

영상신호와 신경회로망을 이용한 보일러 화염 검출

Flame Detection of Steam Boilers using Neural Networks and Image Information

배현, 박동제*, 안항배, 김성신

Hyeon Bae, Dong Jae Park*, Hang Bae Ahan, and Sungshin Kim

부산대학교 전기공학과

*한전기공(주) 울산사업소

요약

현재 사용중인 화염 검출기들은 화염 검출에 있어서의 특정 문제점들을 종종 나타내고 있다. 이러한 문제점들을 해결하기 위하여 본 논문에서는 캠코더로 획득한 이미지를 적절하게 전처리한 후 신경망의 입력으로 사용하여 화염을 검출하였다. 이미지를 이용한 화염검출의 경우 보일러 외부에서 데이터를 획득하기 때문에 내부열에 대한 영향들을 줄일 수 있는 방법으로 현재 적용 중인 센서에 기반한 화염검출 방법과는 구별된다. 그리고 패턴 분류를 위하여 사용한 신경망 모델은 다른 버너의 화염에 의한 유사정보들을 잘 분류하기 때문에 화염검출기의 부정확한 동작을 줄일 수 있다. 신경망은 각 조건에 대한 특징을 학습하고 학습된 정보를 바탕으로 효율적인 화염검출을 수행한다.

Abstract

Several equipments for flame detection are employed in the power generations. But these flame detectors have some problems for the correct performance. So in this paper, we apply different techniques for the flame detection. Image processing techniques are broadly applied in industrial fields. In this paper, the image information is recorded by a camcorder and then these images are preprocessed for the input values of neural network model. We can test and evaluate the approach that uses image information for the flame detection of burners. If this technique is implemented in physical plant, the economical and effective operation could be achieved.

Key Words : Flame detection, image processing, neural network model, image projection

1. 서론

화염검출기는 기동이나 정지시 또는 운전중인 보일러의 안전확보에 중요한 역할을 수행하며, 운전조작에 있어서 자동화를 위한 주요 구성요소로 사용된다[1]. 또한 버너 구동시스템의 최종 안전장치로써 화염 상실시 연소실내로 연료가 계속 공급되어 보일러가 폭발되는 것을 방지하기 위하여 연료차단밸브를 차단하여 보일러의 안전성을 확보한다. 그리고 버너 기동시에는 화염감지 신호를 버너제어장치에 공급하여 일련의 버너제어에 활용된다[2].

보일러 버너의 화염검출은 보일러의 안정된 운전을 보장하는데 매우 중요한 요소로 오동작이나 부동작시 버너 점화 지연으로 출력에 상응하는 증기를 생성하지 못하여 발전설비의 효율적인 운용에 지장을 초래할 수 있다. 따라서, 신뢰도가 높은 화염검출기를 선택하는 것이 중요하다. 반면 기존의 화염검출 방법들은 다음과 같은 문제점들을 가지고 있다[3].

- 다른 버너의 화염과 자기 화염의 구별이 확실하지 않아 오동작 발생
- IR 방식은 내화벽돌이나 수관벽의 가열에 의해 방출되는 전자복사파에 의해 오동작 발생
- UV 방식에서는 기계적 자기진단장치(shutter)의 잦은 고장
- Cd-S Cell 방식은 화염검출 속도 느림

- 광다이오드 방식은 온도에 민감하여 화염 근처에 설치 불가능
- 전량 수입에 의존하고 있어 노후한 검출장치의 유지·보수 어려움

본 논문에서는 이러한 단점을 보완할 수 있는 이미지 기반 화염 검출 방법을 제안하였다. 이미지 정보의 경우 보일러 외부에서 데이터를 획득하기 때문에 내부 열에 대한 영향들을 줄일 수 있고, 신경망은 다른 버너의 연소화염에 의한 유사정보에 대하여 강인한 장점이 있다.

2. 화력발전소 보일러 및 화염검출

화력발전소의 주요계통은 그림 1과 같이 구성된다.

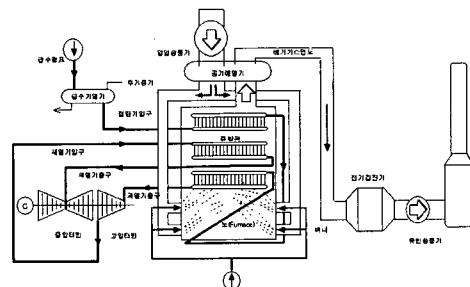


그림 1. 화력발전소의 주요계통.
Fig. 1. Schematic diagram of power plant.

접수일자 : 2002년 9월 23일

완료일자 : 2003년 3월 17일

연료수송설비에 의해 연료 저장탱크에 하선된 연료는 연료저장고 이송펌프에 의해 각 발전호기용 연료탱크로 이송된다. 발전용 연료탱크에서 일일(daily) 저장탱크로 이송된 연료는 연료가열기에서 연소하기에 적당한 온도로 데워져 보일러 각 층의 버너 밸브스테이션(valve station)으로 공급되어진다. 밸브스테이션에서 연료밸브의 조작으로 버너건(burner gun)으로 공급된 연료는 분무용증기(atomizing steam)와 함께 분사되어 연소되어진다[4].

2.1 보일러 개요

보일러란 밀폐된 강철재 용기에 물을 넣고 열부하에 의한 튜브를 가열시켜 고온 고압의 증기 혹은 온수를 발생시키는 장치를 말한다. 보일러를 구성하는 주요 설비로는 보일러 본체 설비에는 물을 증발시키는 증발관, 드럼, 절단기, 과열기, 재열기, 노(furnace)등으로 구성되어 있으며 보조설비로는 연료연소설비, 통풍설비, 급수설비, 자동제어장치, 제매 설비, 회차리 설비 등이 있다[5]. 본 논문의 화염검출기는 보일러의 버너 검사창(inspection window)에 설치하여 적용하였다.

2.1.1 보일러의 기동

보일러 기동은 버너의 점화로 시작되어지며 버너 점화는 착화가 쉬운 가스 또는 경유를 연료로 하는 파일럿버너(pilot burner)를 먼저 점화시킨 후 멩커C유 또는 미분탄을 주연료로 하는 주연소 버너(main burner)를 최초 점화시킴으로서 일련의 버너 점화 동작이 완료되어진다. 똑 같은 방법으로 나머지 버너들을 순차적으로 점화시켜 연료량, 급수량, 공기량을 제어하여 증기의 온도와 압력, 유량을 요구하는 값으로 조정한다.

2.1.2 보일러 운전과 화염검출

연속적인 연소상태의 감시는 버너화염의 유무로 판별하며 버너화염 상실의 경우는 즉시 보일러를 정지시키도록 고안되어 있어 보일러 정상운전에 있어 최우선 고려되어야 할 사항이다. 또한 버너화염의 검출은 보일러 기동시 점화장치(ignitor)의 운전조건 등 주 버너를 운전하기 위한 일련의 조작 과정 중에서 단계별 확인점을 나타내 주고, 버너의 운전상태를 표시하여 보일러 정상운전 판단의 가장 기본적인면서도 명확한 판단자료를 제시하여 준다. 그림 2는 캠코더를 이용하여 이미지를 획득한 대상 보일러의 버너를 보여주고 있다.

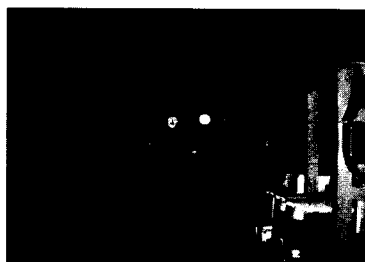


그림 2. 대상 보일러.
Fig. 2. Target boiler.

2.2 화염검출기 특성

2.2.1 화염검출기의 특징과 종류

화염검출기는 크게 방사 검출방식과 가시광 검출방식으로 구분할 수 있다. 표 1은 현재 사용되고 있는 화염 검출기의 원리와 검출 소자들을 보여주고 있다[6-7].

표 1. 화염검출원리와 검출소자.
Table 1. Principle of flame detector.

검출광선	검출원리	검출소자
자외선	광전효과를 이용하여 냉음극 글로우방전관을 동작시킴.	광전관
	광기전력효과를 이용 실리콘 광다이오드를 동작시킴.	광다이오드
가시광선	광기전력을 가시광선과장에서만 반응시키고, 화염명멸현상을 함께 이용.	광다이오드 광트랜지스터
적외선	빛을 쬐었을 때 도전율이 증가되는 광도전효과를 이용.	황산납
	광기전력을 적외선영역에서 반응시킴.	광다이오드
	광기전력과 화염명멸현상을 이용.	황산납
기타	근본차압과 선단연소부의 압력차가 연소 전후에 급격히 변화하는 것을 이용.	차압식
기타	화염속에서 전기전도도에 변화가 생기는 것을 로드전극에 의해 감지	플레임로드

3. 이미지를 이용한 특징정보 추출

3.1 이미지 전처리를 위한 변환

RGB 모델에서 각 색들은 빨강, 초록, 파랑의 기본 스펙트럼 성분들로 표현되는데, 이 모델은 직교 좌표 시스템에 기초한다[8]. 관심의 대상인 색채 부분 공간은 그림 3과 같이 입방체이다. RGB 값은 세 꼭지점, 검은색은 원점, 그리고 흰색은 원점에서 가장 먼 꼭지점이다. 이 모델에서 회색도(grey)는 검은색부터 흰색 두 점을 연결하는 선을 따라 전개되고, 색은 원점으로부터의 확장되는 벡터로 정의되는 정육면체 상이나 또는 안쪽의 점이다. 본 논문에서는 촬영된 RGB 이미지를 그레이 스케일로 변환하여 사용하였다.

$$Grey = \frac{R+G+B}{3} \quad (1)$$

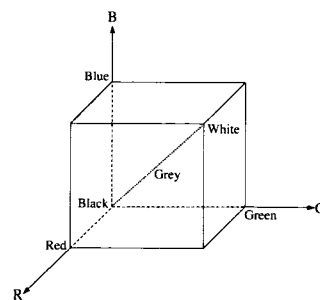


그림 3. RGB 색 입방체.
Fig. 3. Cubic of RGB.

3.2 사상을 통한 이미지 특징 정보 획득

사상(projection)은 이미지들의 압축된 표현이지만, 유용한 많은 정보들을 포함할 수 있다. 하나의 이미지는 같은 사상 값을 가진다는 관점에서는 유일한 특징을 나타낸다고 할 수 있다. 이미지 사상을 통해서 다양한 이차적인 정보를 얻을 수 있는데, 본 논문에서는 사상한 각 이미지의 값을 이용하였다. 본 논문에서 사용한 그레이 이미지의 사상값은 각 픽셀 값을 더하여 구한다. 이미지에 대하여 열에 대한 사상 $H[i]$ 와 행에 대한 사상 $V[j]$ 는 다음의 식으로 구해진다.

$$H[i, j] = \sum_{i=1}^n B[i, j] \quad (2)$$

$$V[j] = \sum_{i=1}^n B[i, j]$$

4. 화염검출기 적용 및 결과

4.1 실험 개요

본 실험은 보일러 버너 연소화염의 상태를 광학적 특성에 의존하지 않고 이미지와 신경회로망을 이용하여 화염을 검출하는 방법으로, 실험을 통해 얻어진 검출 결과를 버너제어장치에 공급하여 버너 기동·정지회로의 입출력신호로 활용할 수 있는지를 검토하고자 하였다. 또한 화염검출기의 기본 기능은 모두 갖추면서 기존 화염검출기의 문제점을 해결하는 것도 연구의 목적이었다.

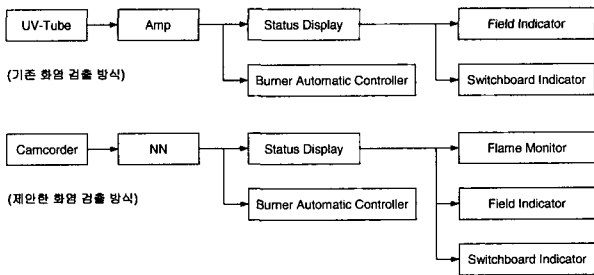


그림 4. 기존의 검출방식과 제안한 방식 비교.
Fig. 4. Comparison both approaches.

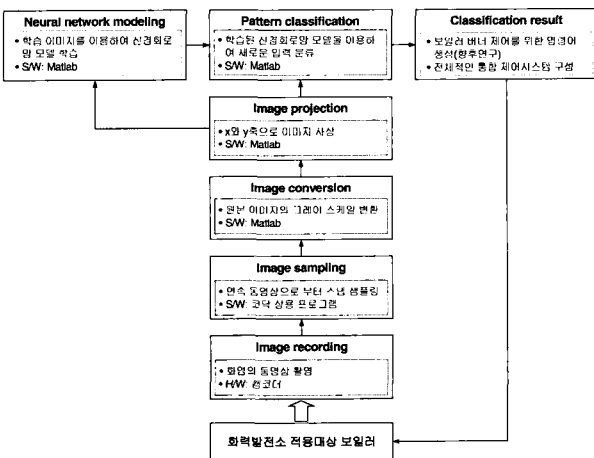


그림 5. 화염검출기의 적용 구성도.
Fig. 5. Process of the proposed method.

제안한 방법은 기존의 화염 검출방식과 달리 화염 이미지를 신경망의 입력으로 사용하여 화염을 검출한다. 그림 4는 기존의 화염검출방식과 제안한 방법의 과정을 비교하여 보여 주고 있는데, 제안한 방법의 용도가 다양함을 알 수 있다. 그림 5는 제안한 화염검출 방법에 대한 전체적인 공정 흐름도로, 완전한 실시간 시스템이 아니라 실시간 적용 가능성을 검토하기 위한 예비실험 시스템이라고 할 수 있다. 물론 실험 결과로 볼 때 하드웨어적인 것만 갖추게 되면 실시간 적용에도 문제가 없음을 알 수 있었다.

4.1.1 실험 환경

본 실험은 미국 E.C.A.(Electronic Corporation of America)사의 자외선광전관식 검출기 fireye 45UV5가 실장된 보일러로 연소버너 18개(6개×3층), 대향연소방식, 최대 증기발생량 700톤/시간의 Babcock사의 발전용보일러를 채택한 출력 200MW의 울산화력발전소 제3호기를 대상으로 정상운전 및 기동 중에 실시되었다. 이미지 획득을 위해 표 2에서 보는 바와 같이 캠코더와 여러 종류의 필터들이 사용되었는데, 밝은 빛을 줄이기 위한 가시광선차단필터와 취득되는 빛의 색을 변화시키기 위한 광학필터 등이 있다.

표 2. 실험에 사용된 장치.
Table 2. Material practical test.

No.	품 명	규 격	제조사
1	화염검출기	fireye 45UV5	E.C.A
2	캠코더	DCR-PC5	Sony
3	가시광선차단필터	ND-2, ND-4	Kenko
4	광학필터	Red, Green, Dark Black	
5	소프트웨어	Matlab	Mathworks
6	PC	P4-1.5GHz	Intel

4.1.2 이미지 데이터 획득

신경망에 적용될 이미지는 버너의 조건에 따라 디지털캠코더로 촬영하였다. 현장에 전용 프레임 그래버(frame grabber)를 설치하기 어려워 실시간 이미지 획득과 같은 조건을 구현할 수 있는 캠코더를 사용하였다.

영상데이터 취득시 사용된 버너의 명칭번호는 현장에서 사용되는 실제 호칭대로 표기하였으며 그림 6과 같다. 그림에서 보는 바와 같이 버너는 3층으로 구성되어 있고 캠코더는 1층의 가운데 버너에 설치하여 이미지를 녹화하였다. 따라서 건너편의 버너의 on/off 상태와 옆이나 위의 버너 상태에 따라 캠코더가 저장하는 이미지의 밝기가 다를 것이다.

육안으로 인접한 버너화염과 자기화염과의 식별이 가능하던 연소화염이 데이터 재생시에는 버너의 점화, 소화불분하고 휘도가 너무 높아 변별력이 부족하였다. 따라서, 휘도를 줄이기 위해 용접용 보안유리와 칼라필터를 이용하여 촬영을 시도하였다. 보안유리의 경우 자기버너 연소시에는 화염의 식별이 가능하나, 자기버너 소화의 경우에는 너무 어두워 데이터 획득이 되지 않았다. 칼라필터의 경우에는 같은 색상을 흡수할 뿐 휘도를 감소시키지는 못하였다. 이에, 가시광선차단용 필터 ND(natural density)-2와, ND-4를 조합 사용하여 영상데이터를 취득하였으나, 디지털캠코더 자동노출기능으로 인하여 촬영된 영상데이터간의 구분이 용이하지 않았다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 캠코더의 노출은 수동으로 +2포인트를 기준으로 ND-2 필터 1개와 ND-4 필터 2개를 조합 사용하여 가시광선 투과율 3.125%로 데이터를 취득하였다.

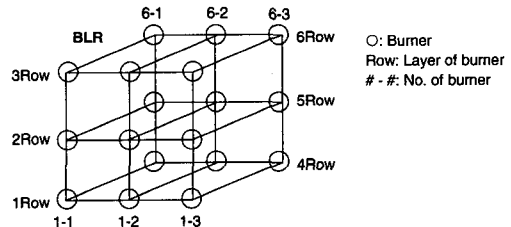


그림 6. 버너별 명칭.
Fig. 6. Numbering of burner.

4.2 이미지 프로세싱

본 논문에서는 그림 7과 같은 조건에서 버너의 on/off 상태를 촬영하고, 촬영된 이미지를 각 경우에 대하여 10개의 이미지 파일로 재샘플링하여 사용하였다. 이렇게 재샘플링된 이미지 파일을 그레이 스케일로 변환하고, 다시 이미지를 축으로 사상하여 신경회로망에 사용할 수 있는 입력 데이터를 만들었다. 이렇게 만들어진 입력 데이터를 이용하여 각 경우의 패턴을 분류하고자 하였다.

그림 (a)와 (b)는 자기 버너는 꺼진 상태에서 인접한 버너가 각각 다른 조건으로 동작하고 있는 경우에 대하여 화염을 측정할 경우를 보여주고, 그림 (c)와 (d)는 자기 버너가 켜진 상태에서 건너편 버너의 켜지고 꺼진 각각 상태에 따른 촬영 조건을 보여주고 있다. 이 조건들은 실제 화염 검출에서 오동작을 야기하는 대표적인 경우이다. 실제 현장에서는 보다 다양한 경우가 발생하지만, 본 연구가 가지는 목적에 따라 제한한 방법의 가능성을 검토하는 것이 보다 중요하였으므로 이와 같이 대표적인 버너의 조건에 대하여 실험을 수행하였다.

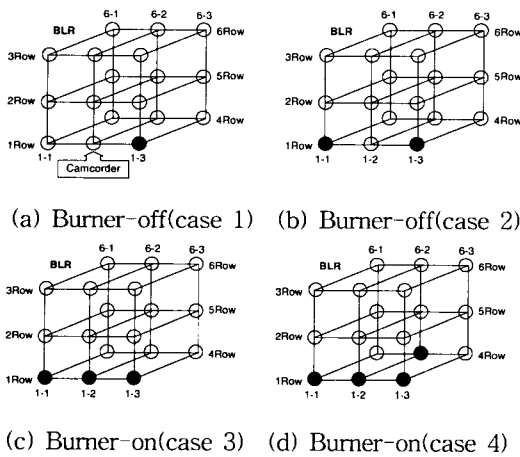


그림 7. 데이터 획득 조건
Fig. 7. The conditions of data acquisition.

4.2.1 이미지 전처리

(1) 이미지 샘플링

본 실험에서 사용된 데이터는 현장에서 직접 취득한 데이터이므로 현장 조건에 따라 사용하기 알맞은 데이터를 선정하였다.

그림 8은 Case 1과 2 조건에서의 이미지로써, 어두운 색이 많이 분포하고 있으며 불빛도 약하게 나타나고 있다. 반면 그림 9는 Case 3과 4의 경우로 위의 경우에 비하여 상대적으로 밝게 나타나고 있다. 이러한 밝기의 차이를 이용하여 자기버너의 상태를 판단하고자 한다. 사용된 이미지는 고정된 카메라를 적용하기 힘든 경우에서 획득하였으므로 화염크기가 다소 다르지만, 전처리를 거친 이미지에서는 밝은 색에 대한 패턴이 확연하므로 분류하는데 문제가 없었다.

(2) 이미지 변환

촬영된 연속 이미지에서 각 조건에 따라 10개의 스냅(snap) 이미지를 샘플링하고, 그레이 스케일로 변환시켰다. 원본 이미지를 직접 사용할 수 있지만 빛의 음영에 따라 분류하는 것이 효과적이라는 판단에서 원본 전처리하여 사용하였다. 그레이 이미지를 사용할 경우 이미지 값 자체도 정수

로 나오기 때문에 전처리 부분에서 조작이 간단하고 특성을 쉽게 분석할 수 있는 장점이 있다. 그림 10과 11은 원본 이미지를 그레이 스케일로 변환한 결과로서, 그림 10은 원본 이미지와 마찬가지로 검은 부분이 많이 분포된 형태로 변환되었다. 반면 그림 11은 밝은 색의 분포가 전반적으로 넓게 형성되고 있음을 알 수 있다. 이러한 기본 정보를 이용하여 각 경우에 대한 패턴을 분류하는 것이 주목적이다.



그림 8. Case 1과 Case 2 조건에서의 이미지.
Fig. 8. The images in the Case 1 and Case 2.

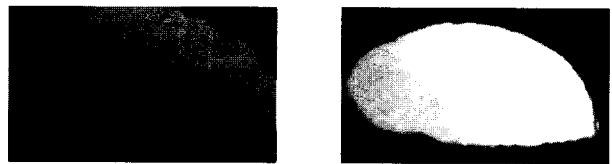


그림 9. Case 3과 Case 4 조건에서의 이미지.
Fig. 9. The images in the Case 3 and Case 4.



그림 10. Case 1과 2를 그레이 이미지로 변환.
Fig. 10. Convert Case 1 and 2 images to gray scale.

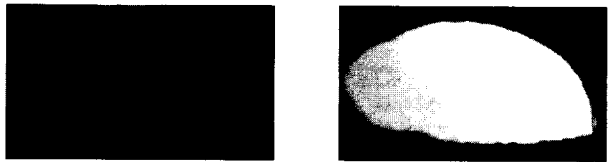


그림 11. Case 3과 4를 그레이 이미지로 변환.
Fig. 11. Convert Case 3 and 4 images to gray scale.

(3) 데이터 사상

이미지 처리에서는 목적에 따라 전처리를 통해 원형 데이터를 가공하여 사용하기도 하는데, 본 논문에서는 이미지를 x와 y축으로 사상하여 사용하였다. 사상을 통한 데이터의 경우 음영에 따라 높낮이가 확연한 데이터로 표현되는데, 신경망에서 이렇게 가공된 데이터를 사용한다.

그림 12와 13은 Case 1과 2 조건에서의 이미지를 사상한 결과를 보여주고 있다. 각 그림에서 왼쪽의 그래프는 10개의 이미지를 y축으로 사상한 결과이며 오른쪽의 경우는 x축으로 사상한 결과를 나타낸다. 촬영하여 샘플링한 이미지의 크기가 720×480이므로 각 축에 대하여 사상했을 때 축 차원이 480과 720이 각각 된다. 각 그래프에서 불룩하게 높은 값을 보이는 것은 원본 이미지의 중앙에 밝은 빛들이 분포하고 있기 때문이다.

그림 14와 15는 Case 3과 4에서 획득한 이미지를 앞에서와 마찬가지로 각 축으로 사상한 결과로, 버너가 off되었을

때의 이미지보다 훨씬 높은 값을 나타내고 있다. 이것은 버너가 on되었을 때 밝은 빛이 더 많이 분포되어 있음을 나타내고, 이러한 값의 차이를 통해 버너의 상태를 쉽게 분류할 수 있다. 이러한 기본적인 특징을 이용하여 신경망 모델을 구성하고자 한다.

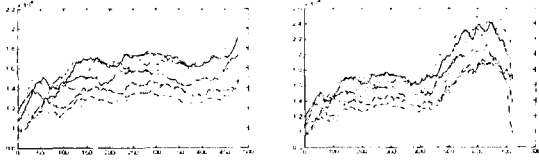


그림 12. Case 1 이미지에 대한 x와 y축 사상 결과.
Fig. 12. Projection of Case 1 image to x and y axes.

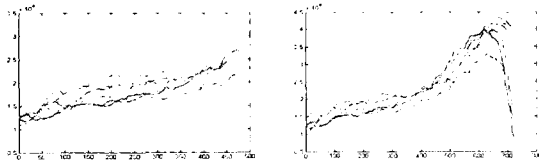


그림 13. Case 2 이미지에 대한 x와 y축 사상 결과.
Fig. 13. Projection of Case 2 image to x and y.

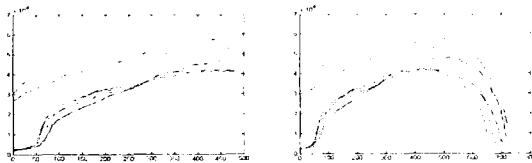


그림 14. Case 3 이미지에 대한 x와 y축 사상 결과.
Fig. 14. Projection of Case 3 image to x and y.

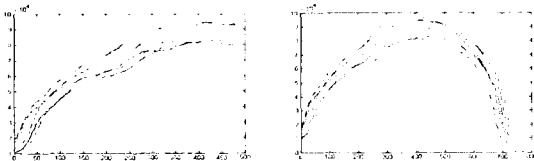


그림 15. Case 4 이미지에 대한 x와 y축 사상 결과.
Fig. 15. Projection of Case 4 image to x and y.

4.3 신경회로망을 이용한 화염검출

본 논문에서는 패턴 분류를 위하여 피드포워드 네트워크를 사용한다[9]. 네트워크의 학습을 위하여 역전파 알고리즘을 사용하였고, 학습율과 은닉층의 노드수는 반복된 실험을 통해서 좋은 성능을 보이는 값으로 선정하였다.

4.3.1 신경회로망 입·출력 데이터 구조

(1) 입력데이터 구조

본 실험에서는 버너의 on/off 상태와 주변 버너들의 조건에 따라 4개의 경우에 대한 데이터를 사용하였다. 즉, 버너가 켜진 2가지 조건과 버너가 꺼진 조건에서 각각 20개씩의 캡처이미지로 구성된다. 구성된 데이터 중 학습을 위해 14개의 이미지를 사용하고, 테스트에 6개의 이미지를 사용하였다. 따라서, 그림 16에서처럼 각각 그레이 스케일의 이미지를 x와 y축으로 사상한 결과, x축에 대하여 720개의 샘플과 y축에 대하여 480개의 샘플이 존재한다. 따라서 전체 입력 데이터의 차원은 1200×28이 된다.

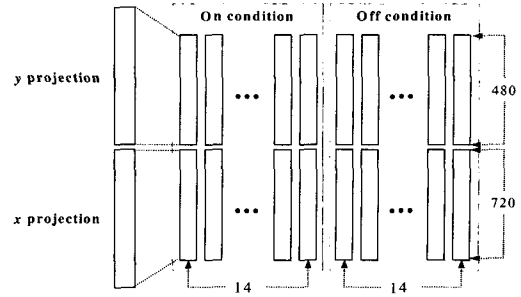


그림 16. 입력데이터 구조.
Fig. 16. Input data structure.

(2) 출력데이터 구조

출력 데이터는 표 3에서 보는 바와 같이 두 가지의 상태인 on/off에 대한 학습이므로 두 조건에 맞게 만들었다. 각 경우에 대한 학습 데이터 세트가 14개씩 사용되므로 총 28개의 출력값으로 구성된 데이터 구조가 만들어진다. 이렇게 만들어진 출력 데이터를 각 입력 데이터와 적절하게 매핑함으로써 이미지의 패턴을 분류하게 될 것이다.

표 3. 신경망 출력 데이터 구조.

Table 3. Output data of neural network.

Output		Target output y									
Contents		y1	y2	...	y13	y14	y15	y16	...	y27	y28
Target variable											
Target value	On case	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
	Off case	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1

4.3.2 신경회로망을 이용한 화염검출 결과

(1) 학습 결과

표 4는 입력 데이터에 대한 학습 결과를 보여주고 있다.

표 4. 신경회로망 학습 결과.

Table 4. Results of training.

Condition	Case	No	Target		Result		Error	
			on	off	on	off	on	off
Burner on	Case 1	1	1	0	0.8667	0.2114	0.1333	-0.2114
		2	1	0	0.9095	0.0941	0.0905	-0.0941
		3	1	0	0.7818	-0.1042	0.2182	0.1042
		4	1	0	0.8891	0.1330	0.1109	-0.1330
		5	1	0	0.9139	0.4121	0.0861	-0.4121
		6	1	0	0.9515	0.3770	0.0486	-0.3770
		7	1	0	0.9412	0.4682	0.0588	-0.4682
	Case 2	8	1	0	0.9447	0.1659	0.0553	-0.1659
		9	1	0	0.9494	-0.1126	0.0506	0.1126
		10	1	0	0.9504	-0.0405	0.0496	0.0405
		11	1	0	0.9437	-0.2438	0.0563	0.2438
		12	1	0	0.9513	-0.1276	0.0487	0.1276
		13	1	0	0.9480	-0.0505	0.0520	0.0505
		14	1	0	0.9487	0.0462	0.0513	-0.0462
Burner off	Case 1	15	0	1	-0.0433	0.9319	0.0433	0.0681
		16	0	1	0.0001	0.9237	-0.0001	0.0763
		17	0	1	-0.0227	0.9291	0.0227	0.0709
		18	0	1	0.0814	0.9249	-0.0814	0.0751
		19	0	1	0.0582	0.9336	-0.0582	0.0664
		20	0	1	0.0764	0.9298	-0.0764	0.0702
		21	0	1	0.0940	0.9205	-0.0940	0.0794
	Case 2	22	0	1	0.0572	0.8948	-0.0572	0.1052
		23	0	1	-0.0966	0.9425	0.0966	0.0575
		24	0	1	-0.0225	0.9138	0.0225	0.0862
		25	0	1	-0.0339	0.9258	0.0339	0.0742
		26	0	1	-0.0569	0.9300	0.0569	0.0700
		27	0	1	-0.0540	0.9236	0.0540	0.0764
		28	0	1	0.0187	0.8845	-0.0187	0.1155

각 경우에 대한 기준값에 대한 학습 결과와 오차로 구성되었다. 결과값들을 보면 기준값 1에 대하여 대부분이 0.9이상의 값을 나타내고 있다. 이것은 학습 성능이 우수하여 데이터의 패턴을 분류하는 것이 용이함을 의미한다. 물론 학습 데이터의 학습 성능만으로 모든 경우의 데이터를 분류할 수 있다고 단정 짓기는 어렵다. 그러나 학습 데이터의 성능이 우수할 경우 실제 새로운 데이터의 테스트에서 좋은 성능을 보일 가능성이 높다고 할 수 있다. 비학습 대상의 최종값이 음의 값을 보이기도 하는데 이것은 활성화수로 hyperbolic tangent를 사용하였기 때문에 양방향의 부호를 가지는 결과가 도출되는 것이다.

(2) 테스트 결과

학습된 신경망 모델의 테스트를 위하여 샘플링된 10개의 이미지 중 임의로 3개씩을 뽑아서 사용하였다. 준비해둔 테스트 데이터를 입력으로 이미지의 패턴을 적절하게 분류하는 지를 실험하였다. 모델 테스트 결과를 보면 대부분의 값이 0.9이상으로 분류 성능이 우수함을 알 수 있다. 이것은 버너의 On/Off 상태를 이미지로 확실하게 판별할 수 있다는 것을 의미한다. 따라서 본 논문에서 수행한 데이터의 전처리 방법이 적절하게 사용되었음을 확인할 수 있다.

표 5. 신경회로망 테스트 결과.
Table 5. Results of testing.

Condition	Case	No	Target		Result		Error	
			on	off	on	off	on	off
Burner on	Case 1	1	1	0	0.9397	0.2982	0.0602	-0.2981
		2	1	0	0.88022	0.3955	0.1197	-0.3955
		3	1	0	0.89106	0.1785	0.1089	-0.1785
	Case 2	4	1	0	0.93133	-0.3322	0.0686	0.3322
		5	1	0	0.9389	0.0046	0.0611	-0.0046
		6	1	0	0.9504	-0.3644	0.0495	0.3644
Burner off	Case 1	7	0	1	0.0387	0.9354	-0.0387	0.0645
		8	0	1	0.0229	0.9258	-0.0229	0.0741
		9	0	1	-0.0023	0.9334	0.0023	0.0665
	Case 2	10	0	1	-0.0638	0.9245	0.0638	0.0754
		11	0	1	0.0061	0.9082	-0.0061	0.0917
		12	0	1	-0.1037	0.9387	0.1037	0.0612

5. 결 론

현재 사용되고 있는 발전소의 화염 검출 장치들은 여러 가지 면에서 단점을 가지고 있어, 실제 운전원의 경험에 의한 시각적인 판단에 많이 의존하고 있다. 이러한 이유는 각 검출장치들의 성능이 사람의 시각판단보다 미치지 못한다는 것을 의미한다. 본 논문에서는 시각적인 영상 정보를 바탕으로 실제 사람이 직접 눈으로 관찰하는 것에 준하는 정보를 이용하여 화염 검출을 시도하였다. 버너의 On/Off 상태에 따라 재구성된 데이터가 뚜렷한 차이를 보이므로 신경망의 입력으로 사용하였을 경우 인식 성능이 우수하였다. 또한 신경망의 특성상 적응성이 강하므로 화염의 온도에 따른 불꽃색이 조금씩 변하더라도 화염의 상태를 평가하는데는 손색이 없었다.

참 고 문 헌

[1] 조경해, 화력발전편람. 구미기술, pp. 357~364, 1991.
[2] 기본운전지침서 I. 기술보고서, 한국전력공사 울산화

력발전처, pp. 100~103, 1990.
[3] 버너화염감지장치의 국산화 개발품 소개. (주)남북이엔지, 2001.
[4] 기본운전지침서 I. 기술보고서, 한국전력공사 울산화력발전처, pp. 13-20, 1990.
[5] 보일러정비 I. 기술보고서, 한전기공주식회사 수화력기술연수원, pp. 1-99, 1998.
[6] Combustion Fossil Power Systems by Combustion Engineering Co. pp. 4~10. 1982.
[7] P. H. Chase and G. R. Lovejoy, "New scanner uses visible light to detect flame," Power Engineering, pp. 1~4. 100April 1982.
[8] Ramesh Jain, Rangachar Kasturi, and Brian G. Schunck, Machine Vision. McGraw-Hill, Inc., 1995.
[9] Simon Haykin, Neural Networks. NJ: Prentice Hall, pp. 6~67, 1999.

저 자 소 개



김성신(Sungshin Kim)
1996년 : Georgia Institute of Technology
전기공학과 졸업 (공학박사)
1998년~현재 : 부산대학교 전기공학과
조교수
관심분야 : 지능제어, 데이터 마이닝,
공정최적화

Phone : +82-51-510-2374
Fax : +82-51-513-0212
E-mail : sskim@pusan.ac.kr

배현(Hyeon Bae)

2001년 : 부산대학교 전기공학과 졸업 (공학석사)
2001년~현재 : 부산대학교 전기공학과 박사과정
관심분야 : 지능제어, 퍼지 논리, 공정자동화

박동재(Dong-Jae Park)

2002년 : 부산대학교 전기공학과 졸업 (공학석사)
현재 : 한전기공 울산사무소 근무
관심분야 : 자동제어

안항배(Hang-Bae Ahn)

2002년 2월 : 부산대학교 전기공학과 졸업 (공학사)
2002년~현재 : 부산대학교 전기공학과 석사과정
관심분야 : DPNN, 오존예측