

# 병원균 검출용 PDA 색 전이 센서 분석을 위한 심층신경망 기술

전준현\*<sup>1</sup> · 장희수\*\*<sup>1</sup> · 신민경\*\*\* · 전태준<sup>††</sup> · 김선민<sup>†</sup>

## Deep Neural Network Technology for Analyzing PDA Colorimetric Transition Sensors in Pathogen Detection

Junhyeon Jeon<sup>\*1</sup>, Huisoo Jang<sup>\*\*1</sup>, Mingyeong Shin<sup>\*\*\*</sup>,  
Tae-Joon Jeon<sup>††</sup> and Sun Min Kim<sup>†</sup>

**Abstract** In this study, we propose a novel approach for rapid and accurate pathogen detection by integrating Polydiacetylene (PDA) hydrogel sensors with advanced deep learning algorithms and visualization techniques. PDA hydrogel sensors exhibit a color transition in the presence of pathogens, enabling straightforward and quick pathogen detection. We developed a reliable pathogen detection system that combines deep neural network algorithms with color quantification technology for image-based analysis. This image-based system retains the ease of pathogen detection offered by PDA sensors while deriving quantified color standards to overcome the limitations of human visual assessment, enhancing reliability. This advancement contributes to public health and the development and application of pathogen detection technology.

**Key Words** : Deep Learning(심층학습), Deep Neural Network Technology(심층신경망 기술), Chromatic sensor(비색형 센서), Polydiacetylene(폴리디아세틸렌), Pathogen Detection(병원균 검출)

<sup>†</sup> Department of Mechanical Engineering, Department of Biological Sciences and Bioengineering, Biohybrid Systems Research Center, Inha University, Professor  
E-mail: sunmk@inha.ac.kr

<sup>††</sup> Department of Biological Engineering, Department of Biological Sciences and Bioengineering, Biohybrid Systems Research Center, Inha University, Professor  
E-mail: tjjeon@inha.ac.kr

<sup>\*</sup> Department of Mechanical Engineering, Inha University, Graduate student

<sup>\*\*</sup> Industrial Science and Technology Research Institute, Inha University, Post-doc

<sup>\*\*\*</sup> Department of Food and Nutrition, Inha University, Undergraduate student

## 1. 서론

지구상의 대부분의 영역에는 미생물이 존재한다. 그럼에도 반드시 멸균상태로 유지되어야 하는 경우가 있다. 대표적인 예로는 인체 내에서는 혈액이 될 수 있으며, 인체 외에서는 수술실과 의약품 제조시설을 제시할 수 있다.

감염으로 인하여 체내 혈액에 침투한 병원균은 질병의 원인이 되며, 경우에 따라 감염자의 생명에 심각한 위협을 초래한다. 때문에 수술실이나 의약품 제조공간에 병원균 오염이 일어나면 보건상의 심각한 문제를 일으키거나 기업의 엄청난 경제적 손실을 야기한다. 따라서 이러한

공간에서는 미생물의 감염이나 오염의 여부를 확인할 수 있도록 모니터링 시스템이 갖추어져 있어야 한다.

최근까지도 감염이나 오염의 모니터링을 위해 병원균 검출기술이 끊임없이 개발되고 있다. 미생물 모니터링 기술은 전기화학적 방법이나 광학적 방법 등을 활용하여 미생물의 증식을 간접적으로 확인하는 배양 기반의 방법(Culture based method)(1,2)과 목적 미생물이 가지는 특정 유전자를 증폭하여 확인하는 분자생물학적 기술을 기반으로 하는 유전학기술 기반의 방법(Genetic technology based method)<sup>(3-5)</sup>으로 구분할 수 있다. 또한, 나노기술(Nanotechnology)이 발전함에 따라 다양한 나노 물질의 이점을 활용하는 방법들도 제안되고 있다.<sup>(6,7)</sup>

PDA(Polydiacetylene)는 외부 자극에 의해 색이 변하는 특성이 있는 나노 물질로써, 미생물의 증식에 따라 색 변화를 일으키는 독특한 특성이 있음이 보고되었다.<sup>(8-11)</sup> 또한 이 PDA의 색 변화는 육안으로 쉽게 구분 가능하므로, 이를 활용한 배양 기반 비표지 미생물 모니터링 방법이 제안되고 있다. 최근에는 인공지능 기술(Artificial intelligence technology, AI)이 발전함에 따라 PDA 센서 기술에 AI가 적용되는 사례들이 보고되고 있다.<sup>(12)</sup> 이에 따라 인공지능 기술이 접목된 PDA 센서 기술을 활용하면 미생물 모니터링 기술이 한 단계 더 진보할 것으로 기대된다.

본 연구는 인공지능 기술이 접목된 PDA 기반의 비표지 미생물 모니터링 기술을 제안한다. 먼저 본 연구팀은 PDA가 고정된 Bead 형태의 hydrogel을 만든 뒤, 동결건조를 통해 수분을 모두 제거하여 건조된 Bead 형태의 센서를 만들었다. 건조된 PDA-hydrogel bead에 미생물이 오염된 수용액을 가해주었을 때, 최소 10 CFU/mL 농도까지 PDA 센서에서 색변화가 나타남을 확인하였다. 여기에 PDA 색 변화를 인식하고 분석하는 과정에서 심층학습(Deep Learning) 알고리즘을 적용하여 색 변화의 미묘한 차이를 정량화하고, 미생물의 존재를 나타내는 객관적인 기준을 산출했다.

본 연구에서 제안하는 인공지능이 접목된

PDA 색변화 센서는 인간의 시각적 한계를 극복할 수 있는 장점을 제공한다. 또한, 수용액상에 미생물의 감염이나 오염을 검사하는 다양한 시스템에 적용될 수 있으며, 정확하고 신속한 모니터링이 가능할 것으로 기대한다.

## 2. 재료 및 방법

### 2.1 시약

본 연구에서 사용된 Luria-Bertani(LB) Broth (Lennox), LB Broth with agar (Lennox), 10,12-pentacosadiynoic acid (PCDA, HPLC grade,  $\geq 97\%$ ), Sodium alginate, Calcium chloride (anhydrous, granular,  $\leq 7.0$  mm,  $\geq 93.0\%$ )는 Sigma-Aldrich에서 구매했다. Ethanol(99.9%) Absolute는 OCI Company에서 구매했다. Deionized Water(DW)는 MILLIPORE사의 Direct-Q3 with Pump로 제조했다. 병원균은 Escherichia coli(ATCC 25922)를 사용했다.

### 2.2 PDA 하이드로겔 센서 제작 방법

PDA 하이드로겔 센서는 이전 연구를 참고하여 PDA 구조체 준비와 하이드로겔 비드 제작의 두 가지 단계로 제작했다.<sup>(9)</sup> 먼저, 3mM의 PDA solution은 Ethanol dissolving 방법을 통해 제작했다. PCDA 11.238mg을 10mL 바이알에 계량하고 750 $\mu$ L의 Ethanol에 분산시켰다. 다음으로 분산액을 magnetic bar로 교반하면서 DI water 10mL를 전동피펫을 사용하여 채워주었다. 30분간 교반 후, 80°C로 맞춘 Water bath에 옮겨서 90분간 물 증탕해 주었다. 다음으로, 10mL syringe (KOVAX-SYRINGE 10mL, 한국백신)와 0.45 $\mu$ m syringe filter (Minisart Syringe Filter(Hydrophilic, 25mm), sartorius)로 물증탕 한 용액을 거른 후 4°C에서 12시간 이상 안정화 해주면서 PDA solution을 만들었다.

다음으로 준비된 PDA solution을 사용하여 PDA hydrogel bead를 다음과 같은 방법으로 제작했다. 먼저 PDA solution과 9%(w/v) alginate solution, 그리고 LB broth를 각 1:1:1 (v/v) 씩 혼

합한 혼합액을 만들었다. 이 혼합액을 바늘이 장착된 10mL syringe에 채운 뒤 Syringe pump (Fusion 4000 X, CHEMYX)를 이용하여 5mL/min의 유량으로 1%(w/v) CaCl<sub>2</sub> solution에 droplet 형태로 떨어뜨렸다. Droplet 형태의 혼합액은 CaCl<sub>2</sub> solution에서 5분간 반응시켜 젤화되었고, 이 젤화된 Bead를 채망으로 걸러 DW로 1분간 세척 해주었다. 그 다음 DW가 담긴 Petri dish(10060, SPL Life Sciences)에 옮겨 담고 UV(254nm)를 5분간 조사하여 파란색의 Bead를 만들었다. 이 Bead를 다시 채망으로 거른 뒤 물기를 페이퍼 티슈로 제거하여 새로운 Petri dish(10060, SPL Life Sciences)에 담아 동결건조 장치를 이용해 동결건조(-10°C, 12h)하였다. 건조된 Bead는 바이알에 담아 냉장보관하였다(4°C).

### 2.3 병원균 검출 실험 방법

먼저 보관된 PDA 하이드로겔 센서를 96-Well plate(Cell Culture Plate, SPL Life Sciences)에 1 Well 당 1개씩, 3행, 7열로 배치하여 총 21개를 옮겨 담았다. 그리고 배양된 병원균을 멸균수로 희석하여, 10 CFU/mL부터 105 CFU/mL까지 5가지 농도의 병원균 희석액을 추가로 만들었다. 배양액 원액 (Positive control)과 5가지 병원균 희석액, 멸균수 (Negative control)를 포함한 총 7가지 시료를 각 센서에 20μL씩 주입하였다. 같은 열에 배치된 PDA 센서에는 같은 농도의 병원균이 주입되었으며, 첫번째 센서에 균이 주입된 시점과 마지막 센서에 균이 주입된 시점의 차이는 2분 이내였다.

이후 37°C에서 12시간 동안 배양하면서 매 30분 간격마다 스마트폰(SM-S926N, SAMSUNG)으로 센서가 배치된 96-Well plate를 촬영했다. 각 사진은 배치된 모든 센서가 Well 모서리에 가려지지 않고 정확히 보일 수 있도록 적정 각도와 배율을 설정하여 촬영되었다. 그 후, 저장된 사진을 1024×1024 크기의 해상도로 조정하여 2.4절에서 제작된 알고리즘에 입력시켜 분석하였다.

### 2.4 심층신경망 기반 색 분석 알고리즘 제작

본 연구에서는 MATLAB의 Deep learning toolbox 및 Image processing toolbox를 이용하여 PDA 센서의 색 분석 알고리즘을 개발하였다.

알고리즘의 작업 수행은 두 단계로 나눌 수 있으며, 그 중 첫 단계는 이미지에서 개별 PDA 하이드로겔 센서를 정교하게 분할하는 과정이다. 이를 위해 객체 분할 심층신경망 알고리즘인 Segmenting objects by location version 2 (SOLOv2)<sup>(13)</sup>를 Fine-tuning시켜 본 연구에서 사용하는 PDA 하이드로겔 센서에 맞도록 최적화시켰다.

훈련 데이터를 제작하기 앞서, 단일 Class의 객체에 대하여 Instance segmentation model에 fine-tuning을 적용한 연구<sup>(14)</sup>를 살펴보고, 무작위 어파인 변환(Random Affine Transformation)을 이용해 훈련 데이터를 증가하면, 100~200장 정도의 비교적 적은 데이터로도 좋은 성능을 기대할 수 있다고 판단했다. 따라서 Well-plate, Petri dish, Paper 중 한 곳에 다양한 색을 띤 PDA 센서 1~60개를 임의로 배치하여 촬영하는 방식으로, 총 168장의 이미지를 수집했다. 이를 3:1로 나누어, 그 중 144개를 무작위 어파인 변환을 통해 증강시켜 훈련 데이터로 사용하였고, 24개는 검증 데이터로 사용하였다. 또한 Well-plate에 가지런히 배치된 15~36개 사이의 PDA 센서를 추가로 20장 촬영하여 Fine-tuned model의 평가 데이터로 사용하였다. 훈련, 검증, 평가용 데이터 수의 설정에는 일반적으로 Deep learning 훈련에 널리 사용되는 비율인 6:2:2 ~ 7:2:1을 참고했다.

최적의 훈련 매개변수를 정하기 위해 Hyper parameter sweep 방법을 이용하였으며, 과적합을 방지하기 위해서 조기종료 방법을 채택했다. 조기 종료를 위해 매 1 epoch 마다 검증 데이터에 대한 총 손실을 계산하고, 이 값이 이전 epoch에 대해서 5번 연속 감소하지 않는 경우에는 훈련을 종료하도록 설정했다.

### 2.5 분할된 센서의 색 정량화 알고리즘 제작

색 분석 알고리즘의 두 번째 단계는 센서의 색상을 대표하는 정량화된 값을 계산하는 과정이다. 최적화된 SOLOv2 알고리즘은 배경을 0으로, 객체에 해당하는 픽셀을 1로 나타내는 논리적 마스크 스택을 출력한다. 개별 마스크에서 논리적 참값이 위치하는 좌표는 입력 이미지에서 개별 센서를 구성하는 픽셀의 좌표와 동일하다. 이 같은 점을 활용해 센서를 이루는 각 픽셀의 RGB 색상으로부터 다음과 같이 적색도 (Red chromaticity,  $RCS$ )<sup>(15)</sup>을 계산하였다.

$$r = \frac{R}{R + G + B} \quad (1)$$

센서가 나타내는 색상의 대푯값은 센서를 구성하는 모든 픽셀 요소의 적색도 평균( $\bar{r}$ )을 구하여 나타내었다.

$$\bar{r} = \frac{1}{N} \sum_i^N r_i \quad (2)$$

또한 시간에 대한  $\bar{r}$ 의 변화율을 정규화하기 위해 Red chromatic shift ( $RCS$ )<sup>(10,15)</sup>를 계산했다.

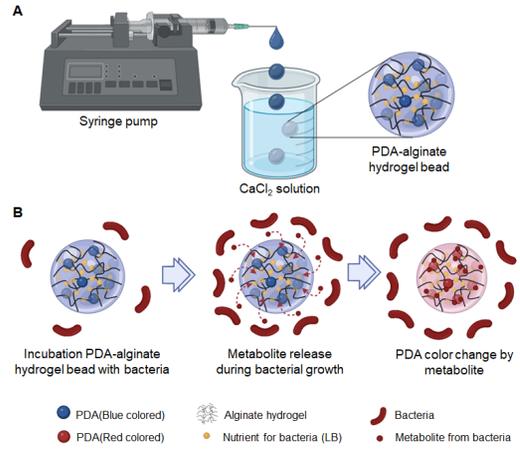
$$RCS(\%) = \frac{\bar{r} - \bar{r}_0}{\bar{r}_{\max} - \bar{r}_0} \quad (3)$$

$\bar{r}_0$ 와  $\bar{r}_{\max}$ 는 각각 연구팀이 수행한 실험 데이터 중에서 가장 낮은  $\bar{r}$  값인 0.1546과 가장 높은  $\bar{r}$  값인 0.5237로 정하였다.

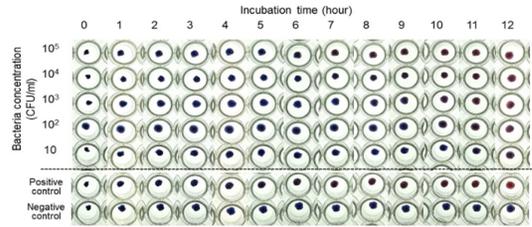
## 3. 결과 및 논의

### 3.1 병원균 성장에 따른 PDA 하이드로겔 센서의 색 전이 경향

본 연구는 PDA 하이드로겔 센서와 심층학습 기반 인공지능을 결합하여 병원균의 신속한 감지를 목표로 하였다. 그리고 이를 달성하기 위해



**Fig. 1.** (A) Schematic illustration of the PDA hydrogel sensor fabrication (B) Pathogen detection mechanism in PDA hydrogel sensors



**Fig. 2.** Colorimetric transition tendency of PDA hydrogel sensors over time and pathogen concentration. A positive control is the original pathogen culture, and a negative control is a sample that does not contain the pathogen.

2.2절의 내용대로 PDA 하이드로겔 센서를 제작하였다.

Fig. 1(A)는 PDA 하이드로겔 센서의 제작 과정을, Fig. 1(B)는 병원균의 성장에 따른 PDA 하이드로겔 센서의 색 전이 과정을 보여준다.

그러나 Fig. 1(B)에서 병원균이 유발하는 색 전이 현상은 균 투입 직후 즉각적으로 나타나지는 않으며, 색 전이 정도와 시점은 균의 종류와 농도 등 다양한 조건에 따라 달라질 수 있다.<sup>(10-11,16)</sup> 본 연구에서는 PDA 하이드로겔 센서의 병원균 검출 농도에 따른 PDA의 색 전이 경향을 분석하였다.

그 결과 Fig. 2에서 볼 수 있듯이, 균의 존재 여부에 따라 PDA 하이드로겔 센서의 색 전이를

육안으로 확인할 수 있었다.  $10^5$  CFU/mL의 높은 농도에서는 약 7시간 만에 육안으로 구분할 수 있을 정도의 색 전이가 일어났다. 육안으로 확인가능한 색 전이 시점은 농도가 낮을수록 증가하여 10 CFU/mL의 낮은 농도에서는 12시간이 되어서야 색 전이를 구분할 수 있었다. 그러나 색 전이가 실제로 시작되는 경계 부근에서는 사람의 육안으로 센서의 색을 구분하는 것이 어렵다. 따라서 이러한 한계를 극복하기 위해 본 연구에서는 심층신경망 기반 알고리즘을 활용하여 색상 데이터를 정량화하고, 균 검출 판별을 자동화하는 방법을 고안했다.

### 3.2 이미지 내 PDA 하이드로겔 센서 식별을 위한 알고리즘 개발

본 연구에서는 신속하고 간편한 분석을 위해 이미지 기반의 분석 방법을 고안했다. 이미지로부터 정확한 색상 데이터를 추출하기 위해서는 이미지 내에 배치된 각기 다른 PDA 하이드로겔 센서를 정확히 구분할 수 있어야 한다. 또한, 이미지의 배경으로부터 PDA 하이드로겔 센서를 정밀하게 분할할 수 있어야 한다. 그러나 PDA 하이드로겔 센서의 형태와 크기는 일반적으로 시간이 지남에 따라 변화하는 경향이 있다. 이러한 동적 특성으로 인하여, 정적 임계값 기반의 전통적인 이미지 분석 방식으로는 구현에 한계가 있을 것으로 예상되었다. 따라서 본 연구에서는 센서의 정확한 감지 및 정교한 분할을 위한 심층신경망 알고리즘을 2.4절에서 제시된 것처럼 Fine-tuning 방법을 이용하여 개발했다.

훈련 시행 과정에서 생성된 모든 매개변수 조합 중, 훈련 종료 시 가장 낮은 검증 손실 (Validation Loss)을 기록한 상위 5개 매개변수 조합을 선정했다. 선정된 상위 5개 매개변수 조합에 대하여 다시 8-fold 교차검증을 진행하였고, 평균 검증 손실이 가장 낮은 모델을 최종 선정했다.

최종 선정된 모델의 훈련 반복 횟수에 따른 평균 훈련 손실과 검증 손실을 Fig. 3에 나타냈다. 훈련이 조기종료 되었을 때, 기록한 평균 훈련 손실은 0.0694, 평균 검증 손실은 0.1872이었다.

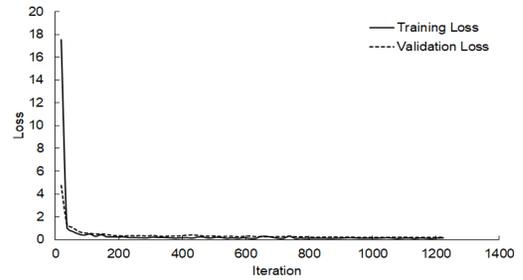


Fig. 3. Training curves for segmentation model

Table 1. Finalized training parameters

Parameter	Value		
Initial learning rate	1x10 <sup>-4</sup>		
Learning rate drop ratio	0.5		
Learning rate drop period	50 epoch		
Optimizer	Adaptive momentum estimation(ADAM)		
	$\beta_1$	$\beta_2$	$\epsilon$
	0.9	0.999	1x10 <sup>-8</sup>
Mini-batch	8		

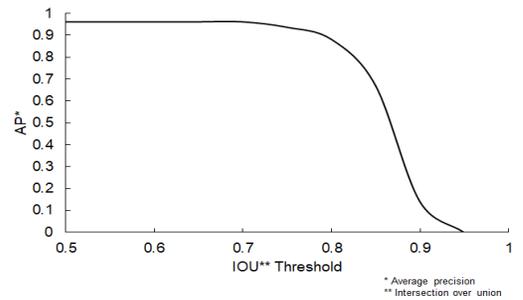


Fig. 4. Average precision graph for evaluating the performance of sensor segmentation model

최종 선정된 모델의 매개변수 조합은 Table 1과 같다.

최종 선정된 심층신경망 모델의 분할 성능은 평가용 데이터 20장을 통해 검증되었다.

성능평가 지표는 Mean average precision (mAP)을 이용하였다. Fig. 4에 나타낸 것과 같이 SOLOv2 알고리즘의 감지 기준인 Intersection over union (IOU)의 범위를 0.5부터 0.95까지 0.05

씩 증가시켜가며 평균 정확도(Average precision)를 구했다. 이를 다시 평균하여 mAP를 계산했다. 제작된 알고리즘의 mAP는 0.7451로 측정되었다. Fine-tuning에 이용한 사전 훈련된 SOLOv2 알고리즘의 mAP가 MS COCO dataset<sup>(18)</sup>에 대해서 약 0.4<sup>(13)</sup>로 나타났음을 고려할 때, 본 연구에서 개발한 알고리즘의 최적화가 효과적임을 확인할 수 있었다.

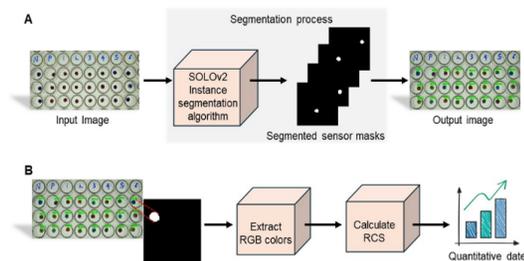
### 3.3 감지된 센서로부터 병원균 검출을 위한 정량 기준 산출

3.1절에서 언급했듯이 색 전이가 일어나는 경계 시점에서는 육안으로 병원균의 검출 여부를 판단하는데 제약이 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해서는 객관적인 기준이 필요하기 때문에 본 연구에서는 이를 이용해 병원균 검출을 위한 정량화된 임계값을 도입하였다.

개발된 알고리즘은 Fig. 5(A)와 같은 방식으로 이미지 내에서 개별 센서를 인식하고, 픽셀 단위로 배경으로부터 분할했다. 그 후, 식별된 센서의 색 전이를 Fig. 5(B) 및 2.4절에서 서술한 과정을 거쳐 값으로 정량화했다. 균의 검출 여부를 나타내는 기준 값  $S$ 는 다음과 같이 구하였다.

$$S = \arg \max_{s|FP(s)=0} \left( \frac{TP(s)}{TP(s)+FN(s)} \right) \quad (4)$$

$s$ 는 임의의 RCS 값이며, 혼동행렬을 구하기 위해 균을 포함하는 센서를 양의 값으로, 균을 포함하지 않는 센서를 음의 값으로 설정하였다.



**Fig. 5.** (A) Sensor segmentation process in the fine-tuned SOLOv2 algorithm (B) The process of quantizing color data from output masks

따라서 True Positive(TP)는 실제로 병원균이 주입된 센서를 양의 값으로 예측한 결과이며, False Negative(FN)은 실제로 병원균이 주입된 센서를 음의 값으로 예측한 결과이다. 또한, False Positive(FP)는 실제로 병원균이 주입되지 않은 센서를 양의 값으로 예측한 결과를 의미한다.

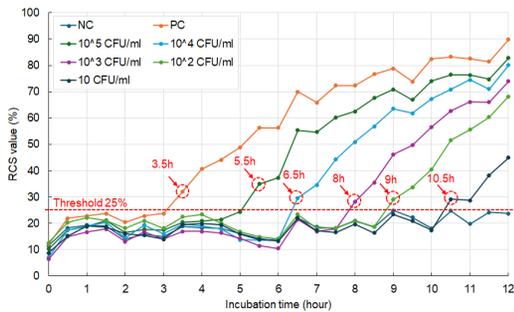
검출 기준을 산출하는 과정에서 PDA 하이드로겔 센서 사진 60장을 사용하였다. 사진에는 총 1,122개의 PDA 하이드로겔 센서가 포함되었으며, 각 센서에는 임의 농도의 균 또는 멸균수가 주입되었다. 사진은 균 또는 멸균수 주입 후, 12시간 이내에 촬영되었다.

식 (4)을 적용한 결과, 산출된 병원균 검출 기준은 FP가 항상 0을 만족하는 범위 내에서 재현률(Recall)이 최대가 되는 값인 25%로 정하였다.

### 3.4 산출된 병원균 검출 기준을 적용한 분석 결과

3.3절에서 산출된 기준을 3.1절의 실험 결과에 적용하여 검증하였다. 초기 시점에서 센서의 평균 RCS는 0.1938, 평균 농도는 10.6182%로 나타났다. 촬영 시간에 따른 실내 조명환경의 차이와 촬영에 이용한 스마트폰 카메라의 보정 효과로 인하여 6시간을 전후로 경향성에 약간의 차이가 나타났지만, 병원균이 주입되지 않은 센서의 RCS는 최소 12시간 이상 임계값 미만을 유지하였다. 그러나 균이 주입된 센서에서는 시간이 지남에 따라 RCS의 색조가 붉은색으로 전이되면서 RCS가 증가하는 현상을 보였다. 균이 주입된 모든 센서의 RCS는 12시간 이내에 모두 임계값 이상으로 증가하는 것이 확인되었다.

Fig. 6과 같이 센서의 RCS가  $S$ 에 도달한 시점은 초기 주입된 병원균의 농도에 따라 달라졌다. 병원균의 농도가  $10^5$  CFU/mL이었을 경우 3.5시간 만에 RCS가  $S$  이상으로 증가하였다. 반면, 병원균의 농도가 낮아질수록 이 시간은 점차 증가해, 10 CFU/mL일 경우에는 RCS가  $S$  이상으로 증가하는 데 걸리는 시간이 10.5시간에 도달했다. 이는 3.1절에서 육안으로 색 전이를 구분했을 때와 비교하면, 병원균 검출에 걸리는



**Fig. 6.** RCS changes over time and pathogen concentration, and pathogen detection threshold

시간이 최소 1.5시간 (12.5%) 이상, 평균 2시간 (23.6%) 감소한 결과이다.

본 연구의 접근 방식은 병원균 검출에 소요되는 시간을 크게 단축시켰으며, 이는 보건 위기 상황에서 신속한 의사결정과 대응 능력을 향상시키고 감염자의 치료율에 긍정적인 결과로 이어질 수 있다. 또한 자동화 검출 방법과 결합하면 다량의 병원균 샘플을 처리할 수 있으므로, 연구 개발 속도를 가속화할 것으로 기대된다.

#### 4. 결론

본 연구는 PDA 하이드로겔 센서와 심층신경망 기반 인공지능 기술을 결합하여 병원균 감지의 정확성과 신속성을 대폭 향상했다. 이미지 기반 분석의 도입으로 장비 의존성을 간소화하고, 속도를 크게 개선하였다. 또한, 심층신경망 알고리즘의 도입으로 정밀한 분석과 일반화 성능을 높였다. 마지막으로 센서의 색상 변화를 정량화하고, 객관적인 검출 기준을 설정하여 육안 판단의 주관성과 한계를 극복하였다. 본 연구에서는 이러한 접근 방식을 제안함으로써, 병원균 감지 기술의 발전과 응용에 기여할 것으로 판단된다.

#### 후 기

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2021R1A2C2003571, RS-2023-00207801).

#### REFERENCES

- 1) Ayçiçek, H., Aydoğan, H., Küçükkaraaslan, A., Baysallar, M., and Başustaoğlu, A. C., 2004, "Assessment of the Bacterial Contamination on Hands of Hospital Food Handlers," *Food Control*, Vol. 15(4), pp. 253–259.
- 2) De Boer, E., and Beumer, R. R., 1999, "Methodology for Detection and Typing of Foodborne Microorganisms," *International Journal Food Microbiology*, Vol. 50(1–2), pp. 119–130.
- 3) Toze, S., 1999, "PCR and the Detection of Microbial Pathogens in Water and Wastewater," *Water Research*, Vol. 33(17), pp. 3545–3556.
- 4) Perry, L., Heard, P., Kane, M., Kim, H., Savikhin, S., Domínguez, W., and Applegate, B., 2007, "Application of Multiplex Polymerase Chain Reaction to the Detection of Pathogens in Food," *Journal of Rapid Methods Autom Microbiology*, Vol. 15(2), pp. 176–198.
- 5) Desai, P. T., Walsh, M. K., and Weimer, B. C., 2008, "Solid-Phase Capture of Pathogenic Bacteria by Using Gangliosides and Detection with Real-Time PCR," *Applied and Environmental Microbiology*, Vol. 74(7), pp. 2254–2258.
- 6) Cesewski, E., and Johnson, B. N., 2020, "Electrochemical Biosensors for Pathogen Detection," *Biosensors and Bioelectronics*, Vol. 159(1), p. 112214.
- 7) Yoo, S. M., and Lee, S. Y., 2016, "Optical Biosensors for the Detection of Pathogenic Microorganisms," *Trends in Biotechnology*, Vol. 34(1), pp. 7–25.
- 8) Silbert, L., Ben Shlush, I., Israel, E., Porgador, A., Kolusheva, S., and Jelinek, R., 2006, "Rapid Chromatic Detection of Bacteria by Use of a New Biomimetic Polymer Sensor," *Applied and Environmental Microbiology*, Vol. 72(11), pp. 7339–7344.
- 9) Song, S., Jang, H., Lee, D., Jeong, W., Bae, E. H., Kim, H., Choi, Y. S., Shin, M., Kim, S. M.,

- and Jeon, T. J., 2023, “Portable Colorimetric Hydrogel Beads for Point-of-Care Antimicrobial Susceptibility Testing,” *ACS Sensors*, Vol. 8(10), pp. 3754–3761.
- 10) Scindia, Y., Silbert, L., Volinsky, R., Kolusheva, S., and Jelinek, R., 2007, “Colorimetric Detection and Fingerprinting of Bacteria by Glass-Supported Lipid/Polydiacetylene Films,” *Langmuir*, Vol. 23(8), pp. 4682–4687.
- 11) Nagy, J. O., Zhang, Y., Yi, W., Liu, X., Motari, E., Song, J. C., Lejeune, J. T., and Wang, P. G., 2008, “Glycopolymers as a Chromatic Biosensor to Detect Shiga-like Toxin Producing *Escherichia Coli* O157:H7,” *Bioorganic and Medicinal Chemistry Letters*, Vol. 18(2), pp. 700–703.
- 12) Siribunbandal, P., Kim, Y. H., Osotchan, T., Zhu, Z., and Jaisutti, R., 2022, “Quantitative Colorimetric Detection of Dissolved Ammonia Using Polydiacetylene Sensors Enabled by Machine Learning Classifiers,” *ACS Omega*, Vol. 7(22), pp. 18714–18721.
- 13) Wang, X., Zhang, R., Kong, T., Li, L., and Shen, C., 2020, “SOLOv2: Dynamic and Fast Instance Segmentation,” *Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol. 33(2020), pp.17721-17732.
- 14) Pratt, W. K., 2002, “*DIGITAL IMAGE PROCESSING: PIKS Inside*”, WILEY-Interscience, New York, pp. 753-757.
- 15) Weston, M., Kuchel, R. P., Ciftci, M., Boyer, C., and Chandrawati, R., 2020, “A Polydiacetylene-Based Colorimetric Sensor as an Active Use-by Date Indicator for Milk,” *Journal of Colloid and Interface Science*, Vol. 572, pp. 31–38.
- 16) Pires, A. C. D. S., Soares, N. D. F. F., Da Silva, L. H. M., Da Silva, M. D. C. H., De Almeida, M. V., Le Hyaric, M., Andrade, N. J. De, Soares, R. F., Mageste, A. B., and Reis, S. G., 2011, “A Colorimetric Biosensor for the Detection of Foodborne Bacteria,” *Sensors and Actuators B Chemical*, Vol. 153(1), pp. 17–23.
- 17) Lin, T.-Y., Maire, M., Belongie, S., Hays, J., Perona, P., Ramanan, D., Dollár, P., and Zitnick, C. L., 2014, “Microsoft COCO: Common Objects in Context,” *The European Conference in Computer Vision*, Vol. 8693, pp.740-755.