, M. Uesugi, and Y. Fukuda, "Development of a measuring system for particle size distribution in gravel-bed rivers by using an image processing technique," *Journal of the Japan Society of Erosion Control Engineering*, Vol.58, No.2, pp.26-31, 2005. (in Japanese)

[4] K. Ohashi, S. Yasuda, and I. Ihara, "Investigation of riverbed material using image processing," *Proceeding of Annual Symposium 2010 of Japan Society of Erosion Control Engineering*, pp.286-287, 2010. (in Japanese)

[5] Y. R. Kim, J. H. Lee, and J. H. Park, "The quality status of aggregate for domestic ready-mixed concrete and the effect of aggregate quality in concrete", *Journal of the Korea Institute of Building Construction*, Vol.14, No.1, pp.11-20, 2014.

[6] Integrated National Standard Certification Information System [Internet], <https://standard.go.kr/KSCI/portalindex.do>

[7] B. S. Cho, C. G. Han, and M. H. Kim, "An experimental study on the effect of aggregate shape influencing to the concrete properties", *Architectural Institute of Korea, Collection of Papers for Academic Presentations*, Vol.8, No.2, pp.735-738, 1988.

[8] S. Xie and Z. Tu, "Holistically-nested edge detection", *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, pp.1395-1403, 2015.

[9] K. Simonyan and A. Zisserman, "Very deep convolutional networks for large-scale image recognition", *ArXiv Preprint ArXiv*, 2014.

[10] N. Silberman, D. Hoiem, P. Kohli, and R. Fergus. "Indoor segmentation and support inference from rgb-d images", (ECCV) *European Conference on Computer Vision*, Springer, Berlin, Heidelberg, pp.746-760, 2012.

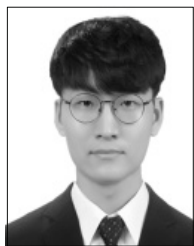
[11] J. Canny, "A computational approach to edge detection," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Issue 6, pp.679-698, 1986.

[12] J. M. Prewitt, "Object enhancement and extraction," *Picture processing and Psychopictorics*, pp.15-19, 1970.

[13] J. Kittler, "On the accuracy of the sobel edge detector," *Image and Vision Computing*, Vol.1, No.1, pp.37-42, 1983.

[14] OpenCV Homepage [Internet], https://docs.opencv.org/3.4/dd/d49/tutorial_py_contour_features.html

[15] O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, "U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation," *International Conference on Medical Image Computing and Computer-assisted Interventio*, Springer, Cham, pp.234-241, 2015.



김 성 규

<https://orcid.org/0000-0001-9053-8039>
 e-mail : kkyu09@naver.com
 2020년 한국산업기술대학교 전자공학부 (학사)
 2022년 한국산업기술대학교 스마트팩토리융합학과(석사)

관심분야: 영상처리, 컴퓨터비전, 스마트공장



최 우 빈

<https://orcid.org/0000-0002-8962-5423>
 e-mail : lzak@naver.com
 2019년 한국산업기술대학교 컴퓨터공학부 (학사)
 2021년 한국산업기술대학교 컴퓨터공학과 (석사)

관심분야: 영상처리, 자동화 시스템, 머신비전



이 종 세

<https://orcid.org/0000-0001-7102-7137>
 e-mail : se7707@naver.com
 1989년 단국대학교 컴퓨터공학과(학사)
 1990년 원우아스콘 대리
 1997년~현 재 주식회사 산하 이사
 관심분야: 스마트팩토리



이 원 곡

<https://orcid.org/0000-0001-7546-6559>
 e-mail : wongok99@kpu.ac.kr
 2006년 한국산업기술대학교 컴퓨터공학부 (학사)
 2008년 한국산업기술대학교 컴퓨터공학과 (석사)

2012년 한국산업기술대학교 컴퓨터공학과(박사)
 2020년~현 재 한국공학대학교 인공지능기술사업화연구소 연구교수

관심분야: 스마트공장, 신호처리, 임베디드시스템, AI



최 근 오

<https://orcid.org/0000-0002-3866-940X>
 e-mail : choigeunoh@daum.net
 1998년 가천대학교 응용통계학과(학사)
 2000년 숭실대학교 산업정보시스템공학과 (석사)
 2014년~현 재 스마트제조혁신추진단 기술위원

관심분야: 스마트공장구축/산업인공지능



배 유 석

<https://orcid.org/0000-0003-4629-44801>
 e-mail : yxbae@kpu.ac.kr
 1993년 서울대학교 전기공학과(학사)
 1995년 서울대학교 전기공학과(공사)
 2000년 KAIST 전자공학과(박사)
 2003년~현 재 한국공학대학교 컴퓨터공학부 교수

관심분야: 인공지능, 스마트공장, 패턴인식, 신호처리