

타이어 분류 코드의 효율적 인식을 위한 MCBP망

구 건 서[†] · 오 해 석^{††}

요 약

본 논문은 타이어에 각인된 타이어 분류 코드인 DOT(Department of Transportation)코드 인식 처리를 위해 타이어 문자를 영상 처리한 후 신경망을 이용하여 코드 문자 인식 시스템을 구축한 것이다. 타이어에 각인된 문자 부분을 영상 처리시, 타이어 표면에 각인된 문자가 조명에 민감한 반응을 보일 뿐 아니라 난반사로 인한 문자 경계선이 왜곡되는 현상과 인접한 두 개의 문자가 한 레이블을 갖는 현상이 발생된다. 따라서 본 논문에서는 이러한 특성을 고려한 타이어 영상 처리 알고리즘을 제안하여 실험을 통해 유효성을 증명하였다. 또한 타이어 분류 코드인 DOT 코드를 효율적으로 인식하기 위해 인식기를 다중 연결한 MCBP(Multi-Chained BackPropagation)망을 제안하였다. MCBP망에서는 타이어 개별 문자 영역에 대한 X, Y축 투영 값을 추출하여 문자 영역 분류를 위한 특징 값과 가로, 세로 7×8 정규화를 이용한 개별 문자의 특징을 추출하여 인식 처리한다.

본 논문에서는 MCBP망에 의해 인식된 결과와 DOT 코드 데이터 베이스를 비교 처리하는 후처리를 통해서 오인식율을 3% 줄였다. 학습 및 인식 결과는 단일 역전파망에 비해 학습시간에서는 60%의 개선과 효과를 얻었으며, 인식율은 90%에서 95%로 향상되었다. 또한 후처리까지 포함하면 전체 인식율을 98%까지 증가되는 높은 인식율을 얻을 수 있었다.

MCBP Neural Network for Efficient Recognition of Tire Classification Code

GunSeo Koo[†] · HaeSeok Oh^{††}

ABSTRACT

In this paper, we have studied on constructing code-recognition system by neural network according to a image process taking the DOT classification code stamped on tire surface. It happened to a few problems that characters distorted in edge by diffused reflection and two adjacent characters take the same label, even very sensitive to illumination for recognition the stamped them on tire. Thus, this paper would propose the algorithm for tire code under being conscious of these properties and prove the algorithm efficiency with a simulation. Also, we have suggested the MCBP network composing of multi-linked recognizers for efficient identify the DOT code being tire classification code. The MCBP network extracts the projection value for classifying each character's region after taking out the projection of each character's region on X, Y axis, processes each characters by taking 7×8 normalization.

We have improved error rate 3% through the MCBP network and post-process comparing the DOT code Database. This approach has a accomplished that learning time get's improvement at 60% and recognition rate has become to 95% from 90% than BackPropagation with including post-processing, it has attained great rates of entire of tire recognition at 98%.

[†] 정 회 원: 숭의여자전문대학 전자계산과

^{††} 정 회 원: 숭실대학교 정보과학대학

논문접수: 1996년 9월 13일, 심사완료: 1997년 2월 10일

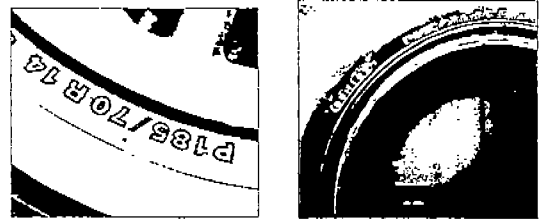
1. 서 론

현대 산업의 생산 라인에서는 노동 인력 확보의 어려움과 인건비 증대 그리고 생산 기술의 고급화 요구 등으로 인하여 산업 자동화가 생산성 향상 및 비용 대 효과면에서 경제 발전의 필수조건이 되고 있다[1]. 특히 영상 인식 기술에 의한 문자 및 물체 인식이 생산 현장에서 필수적으로 요구되는 단계에 이르렀을 뿐만 아니라, 영상 인식 및 처리 기술의 적용 분야가 미래의 산업 생산 발전에 중요한 요소로서 그 위치를 점유할 것으로 기대된다[2, 3, 4].

따라서 본 연구에서는 기존 OCR(Optical Character Recognition)을 위한 영상 처리 기술과는 달리, 타이어에 각인된 문자 영상을 처리하기 위해 타이어의 특성(난 반사, 고립점 발생) 등을 고려한 알고리즘을 개발하였고, 아울러 영상 처리된 타이어 코드는 개별 문자로 추출된 후 MCBP망에 의해 타이어 분류 코드로 인식한다. 따라서 타이어 제조 공장의 무인 자동화 시스템을 구축하기 위하여 먼저, 타이어 제품별 자동 분류 시스템을 구현한다. 이를 위해 실제 자동차 타이어 제조 공장을 모델로 자동차 타이어 제조 업체가 원하는 자동 분류에 초점을 맞추어 연구하였다. 이때 자동차 타이어 분류 코드로 사용되는 코드는 미국 교통성이 제안한 국제 규격 코드인 DOT 코드로서 타이어를 제품별로 분류하는 요소가 된다. 이러한 DOT 코드는 타이어 제품에 관한 모든 정보가 집약된 코드이다. 즉, DOT 코드의 구성은 제조 공장 코드, 타이어 규격 코드(size code), 트레드 패턴 코드(tread pattern code), 브랜드 코드(brande code), 생산년(年)과 주(週)를 나타내는 코드로 구성되어 있다[5].

이와 유사한 연구는 지난 92년에 국내에서 타이어 분류를 위한 연구가 영상 처리 전문업체 및 대학에서 진행되고, 혹은 중단된 사례가 있다. 그 연구에서는 타이어에 각인된 규격 코드를 인식하여 타이어 제품을 분류하고자 하는 연구였다(그림 1)[6]. 그러나 이러한 규격 코드만으로는 타이어를 분류할 수 없다. 왜냐하면, 타이어 규격코드는 타이어 내경, 외경, 그리고 트레드부의 크기만을 나타내기 때문에 타이어를 분류하는 결정적인 요소가 되지 못한다. 실제 타이어를 분류할 때는 타이어 트레드부의 패턴에 따라 제품이 달라지므로 반드시 트레드부 패턴 코드가 추가

된 DOT 코드를 인식해야만 정확한 타이어 분류가 이루어 질 수 있다.



(a) 규격 코드 (b) DOT 코드

(그림 1) 타이어의 규격 코드와 DOT 코드
(Fig. 1) Size Code of Tire and DOT Code

2. 타이어 자동 분류 시스템 설계

2.1 타이어 분류 코드의 고찰

자동차 타이어의 분류 방법은 크게 두 가지로 나눌 수 있다. 첫 번째 방법으로는 현재 자동차 타이어 제조 업체에서 주로 시행하는 방법으로, 육안으로 판별하여 분류하는 방법을 사용하고 있다. 그러나 이러한 방법은 많은 인력이 필요하며, 자동화되지 못한 불이익과 손실 등이 발생하게 된다.

두 번째 방법은 영상 인식 시스템에 의한 분류 방법이다. 이러한 방법은 두 가지 방법으로 분류 되는데, 첫 번째는 타이어의 외형 인식에 의해 분류하는 방법이다. 즉, 타이어의 내경, 외경의 크기, 무게, 트레드 패턴을 조합하여 분류하는 방법으로 제한된 범위 내에서만 분류 가능하므로 비효율적이다[3, 4]. 또 하나의 방법은 본 논문에서 제안한 방법으로써 타이어의 각인된 코드 문자를 인식하여 타이어를 제품별로 분류하는 방법이다.

자동차 타이어의 분류 방법을 설계하기 위해 먼저 분류 코드의 구조를 고찰한다. 타이어에는 타이어에 관한 22가지 정보를 나타내는 문자들이 각인되어 있다. 이러한 정보가 함축된 코드는 미국 교통성이 제시한 DOT 코드이며, 타이어를 자동 분류할 수 있는 결정적인 요소가 된다[6].

이러한 코드 문자는 타이어 생산 공정을 통하여 생

〈표 1〉 DOT 코드의 구성
 〈Table 1〉 Configuration of DOT Code

DOT 코드 예						코드의 의미	
DOT	T7	RW	B	6	Y	3	2 4
①	②	③	④	⑤	⑥		
① DOT : 미국 교통성 코드			④ B6 : 트레드 패턴 코드		② T7 : 공장번호		
② T7 : 공장번호			⑤ Y : 브랜드 코드		③ RW : 타이어 규격 코드		
③ RW : 타이어 규격 코드			⑥ 324 : 생산 년도와 생산 주				

성된다. 성형 공정에서 만들어진 타이어는 가류 공정을 거치는 제조 공정에서 타이어 규격 코드가 타이어 측면에 양각 문자로 각인되고, 타이어 패턴 코드, 브랜드 코드, 주·년도 표시 등을 나타내는 코드는 음각으로 각인된다. 이렇게 각인된 DOT 코드는 타이어의 모든 정보를 함축하게 된다.

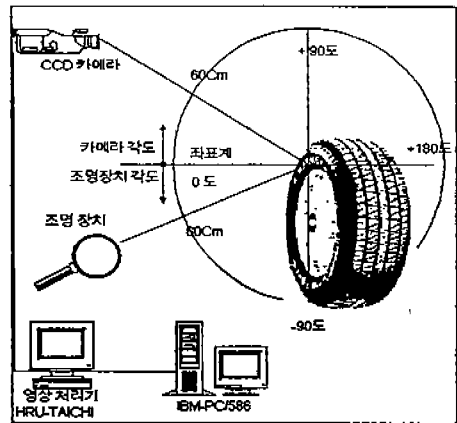
타이어에 각인된 〈표 1〉의 DOT 코드를 영상처리 과정을 거쳐 개별 문자로 추출하고, 추출된 각인 문자를 MCBP 망에 의해 인식하는 것이 전체 시스템의 목표이다.

2.2 타이어 표면의 반사 특성

타이어에 각인된 문자는 조명의 난 반사에 매우 민감하게 반응한다. 따라서 본 논문에서는 조명의 최적화를 위해 백열 전등에 암막장치를 한 후 2mm의 작은 구멍을 통하여 타이어 문자가 있는 부분에 조명을 비추으로써 문자 영역에 대한 영상이 훨씬 양호하게 입력될 수 있었다.

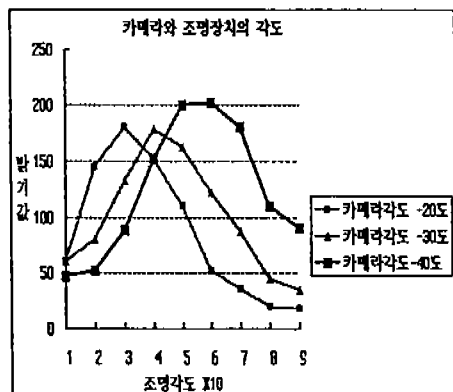
본 실험에서는 조명의 입사각과 카메라의 반사각을 변화시키며 타이어 표면의 밝기값을 측정 한 후 측정된 데이터를 이용하여 타이어 표면의 거칠기에 의한 specular 반사 특성을 분석하였다. 또한 일반적인 torrance-sparrow 모델을 타이어 표면에 적용하여 측정된 밝기 값으로 타이어 표면을 모델링한 반사 모델을 얻는다[7]. 실험은 양각부 표면과 그 배경 그리고 음각부 배경에 대해 수행하였다. 각 표면의 법선 방향인 원점을 중심으로 카메라의 거리를 600mm, 광원의 거리를 600mm로 고정시키고, 카메라의 각도가 -20°, -30°, -40° 인 경우에 대하여 각각 광원의 입사각을 0°에서 +90°까지 10° 간격으로 변화시켜 가며 영상에서 밝기 값을 측정하였다. 측정값은 타이어 표면의 불균일한 조도 분포를 고려하여 영상의 동일한 좌표에서 직선으로 10 화소의 밝기값을 평균하여 구하였다. 그 결과 〈표 2〉와 같이 조명과 카메라의 각도

가 -40°에서 가장 양호한 타이어 문자 영상을 얻을 수 있다. (그림 2)는 조명 장치와 카메라간의 입력 각도이고 〈표 2〉는 조명의 밝기값과 조명 각도의 관계를 나타낸 도표이다.



(그림 2) 조명과 카메라의 각도
 (Fig. 2) Angle of illumination and CCD camera

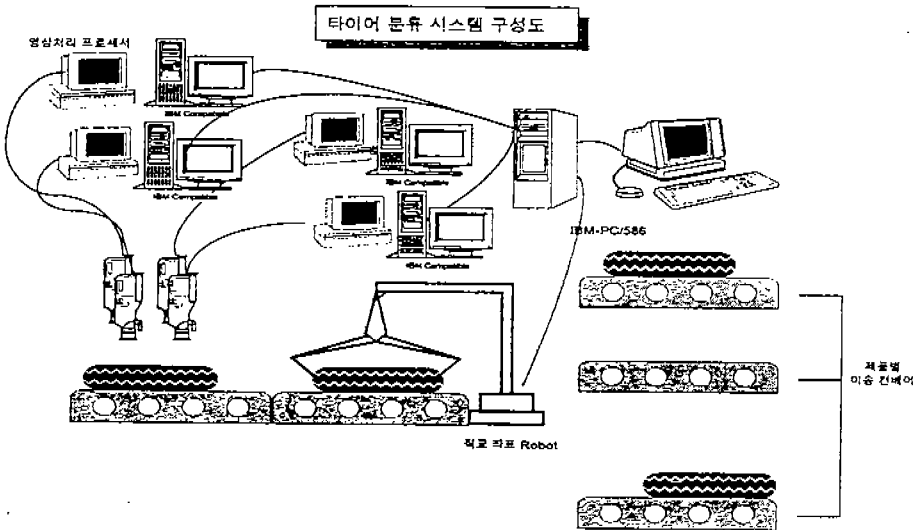
〈표 2〉 조명 각도와 카메라 각도의 관계
 〈Table 2〉 Relation of illumination and CCD camera.



2.3 시스템 구성 및 구성도

본 실험에 사용되는 장비는 CCD 카메라와 HRU-TAICHI-E2 영상처리 장비, IBM-PC/586 컴퓨터, 영상 출력용 그래픽 모니터 등이며, 프로그램 개발을 위한 언어로 WATCOM-C, MS-Visual C++ Ver. 4.0 을 사용했다. 타이어 분류 시스템 구성은 영상 처리 장비와 영상 처리를 위한 알고리즘 그리고 MCBP 인식 알고리즘을 수행하는 컴퓨터와 타이어 분류 코드

의 인식 결과가 직교 좌표 로봇에 전달되어 각 제품별로 이송하는 컨베이어 등으로 구성되어 있다. 이러한 타이어 분류 시스템은 제품별로 자동 분류가 가능하다는 장점 외에도 제품별 생산 누적도수를 구할 수 있고, 아울러 년/월별 생산 통계치를 구할 수 있는 특징을 가지고 있다. 타이어 분류 시스템 구성도는 (그림 3)와 같으며, 본 연구를 위해 사용되는 연구 장비의 사양은 <표 3>과 같다.



(그림 3) 타이어 분류 시스템 구성도
(Fig. 3) Configuration of Tire Sorting System

<표 3> 연구 장비
<Table 3> Equipment for Study

구분	품명	set수	사양
영상장비	HRU-TAICHI E2	2E/A	영상처리프로세서: HRU-TAICHI CORE 처리 속도: 40 nsec 처리 방식: 입력동기, ROI 기능 있음 영상메모리: 512 * 512 * 8bit * 12Frame 영상모니터: VGA 또는 아날로그 RGB (수평주파수 31.5KHZ, 수직주파수 59.9KHZ VGA, 아날로그 RGB변환)
	CCD(SONY X-77)	4E/A	외부 모노 4대, 칼라 카메라 1대(RGB 순차 배열)
	초음파센서	1E/A	거리 측정 가능, 물체검지 1소자 반사형
컴퓨터 장비	IBM-PC/586	1E/A	CPU: 586/166MHz Memory: 64M, HDD: 1.6GB * 2
	PRINTER	1E/A	인쇄속도: 8PPM, 해상도: 600DPT

2.4 타이어 분류 시스템 알고리즘

타이어 분류 시스템은 크게 6개의 단계로 나누었다. 먼저, 타이어 입력 및 영상 프레임 포획 단계에서는 타이어 문자 영상을 받는다. 경계선 추출 단계에서는 문자 영역을 추출하기 위해 문자의 경계선을 추출하고, 이를 토대로 후보 문자 영역을 추출한다.

후보 문자 영역은 등간 타이어 일부분에서 추출되었으므로 문자 영역이 기울어질 가능성이 높다. 이를 항상 일정한 방향으로 회전시키는 영상 분석 및 정규화 단계, 그리고 문자 영역에서 투영을 이용하여 타이어 개별문자를 추출하는 단계 그리고 인식 단계에 의해 타이어 코드를 인식하고, 타이어를 제품별로 분류한다. 이러한 시스템의 전체 알고리즘의 흐름도는 아래 (그림 4)와 같다.

위의 흐름도에 의한 시스템 전체 알고리즘에 관한 설명은 다음과 같다.

2.4.1 타이어 문자 영상 획득 단계

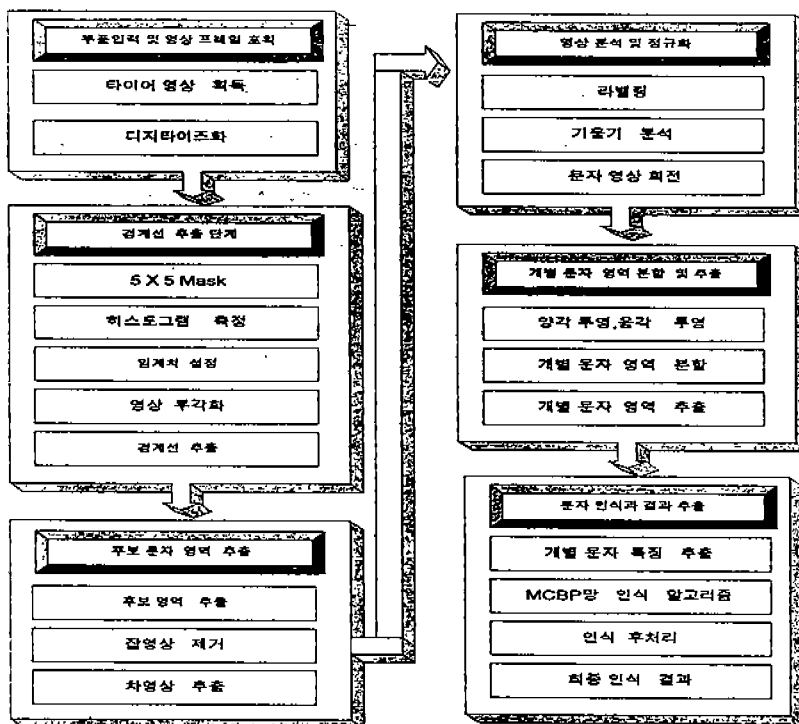
(1) 카메라가 영상을 획득하기 가장 유리한 위치(조명과 카메라의 각도)에 타이어의 문자 부분이 도달하면, 타이어 문자 영역 영상 1 프레임을 획득한다.

(2) 입력되는 타이어 영상은 아날로그이므로 이를 그레이 레벨(gray level) 영상 변환을 위한 디지털 타이즈화를 수행한다.

2.4.2 경계선 추출 단계

(1) 5×5 마스크를 이용하여 경계선을 추출한다.

경계선 추출 방법 중에는 Sobel 연산자, Robert 연산자, Prewitt 연산자 등이 있다. 이러한 연산자들은 3×3 마스크를 이용하는 방법으로 처리한다. 3×3 마스크로 이웃 화소의 그레이 레벨 값과 비교 연산하게 될 때 이웃 화소들이 별 차이를 가지고 있지 않기에



(그림 4) 타이어 분류 시스템의 흐름도
(Fig. 4) Tire Sorting System Flow Chart

문에 타이어 문자 영상에 적용하더라도 효과적인 문자 경계선을 추출할 수 없다. 또한 이러한 알고리즘을 타이어에 적용시킬 때 경계선의 깨짐 현상과 영상 왜곡이 발생하게 된다. 특히 타이어의 경우 조명에 의한 난 반사가 발생될 때 낮은 그레이 레벨을 가지게 된다. 따라서 본 논문에서는 타이어에 각인된 문자 인식에 있어서 타이어 표면의 난 반사 현상과 경계선의 왜곡에 의해 발생하는 노이즈 영상을 고려하여 5×5 마스크를 이용하였다. 5×5 연산자는 각 화소에 대하여 전체 영상에 순차적으로 중심점을 이동해 가면서 X방향의 연산자와 Y방향의 연산을 이용하여 각각 계산하게 된다.

〈식1〉은 수직 연산자를 적용하는 수식이며 〈식 2〉는 수평 연산자를 적용하는 수식이다.

	1	1	1	
		6		
	1	1	1	

(a) 수직 연산자

1				1
1		6		1
1				1

(b) 수평 연산자

1	1			
1				
		6		
				1
			1	1

(c) -45° 연산자

			1	1
				1
		6		
1				
1	1			

(d) 45° 연산자

(그림 5) 5×5 연산자

(Fig. 5) 5×5 Op.

5×5 연산자의 수직 추출 연산자를 적용했을 경우는

$$H_operation = (X_{1,2} + X_{1,3} + X_{1,4} + X_{5,2} + X_{5,3} + X_{5,4}) - (6X_{3,3}) \quad (1)$$

5×5 연산자의 수평 추출 연산자를 적용했을 경우는

$$V_operation = (X_{2,1} + X_{3,1} + X_{4,1} + X_{2,5} + X_{3,5} + X_{4,5}) - (6X_{3,3}) \quad (2)$$

5×5 연산자의 대각선 -45° 연산자를 적용했을 경우는

$$D_operation1 = (X_{1,1} + X_{1,2} + X_{2,1} + X_{4,5} + X_{5,5} + X_{5,5}) - (6X_{3,3}) \quad (3)$$

5×5 연산자의 대각선 45° 연산자를 적용했을 경우는

$$D_operation2 = (X_{4,1} + X_{5,1} + X_{5,2} + X_{1,4} + X_{1,5} + X_{2,5}) - (6X_{3,3}) \quad (4)$$

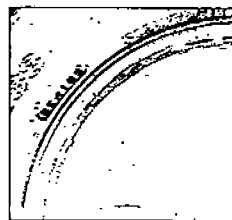
이러한 연산은 위의 4방향의 연산을 하게 되며 위 연산 중에서 최대값을 중심점의 값으로 적용하게 된다. 타이어의 난 반사로 인한 경계선 추출에 있어서 5×5 마스크 연산자를 이용해 얻는 영상은 기존의 연구 방법인 Sobel 연산 처리 영상[8], Robert 연산 처리 영상[8], Prewitt 연산 처리 영상[8, 9], Laplacian 연산 처리 영상[8], 1차 미분 연산 처리 영상[8, 9], 그리고 2차 미분 연산 처리 영상[8]과 비교했을 때 기존 알고리즘보다 30% 정도 효율적인 영상을 추출할 수 있었다. (그림 6)은 기존 연산 처리 방법에 의해 얻어진 영상과 본 논문에서 제안한 5×5 마스크 영상을 비교한 그림이다.



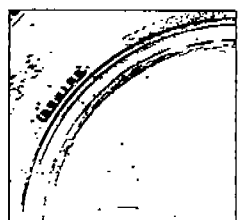
(a) 타이어의 원영상



(b) Sobel 연산 처리 영상



(c) Robert 연산 처리 영상



(d) Prewitt 연산 처리 영상



(e) Laplacian 연산 처리 영상



(f) 1차미분 연산 처리 영상



(g) 2자미분 연산 처리 영상



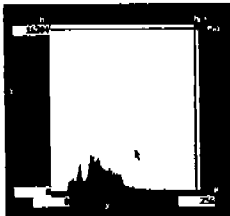
(h) 5 × 5 Mask 영상

(그림 6) 5 × 5 마스크 영상과 기존 경계선 추출 알고리즘 비교

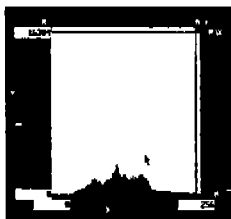
(Fig. 6) Compare Algorithm 5 × 5 Mask Image with another Edge Detection Algorithm

(2) 5 × 5 마스크 후의 영상의 히스토그램을 이용하여 임계치를 측정한다.

본 논문에서의 히스토그램 측정은 디지털 영상이 그레이 레벨 범위 내로 적절하게 스케일 되었는지를 조사하는데 적용되며, 또한 이진 영상의 임계값을 결정하기 위해서 히스토그램을 이용하게 된다. 5 × 5 마스크 연산자를 사용했을 때에 (그림 8)과 같이 나타난다. 이러한 히스토그램의 의미는 (그림 7)의 타이어 원영상에 대한 히스토그램과 비교 할 때 히스토그램의 폭이 넓은 경우 영상 처리시 문자 영역이 더욱 명확해진다는 것을 의미한다.



(그림 7) 원영상의 히스토그램
(Fig. 7) Histogram of the Original Image



(그림 8) 5 × 5 마스크 후의 히스토그램
(Fig. 8) Histogram after 5 × 5 Mask Image



(그림 9) 임계치를 적용한 영상
(Fig. 9) Applied Threshold Image



(그림 10) 부각화에 의한 영상
(Fig. 10) Dipped Image

- (3) 그레이 레벨 영상에 대한 히스토그램을 이용한 임계값을 설정한다.
- (4) 추출된 임계값을 기준으로 이진화하여 각인 문자 영상 부분 중 튀어나오는 부분을 강조하여 영상의 부각화를 수행한다.
- (5) 영상 부각화 수행을 통해 문자 경계선을 추출한다.

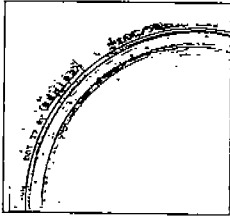
2.4.3 후보 문자 영역 추출

- (1) 부각화 된 영상에서 후보 문자 영역을 추출한다.
- (2) 고립점의 추출 및 제거에 의해 영상 강화를 수행한다.

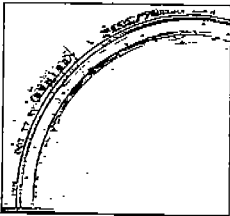
타이어 각인 문자의 후보 영역을 추출하기 위해 이진화시킨 후 경계선을 추출하는 알고리즘을 적용했을 때 타이어의 난반사로 인한 고립점이 많이 남게되며, 이러한 고립점은 노이즈 영상으로 존재한다. 여기에서 노이즈 영상이라고 하는 것은 이웃하는 화소가 8방향에서 0으로 싸여진 영상을 의미한다. 이러한 고립점은 라벨링(labeling)과 영상 처리 알고리즘 적용시 오류 발생의 원인이 된다. 본 논문의 실험 결과, 고립점이 노이즈 영상일 경우가 98%로 측정되었다. 따라서 고립점의 화소를 0으로 간주하여 노이즈 영상 부분을 제거한다. 이러한 절차를 거친 영상의 결과는 (그림 12)과 같이 영상 상태가 양호한 영상을 얻을 수

있다.

- (3) 문자 부분의 차영상 추출을 통해 문자 영역을 추출한다.



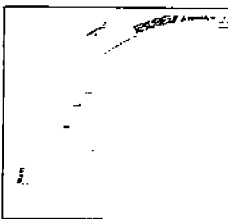
(그림 11) 후보 영역 추출 영상
(Fig. 11) Candidate Character



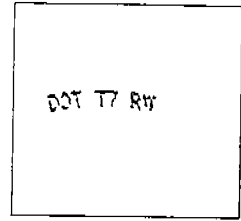
(그림 12) 고립점 제거 영상
(Fig. 12) Isolated Spot Extraction

2.4.4 영상 분석 및 정규화 단계

- (1) 더욱 선명해진 이진 영상을 라벨링함으로써 문자영역을 추출한다.
- (2) 각 문자의 라벨링 위치 값인 $(X_1, Y_1), (X_2, Y_2)$ 을 이용하여 문자 영역의 기울기 값을 유도한다.
- (3) 정규화 작업의 일환으로 도출된 기울기 값을 이용하여 문자 영역을 시계방향으로 영상을 회전한다.



(그림 13) 차영상추출 후의 영상
(Fig. 13) Differential Image Extraction



(그림 14) 정규화된 양각 문자 영상
(Fig. 14) Normalized Positive Stamped Character



(그림 15) 정규화된 음각 문자 영역
(Fig. 15) Normalized Negative Stamped Character



(그림 16) 투영에 의한 각인 문자 추출
(Fig. 16) Extraction of Stamped Character by Projection

2.4.5 개별 문자 영역 분할과 추출 단계

- (1) 정규화된 영상을 가지고 개별 문자의 위치를 탐색하기 위해 투영을 한다.
- (2) 투영 결과에 의해 개별 문자 영역을 분할한다.
- (3) 개별 문자 영역 분할에 의한 개별 문자를 추출한다.

2.4.6 문자 인식과 인식 결과 출력 단계

- (1) 타이어의 각인 문자 영상을 개별 문자로 입력받아 투영 정규화와 7×8 영상 정규화를 수행한다. 전자의 경우는 타이어 개별 문자 영역에 대한 투영값으로 X축과 Y축에 대한 투영값을 추출하여 문자 영역 분류를 위한 특징값으로 사용



(그림 17) 투영 후 개별 문자 추출 영상
(Fig. 17) Individual Character Extraction after Projection

하기 위한 정규화이며, 후자의 경우는 이진화된 문자 영상값은 평균적으로 20×20 비트 크기로 처리되어지나 항상 일정한 값으로 처리되지는 않으므로 이러한 입력 영상에 대해 7×8 의 평균값을 이용한 개별 문자의 특징을 위한 정규화를 수행한다.

- (2) 특징 추출된 값을 이용하여 MCBP망 인식 알고리즘에 의한 타이어 코드 문자를 인식한다.
- (3) 신경망 알고리즘에 의해 인식된 결과와 DOT코드 문자열을 데이터베이스 구축하여 인식 문자열과 비교하는 후처리 실시를 통하여 오인식율을 줄인다.
- (4) 최종 인식 결과를 출력하게 된다.

2.5 기존 인식 알고리즘과의 비교

기존 문자인식을 위해 사용되는 알고리즘은 문자 패턴의 표현과 분류 방법에 의하여 원형 정합(template matching) 방법[10]과 통계적(statistical) 방법[11] 및 구조 분석적(structural analysis) 방법[10, 11]으로 나누어진다. 그러나, 원형 정합 방법은 초기의 패턴 인식 시스템에서 주로 사용되었으며, 인쇄체와 같은 고정된 형태의 패턴을 인식하는데 사용된다. 통계적 방법은 패턴의 표현 방법에 따라 시스템의 인식 능력이 크게 좌우되는 특성[10]이 있어 필기체 문자의 인식에는 부적합하다. 구조적 문자 인식 방법은 한글과 같이 계층적 구조의 문자나 글자 모양의 변형이 다양한 필기체 문자 인식에 적합하기 때문에 현재 많이 연구되고 있다[12].

타이어에 각인된 DOT 코드 문자를 인식하기 위해서는 영상 전처리 과정에서 발생하는 노이즈 영상과 왜곡이 존재하더라도 이를 극복하고 인식할 수 있는 새로운 알고리즘이 적용되어야 한다. 따라서 기존의 문자 인식 방법에 비해 신경망 알고리즘은 다음과 같은 특성을 가지므로 타이어 코드 문자 인식에 적용함으로써 좋은 결과를 얻을 수 있었다.

신경망 모델은 학습 능력, 분산 지식 표현, 병렬 처

리 능력, 결함 극복(fault-tolerance) 능력 등의 공통적인 특성을 갖는다. 따라서 신경망을 사용하여 문자 인식 시스템을 구성할 경우 다음과 같은 장점을 갖는다. 첫째, 기존 인식 시스템들은 정적인 시스템으로 구성되어 있으나 신경망을 이용한 시스템은 학습과 기억을 통하여 문자를 인식하는 동적인 시스템이다. 이러한 동적인 특성으로 인하여 훈련되지 않은 다른 문자에 대해서도 학습 과정을 통해 쉽게 적응할 수 있는 능력을 갖게 된다. 둘째, 패턴에 포함되어 있는 노이즈 영상에 영향을 적게 받도록 시스템을 훈련할 수 있으므로 입력 문자 패턴의 변형으로 인한 문제를 해결할 수 있다. 셋째, 신경망의 병렬 처리 능력을 이용하면 인식 대상 문자의 수가 증가해도 빠른 시간 내에 인식할 수 있다. 신경망의 가장 중요한 기능은 패턴들을 분류하는 분류(classification and clustering) 기능이다.

이러한 특성을 갖는 신경망 알고리즘을 이용하여 타이어의 DOT 코드 인식을 수행하기 위해 홉필드 망(Hopfield network), 단층 퍼셉트론, 다층 퍼셉트론인 역전파 망을 구현하여 적용하였으나 홉필드 망의 경우 75%의 인식율이 더 이상 개선 되지 않았고[4], 인식율이 좋다는 역전파망의 경우도 88%에서 90% 사이의 인식율을 보였다. 따라서 본 연구에서는 인식율을 높이기 위해 인식기를 다중으로 연결한 새로운 형태의 다중 인식기의 개념인 MCBP 망을 개발하게 되었다.

MCBP 망에 의한 문자 인식의 수행에서 단일 역전파망과 비교했을 때 MCBP 망의 영상 인식의 특징은 다음과 같다.

첫째, 입력층 노드에 입력 패턴을 배정할 때에 기존의 알고리즘은 영상 데이터 값이 그대로 입력되는 반면에 본 연구에서 제안한 MCBP 망은 입력 영상을 이진값으로 변환하여 대략 20×20 비트 정도의 영상으로 처리한다. 이러한 이진 영상 데이터를 7×8 의 크기로 입력 패턴을 정규화한다. 이것은 신경망의 학습 속도를 개선시키는 물론 영상을 정규화함으로써

노이즈영상에 의한 경계선 왜곡에 따른 영향을 크게 받지 않는다는 장점을 가지고 있다.

둘째로는 기존의 역전파망을 이용해서 인식 처리했을 때 입력층의 노드수는 56개이나 인식될 결과를 나타내는 목적 패턴은 영문자 26자와 숫자 10자를 합쳐서 모두 36자이므로 이를 만족하는 출력층의 노드의 수는 $\log_2 36 \leq n$ 규칙에 의해 6개가 된다. 즉, 단일 신경망에 학습할 때 많은 학습 데이터에 대한 학습 시간의 오버헤드와 테스트 데이터의 인식 속도 그리고 숫자와 영문자의 유사성을 가진 문자에 대한 오인식의 문제점이 발생하게 된다.

결과적으로 각 MCBP망의 target value의 수는 MCBP1이 10개, MCBP2가 13개 그리고 MCBP2가 13개 (<표 3 참조>)이므로 target value를 위한 출력층의 노드의 수는 $(\log_2 10 \sim \log_2 13) \leq n$ 규칙에 의해서 4개의 비트가 된다. 따라서 단일 역전파망을 적용했을 때에 비해 MCBP 망이 학습시 오버헤드를 줄일 수 있다.

이때 MCBP 망에서 입력 데이터와 학습 패턴의 형태는 <표 4>와 같다. 이러한 결과를 처리하는 것은 MCBP1에서 MCBP3까지 처리함으로써 기존의 역전파망에 비해 처리 능력과 오인식을 줄일 수 있다.

3. 타이어 문자 인식을 위한 MCBP 망 설계

본 논문에서 제안한 인식 시스템인 MCBP 망의 구성은 크게 투영 특징 추출을 이용한 영상 분류 처리부와 정규화된 영상 특징 추출을 이용한 인식 처리부로 구성되어 있다.

(그림 18)에서의 같이 DOT 코드 문자를 영상 전처리하여, 개별 문자 영상을 추출하여 받은 데이터를 영상 정규화한 후 MCBP 망을 통해 인식한다. MCBP 망은 역전파 망을 다중 연결한 형태로서 인식하려는 문자들을 3개 그룹으로 나누어 인식 처리한다. 이러한 다중 연결 인식기를 사용하는 이유는 최근 비교적 높은 성능을 갖는 인식기가 많이 개발되었으나 이들 중 어느 것도 질이 낮은 패턴의 분류에 있어 단일 인식기만으로는 만족할만한 결과를 가져다 주지 못하고 있다[11]. 따라서 MCBP 망은 인식의 효율화를 위해서 숫자 0에서 9까지를 인식하는 MCBP1과 영문자 A에서 M까지 인식하는 MCBP2와 영문자 N에서 Z까지 인식하는 MCBP3의 세개의 그룹으로 나누어 그룹 별로 학습시킨 후 테스트 데이터를 인식한다.

타이어 문자 인식을 위한 MCBP 망의 수행 순서는 다음과 같다. 첫째 입력층 노드에 입력 패턴을 준다. 이때, 입력되는 값은 영상 처리를 거친 후 X, Y축의 투영값을 이용해 문자 그룹으로 분류한다. 이러한 역할을 담당하는 망은 MCBP0이다. MCBP0에 의해 분류된 문자 영상 데이터는 MCBP1, MCBP2, MCBP3

<표 4> DOT 코드 인식을 위해 비교된 알고리즘
 <Table 4> Compared Algorithm for DOT Code Recognition

종류 항목	휴필드 망	단층 퍼셉트론	역전파 망	MCBP 망
알고리즘의 특성	연상기억장치, 노이즈영상이 포함된 패턴, 왜곡된 패턴에 강함	센서층, 결합층, 반응층으로 구성, 결과는 0, 1로만 출력	학습패턴의 분류개수는 36자와 학습패턴의 수 890개로 학습 및 테스트 패턴의 인식이 제한적	학습 패턴을 3분류로 하여, 학습 및 인식을 나누어 수행하므로써 인식을 과 학습율이 증가
인식율	75%	-	88%~90%	95%
학습 시간	기억패턴을 사용하므로 학습시간은 없다.	-	18시간 36분	MCBP1: 2시간36분 MCBP2: 3시간23분 MCBP3: 2시간21분
적용 결과	타이어 코드특성에 맞지만 인식율 저조	적용할 수 없음	학습에 대한 부담이 크며, 90%이상 인식율 향상에 문제	95%까지 인식율이 향상되며, 후처리에 의해 인식율 및 정확도가 보완됨

에서 각각의 클래스 별로 7×8 정규화 영상의 학습 상태를 기반으로 문자 영상 데이터가 들어올 경우 각 클래스 별로 인식하게 된다. 이때 입력패턴과 학습패턴 및 처리되는 신경망에 관한 것은 <표 5>과 같다.

<표 5> 입력 패턴과 학습 패턴의 target value
<Table 5> Target Value of Input and Learning Pattern

패턴 속성	입력 패턴	패턴수	Target Value	10진 값	처리되는 신경망
숫자	0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9	10	00	0	MCBP1
영문자	A, B, C, D, E, F, G, H, I, J, K, L, M	13	01	1	MCBP2
영문자	N, O, P, Q, R, S, T, U, V, W, X, Y, Z	13	10	2	MCBP3

본 연구에서 제안한 MCBP 망의 상세 구성도는 (그림17)와 같다.

<표 6>는 MCBP1, MCBP2 그리고 MCBP3의 학습 패턴의 목표값을 나타내는 표이다.

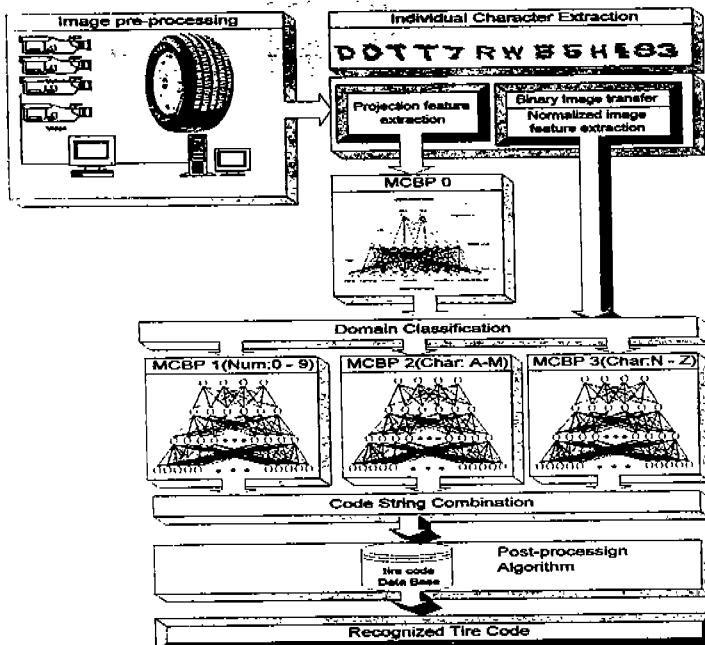
<표 6> MCBP의 학습패턴의 목표값
<Table 6> Target Value of Teaching Pattern of MCBP

(a)MCBP1의 목표 값

패턴	target value	10진 값	패턴	target value	10진 값	패턴	target value	10진 값
0	0000	0	4	0100	4	8	1000	8
1	0001	1	5	0101	5	9	1001	9
2	0010	2	6	0110	6			
3	0011	3	7	0111	7			

(b)MCBP2의 목표 값

패턴	target value	10진 값	패턴	target value	10진 값	패턴	target value	10진 값
A	0000	0	F	0101	5	K	1010	10
B	0001	1	G	0110	6	L	1011	11
C	0010	2	H	0111	7	M	1100	12
D	0011	3	I	1000	8			
E	0100	4	J	1001	9			



(그림 18) MCBP의 구성도
(Fig. 18) Configuration of MCBP

(c) MCBP3의 목표 값

세번	target value	10진값	세번	target value	10진값	세번	target value	10진값
N	0000	0	S	0101	5	X	1010	10
O	0001	1	T	0110	6	Y	1011	11
P	0010	2	U	0111	7	Z	1100	12
Q	0011	3	V	1000	8			
R	0100	4	W	1001	9			

MCBP 망의 장점은 단일 역전파망과 비교하여 분석했을 때 인식율과 속도면에서 향상되었다. 즉, 단일 역전파망을 통해 타이어 문자 인식 수행시 인식율은 90%정도 나왔으나, MCBP망의 경우 95%이상의 인식율을 보였다. 또한 학습에 관한 시간 역시 단일 역전파망에 비해 학습 시간이 60%정도 감소되었다.

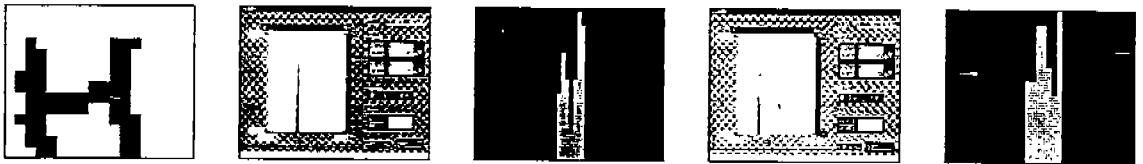
4. MCBP 망의 실험 결과 및 성능 평가

4.1 투영을 통한 개별 문자 추출

투영은 라벨링의 경우 한 픽셀로 연결될 때에 하나의 라벨이라고 정의하지만 이러한 라벨을 다른 라벨로 취급하고자 할 때 투영을 함으로써 두 개의 클래스로 나눌 수 있다. 따라서 타이어 분류를 위한 DOT 코드의 개별 문자를 추출하기 위해서는 투영을 통해 영상 처리한다. 이때 생성되는 투영에 관한 데이터는 개별 문자 추출 이외에 MCBP 망에 있어서 문자 그룹별 분할을 위한 데이터로 사용되기 때문에 이 과정은 중요하다.

본 논문에서는 투영 데이터의 결과를 수치 데이터로 변환시킨 후 학습 데이터로 적용하게 된다. 투영된 결과값을 그래프로 나타낸 (그림 19)에서 볼 수 있듯이 일정하게 변화되다가 숫자나 문자의 라인에서 급격한 변화를 보였다. 이러한 변화는 수평과 수직 변화값이 문자 분할을 위한 투영 특징 값으로 적용된다.

각 개별 문자의 한 프레임크기는 512 × 512이므로 투영에 의해 계산된 실제 값은 평균적으로 가로, 세



(a) 영문자 "H" 영상

(b) X축 투영값

(c) Y축 투영값

(그림 19) X, Y 투영의 그래프 값
(Fig 19) Graph Value of X, Y-axial Projection

<표 7> X, Y 투영 값
<Table 7> X, Y-axial Projection Value

C1	X:	0	0	0	0	3	3	5	7	12	12	7	8	7	9	8	9	12	0	0	0
	Y:	0	6	9	8	6	4	4	3	3	4	6	6	4	3	0	0	1	13	12	7
C2	X:	5	3	9	8	8	5	7	8	11	7	7	6	4	5	6	4	6	13	12	9
	Y:	6	10	17	9	7	5	7	5	5	5	8	7	7	7	3	0	4	18	30	14
C7	X:	0	4	5	5	7	11	15	17	15	12	12	11	11	11	16	14	8	6	5	0
	Y:	10	12	8	4	0	0	0	11	11	13	6	5	11	10	11	8	11	10	5	1
D1	X:	0	5	3	4	7	9	10	10	10	10	12	12	10	12	9	3	4	2	1	0
	Y:	4	3	0	0	2	7	10	3	4	10	8	6	8	8	8	1	3	14	17	
D7	X:	0	0	6	7	10	12	9	4	4	8	10	5	3	3	6	7	6	2	0	0
	Y:	1	5	4	5	4	4	2	9	10	12	10	4	6	7	4	2	2	2	3	2

로 20 정도의 화소 크기를 갖는다. <표 7>는 타이어 코드 문자를 투영한 데이터이며, 이러한 데이터는 MCBP 망에서 각 문자 그룹별 분류를 위해 적용된다.

4.2 입력 영상의 정규화를 통한 특징 추출

투영에 의해 얻어진 개별 문자는 <표 8>에서와 같이 항상 20×20의 화소를 갖는다는 보장은 할 수 없다. 왜냐하면 카메라 각도, 조도의 양 등 외적인 요소 이외에 각인된 문자의 크기도 약간의 오차가 있으므로 이를 항상 일정한 크기로 정규화해야 할 필요가 있다. 또한 특징 추출은 주어진 패턴을 분류하기 위해 하나의 객체를 가장 잘 표현할 수 있는 특징을 추출하여 특징 벡터를 만드는 과정이다. 결과적으로 특징의 선택에 따라 전체 인식율이 결정된다. 그러므로 적합하지 못하거나, 잘못 선택된 특징들을 사용하면 주어진 패턴에 대해 충분한 정보를 포함하지 못하게 되며, 그 결과 인식율의 저하를 초래한다[11].

입력되는 개별 문자 영상을 읽어들이어 이진화된 비트 값으로 그 문자 영역에 대한 특징을 추출하는데, 이 과정은 7 행 8 열의 영상으로 재추출한다. 이러한 정규화의 의미는 타이어 각인 문자에 노이즈 영상이 있더라도 일정한 크기로 세그멘테이션한 평균값으로

특징 추출을 수행함으로써 오인식률을 줄일 수 있다. 그리고 <표 9>에서 마지막 0111은 영문자 "H"의 target value이다.

<표 9> 이진화된 "H"를 7×8로 정규화한 데이터
<Table 9> Normalized data on 7×8 of Binary Character "H"

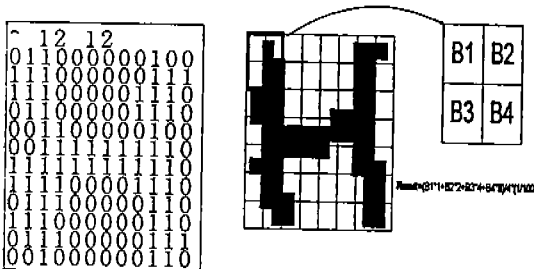
0.3261	0.3696	0.0000	0.0870	0.4348	0.0000	0.0000	0.0000
0.1522	0.5435	0.0000	0.3478	0.8696	0.0000	0.0000	0.0000
0.0000	0.9565	0.8261	1.0000	0.8696	0.0000	0.0000	0.0000
0.0000	0.5217	0.0000	0.0870	0.8478	0.1087	0.0000	0.0000
0.1522	0.5000	0.0435	0.0870	0.6739	0.1087	0.0000	0.0000
0.1522	0.3696	0.0000	0.0870	0.5000	0.1087	0.0000	0.0000
0.0000	0.3043	0.6087	0.4783	0.4130	0.5000	0.5000	0.8478
0	1	1	1				

4.3 타이어 분류 코드 문자 학습 및 인식

본 논문에서 제안한 MCBP 망은 입력 영상에 대한 7×8 영상 정규화된 데이터를 가지고 학습 한다. 학습하기 위한 제어 파라미터는 다음과 같이 설정해준다. <표 10>에서는 제어 파라미터에 해당되는 값을 배정하였다. 학습 패턴의 갯수는 MCBP1의 213개, MCBP2의 273개 그리고 MCBP3의 204개 등 모두 690개의 학습패턴을 25개의 타이어를 대상으로 반복해서 DOT코드를 입력받아 학습시켰다. 학습을 위해 획득된 패턴의 상태를 선별하여 학습 패턴을 받았기 때문에 1개의 타이어에서 평균 2번 반복해서 저장하였다.

입력층(input layer)의 노드(unit) 갯수는 MCBP1, 2, 3 모두 56개이며, 출력층(output layer)의 노드 갯수는 4개이다. 각 중간층(hidden layer)의 갯수는 2개로 하였으며, 첫 번째 중간층은 12개, 두 번째 중간층은 6개의 노드를 두었고, 출력 가중치(output weight)를 생성하는 출력 파일(dump file)은 MCBP1.DMP, MCBP2.

<표 8> 입력 문자 "H"를 이진 변환한 값
<Table 8> Binary of Character "H"



<표 10> MCBP의 제어 파라미터
<Table. 10> Control parameter of MCBP

	-i	-o	-hh	-h1	-h2	--ftrain	--fdump	-samp	-r	-t	-w+	-w-	-torrerr
MCBP1	56	4	2	12	6	MCBP1.TRN	MCBP1.DMP	213	1000	2'36'	0.5	-0.5	0.0001
MCBP2	56	4	2	12	6	MCBP2.TRN	MCBP2.DMP	273	1000	3'23	0.5	-0.5	0.0001
MCBP3	56	4	2	12	6	MCBP3.TRN	MCBP3.DMP	204	1000	2'21	0.5	-0.5	0.0001

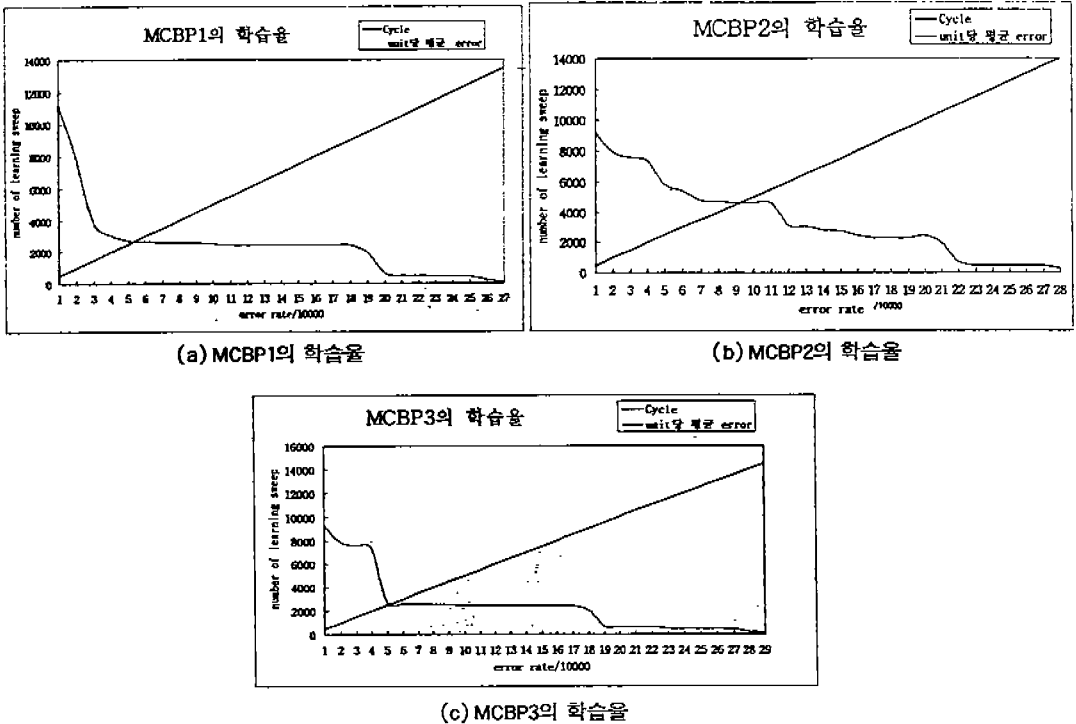
DMP 그리고 MCBP3. DMP로 정의하였다. 학습 상태 값의 출력 간격은 1000 사이클로 하였으며, MCBP1의 학습 시간은 2시간 36분, MCBP2는 3시간 23분 그리고 MCBP3은 2시간 21분이었다. 무작위 가중치의 상한값(upper bound)과 무작위 가중치의 하한값(lower bound)은 3개망 모두 $-0.5 \sim 0.5$ 이다. 또한 총 오류 허용치는 0.0001로 정의하였다.

일반적으로 노드의 수가 많을수록 계산량이 많아 학습 시간이 늘어나지만, 본 실험에서는 평균 단위를 계산 시간이 아닌 learning sweep (즉, 모든 패턴이 신

경망에 1번씩 출현한 후 1씩 증가하는 단위)으로 적용해서 시스템이 안정될 때까지 몇 번의 learning sweep이 발생했는가를 비교하였다. 각 MCBP 망에 대한 학습을에 대한 실험은 <표 11>에 기술하였다.

그것은 각 MCBP 망에 대해서 learning sweep의 증가에 따라 신경망이 산출해 내는 TSS(Total error Sum of Square)가 어떻게 변화하는가를 나타낸다. 도표에서 보는 바와 같이 학습이 진행되면서 오류가 점점 감소함을 알 수 있다.

<표 11> MCBP의 학습율
<Table 11> Learning Rate of MCBP



<표 12> 인식 결과
<Table 12> Result of Recognition

0.068211 0.963094	0.968211 0.009630		0.068211 0.009630
Classification 결과 [GOTO MCBP2]	Classification 결과 [GOTO MCBP3]	...	Classification 결과 [GOTO MCBP1]
0.001675 0.031597 0.991167 0.006372	0.001675 0.031597 0.986372 0.001167	...	0.001325 0.031597 0.984566 0.983272
개별문자 인식 결과 [D]	개별문자 인식 결과 [O]	...	개별문자 인식 결과 [3]
인식 결과 :[D][O][T][T]7[DR][W][B][6][H][1][8][3]			

4.4 인식 결과의 후처리

타이어 자동 분류의 가장 큰 핵심은 정확한 DOT 코드의 인식에 있다. 이러한 DOT 코드 중에서 타이어 분류를 위해 반드시 인식해야할 코드 부분은 규격 코드와 트레드부 패턴 코드 그리고 브랜드 코드에 의해 분류된다. 따라서 인식된 코드 문자 중에 사용되지 않는 문자로 인식 되었거나, 코드 테이블에 해당하는 값이 존재하지 않는다면, 그 결과는 오인식이다.

즉, 공통적으로 타이어 코드 문자인 DOT 코드 문자로 사용되지 않는 것은 영문자 G, I, O, Q, S, Z 모두 6자이다. 또한 트레드 패턴 코드의 두 번째 문자는 숫자 0에서 9까지로 구성되어 있다. 따라서 이러한 규칙을 기반으로 인식된 문자를 재검증하는 후처리 알고리즘과 규칙은 (그림 20)과 같다.

영상 전처리 과정을 통해서 얻어지는 문자의 상태가 양호하지 못할 경우 MCBP 망에서 오인식되어 출력되었을 때 그 결과는 잘못된 코드값으로 처리된다. 따라서 DOT 코드 개별 문자를 인식한 결과를 (표 13)과 같이 DOT 코드 데이터베이스에 조회하여 올바른 인식이 이루어졌는지 판단해볼 필요가 있다. 개별 문자의 인식이 낮거나 혹은 처리 과정에서 오인식

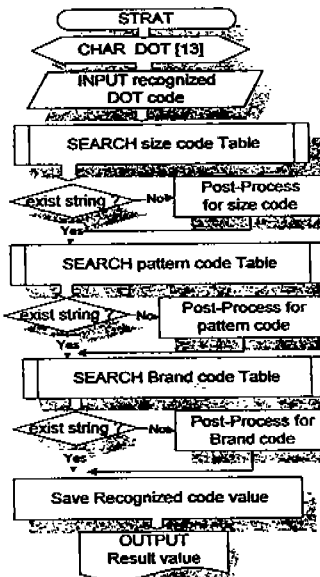
된 문자가 있더라도 후처리의 도움을 얻어 타이어를 바르게 인식할 수 있기 때문에 후처리는 필수 불가결한 과정이다.

이렇게 인식된 코드 값이 DOT 코드 테이블에 비교한 후 존재하지 않는다면 오인식으로 간주한다. 이를테면 첫 번째 문자가 B 다음에 숫자가 와야한다면, 인식된 값이 영문자 I로 인식되었을 때 인식된 문자는 I

〈표 13〉 후처리를 위한 코드 테이블
 〈Table 13〉 Code table for post-processing

CODE	SIZE	...	CODE	SIZE
AA	-	0A	-	
AB	-	0B	-	
:			:	
AX	185/55R15		0X	-
AY	P225/50R15		0Y	-
A1	195/50R15	01	-	
A2	225/50R15	...	02	-
:	:		:	
A9	P225/50R16	09	275/80R24.5	
A0	9-15LT	00	-	

(a) 규격코드



[규격 코드 후처리 규칙]	
1단계 :	DOT[6]은 영문자 A-Y, 숫자 0-9 모두 30자 안에서 형성
2단계 :	DOT[6]에 "G", "T", "O", "Q", "S", "Z"가 있으면 오인식
3단계 :	규격코드는 DOT[6], DOT[7]이므로 "SIZE.COD"에서 검색
4단계 :	만일 해당되는 코드 대응값이 존재하지 않으면 오인식
5단계 :	유사문자 사이에 높은 확률 문자와 대치
[트레드 패턴 코드의 후처리 규칙]	
1단계 :	DOT[8]은 영문자 A-Y, 숫자 0-9 모두 30자 안에서 형성
2단계 :	DOT[9]은 숫자 0-9자 안에서 형성
3단계 :	DOT[8], DOT[9]에 "G", "T", "O", "Q", "S", "Z"가 있으면 오인식
4단계 :	패턴 코드는 DOT[8], DOT[9]이므로 "PATTERN.COD"에서 검색
5단계 :	만일 해당되는 코드 대응값이 존재하지 않으면 오인식
[브랜드 코드의 후처리]	
1단계 :	DOT[10]은 영문자 H, A, V, T, P, E, J, L, M (총 9자중 한 개의 문자)
2단계 :	DOT[8], DOT[9]에 "G", "T", "O", "Q", "S", "Z"가 있으면 오인식
3단계 :	브랜드 코드는 DOT[10]이므로 "BRAND.COD"에서 검색
4단계 :	만일 해당되는 코드 대응값이 존재하지 않으면 오인식

(그림 20) 후처리 작업의 알고리즘
 (Fig. 20) Algorithm for Post-Processing

패턴	CODE	...	패턴	CODE
A0	-		Y0	T99
A1	894		Y1	F6
A2	806		Y2	F14
A3	H406		Y3	F75
A4	808		Y4	F35A
A5	810		Y5	BF01
A6	817	...	Y6	-
A7	818		Y7	-
A8	825		Y8	-
A9	827		Y9	-

(b)트레드 패턴 코드

CODE	BRAND
H	HANKOOK
A	AURORA
V	SPORT4
T	TBC
P	PROWLER
E	SOLAR
J	TRIBUNE
L	GENERRAL
M	LOADHOG
Y	SATURNVI

(c)브랜드 코드

가 아니라 숫자 1로 처리하는 후처리 기법을 적용하였다. 이러한 후처리까지 수행한 후의 인식율은 98% 까지 상승하였다.

4.5 실험 결과 및 성능 평가

문자 영역을 3개 그룹으로 나누어 인식하는 기법을 사용하는 MCBP 신경망의 특징은 비슷한 문자들의 오인식을 방지할 수 있고, 문자 인식을 위한 학습과 인식에 있어서 효율성이 보장되며, 신속성 또한 보장된다. 다층 역전파망을 본 연구에서 모델로 사용한 이유는 여타 다른 신경망보다 좋은 인식율과 강력한 학습 능력을 기본으로 하며, 실제 구현시에도 인식이 보장되기 때문이다. 따라서 본 논문에서는 이러한 다층 역전파망을 계층적으로 연결하여 각인 문자 인식에 있어 수행 속도를 높임은 물론 인식율에 있어서도 탁월한 능력을 발휘하는 시스템을 구축하였다.

단일 역전파망을 사용했을 때와 MCBP 망을 사용했을 때를 비교해보면 다음과 같다.

하나의 역전파 망을 통해 영문자, 숫자 모두 36개의 학습과 인식을 시도할 경우에는 많은 양의 데이터를 한꺼번에 학습해야 하기 때문에 기본적으로 많은 시간과 유사 패턴이 나올 경우 오인식의 잠재성을 배제할 수가 없다. 그러나 MCBP의 사용을 통해 숫자 영역과 문자 영역 부분을 나눠서 학습하고 인식할 경우 기존의 단일 역전파 알고리즘에 비해 오인식율을 10% 정도 줄일 수 있으며, 아울러 인식 속도도 향상된다.

본 논문에서 제안한 MCBP 망을 이용하여 타이어 문자를 인식한 후에 인식된 문자열을 후처리 작업에 의해 보정 처리된 실험 결과는 <표 10>과 같다.

이것은 타이어 25개를 평균 2번 반복해서 590개의 양각, 음각 타이어 문자 영상을 받아 영상 처리후 인

<표 14> 실험 결과 대응표
<Table 14> Result of Simulation

(a) 실험 데이터

코드 값	인식 값	오인식 문자수	규격코드에 대응값	트레드
DOT T7 RW B6 Y 324	DOT T7 RW B6 Y 324	0	P195/70R14	888
DOT T1 BA B6 Y 125	DOT T1 BA B6 Y 125	0	P215/50R13	888
DOT T7 BB B5 Y 145	DOT T7 BB B5 Y 145	0	P225/55R16	878
DOT T1 CE C6 Y 105	DOT T1 CE C6 Y 105	0	195/60R15	880
DOT T1 DR A8 Y 125	DOT T1 DR A8 Y 125	0	155/70R12	825
DOT T1 BC A7 Y 334	DOT T1 BC A7 Y 334	0	P205/55R16	818
DOT T1 AV B5 Y 315	DOT T1 AV 75 Y 315	1(B)	P205/50R15	878

(b) 실험 결과

	성공문자수/ 실험문자수	처리시간 (초)/개	부분성공 율(%)	전체성공 율(%)
전처리	590/590	2.5	100	100
문자영역추출	575/590	1.3	97.5	97.5
개별문자추출	568/575	2.1	98.8	96.2
문자인식	541/568	1.5	95.2	91.7
후처리후결과	557/568	2.3	98.0	94.4
합계	557/590	9.7	98.0	94.4

식을 위한 학습을 시켰다. 그리고 테스트 패턴 590개에 대하여 인식하고 그리고 후처리를 수행하였다. 타이어 영상을 받아 인식 처리에서 최종 결과를 얻는데 소요되는 시간은 평균 9.75sec/frame이며, 인식율은 98% 정도의 정확도를 보였으나, 영상 처리 과정에서 개별 문자 추출 과정의 오류는 제외시켰다.

5. 결 론

본 논문은 타이어에 각인된 타이어 분류 코드인 DOT코드 인식 처리를 위해 타이어 문자를 영상 처리한 후 신경망을 이용하여 코드 문자 인식 시스템을 구축한 것이다.

타이어는 영상 처리시 조명에 민감한 반응을 보일 뿐 아니라 난 반사로 인해 문자 경계선이 왜곡되는 현상과 인접한 두 개의 문자가 한 레이블을 갖는 현상이 발생하는 특성을 고려한 타이어 영상 처리 알고리즘을 제안하였고, 실험을 통해 유효성을 증명하였다.

또한 타이어 분류 코드인 DOT 코드를 효율적으로 인식하기 위해 인식기를 다중 연결한 MCBP 망을 제안하였다. MCBP 망에서는 학습 및 테스트 패턴을 인식할 때 X, Y축에 대한 투영값을 추출하여 문자 영역 분류를 위한 특징값으로 적용하였고, 이진화된 개별 문자가 일정한 크기로 입력되지 않기 때문에 가로, 세로 7×8 정규화를 이용한 개별 문자의 특징을 추출하여 인식 처리 하였다.

그리고 본 논문에서는 MCBP망에 의해 인식된 결과와 DOT코드 데이터 베이스를 비교 처리하는 후처리를 통해서 오인식율을 3% 줄였다. 학습 및 인식 결과는 단일 역전파망에 비해 학습 시간에서는 60%의 개선과 인식율에서는 90%에서 95%로 향상되었고, 후처리까지 포함하면 인식율을 98%까지 향상시켰으며, 전체 인식율은 98%의 높은 인식율을 얻을 수 있었다.

본 연구를 수행하는데 있어서 중요한 의미는 현재 국내에서 운용되는 대부분의 공장 자동화를 위한 영상처리에 의한 분류 시스템 장비들이 수입장비 및 수입기술에 의존하고 있는데, 본 연구를 통해서 분류 시스템이 개발될 경우 수입 대체 효과와 응용 분야 확대로 공장 자동화의 가속화 및 자동화로 인한 원가 절감이 이루어지며, 아울러 완벽한 제품 분류 시스템

구축으로 제품 신용도 증대 뿐만 아니라 영상 인식 연구를 비롯한 관련 학문 발전에 많은 공헌이 되리라 예상된다. 그러나 처리 속도면에서는 아직 상품성에 조금 떨어진다. 이러한 면을 개선시키기 위해서는 타이어에 각인된 코드 문자 추출시 발생하는 노이즈 영상이 존재하더라도, 퍼지 영상 강화를 수행한다면 문자 영상을 보다 선명하게 처리할 수 있으므로 인식 속도와 인식율이 개선되리라 전망한다.

참 고 문 헌

- [1] 이상용, "각인문자 인식 시스템의 구현," 숭실대학교 대학원 석사학위논문, 1993.
- [2] 구건서, "각인문자인식을 이용한 부품분류," 한국정보과학회 '94 가을 학술논문발표집, pp. 431-434, 1994.
- [3] 구건서, 이기성, 오해석, "자동차 타이어의 자동 분류 시스템 개발을 위한 영상 처리," 한국정보과학회 '95 봄 학술 발표 논문집, 제22권 1호, pp. 237-240, 1995.
- [4] 구건서, "휴필드 신경망을 이용한 타이어 분류 코드 인식," 승의논총 20집, 1996.
- [5] 한국타이어, 타이어 지식, pp. 18-46, 1996.
- [6] 오영진, "타이어 측면 문자 인식 방안에 관한 연구," 고려대학교 석사학위논문, 1993.
- [7] 이재용, "표면의 반사특성을 이용한 타이어의 정보추출과 조명조건," 한국과학기술원 석사학위논문, 1995.
- [8] I. Pitas, Digital Image Processing Algorithms, Prentice Hall, pp. 223-230, 1993.
- [9] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, Digital Image Processing, Addison-Wesley, pp. 127-156, 1991.
- [10] V. K. Govindan, "Character Recognition-A Review," Pattern Recognition, Vol. 23, No 7, pp. 671-683, 1990.
- [11] 김봉근, "다중 분류기 결합을 위한 일반화된 행 위치식 공간," 숭실대학교 박사학위논문, pp. 1-20, 1996.
- [12] 백종현, 조성배, 이일병, "다중인식기의 결합방법-연구사례조사," 정보과학회지 제14권 제4호, pp. 49-62, 1996.

[13] Azries Rosenfeld and Avinash C. Kak, "Digital Picture Processing," Vol. 2, pp. 84-112, 1982.

[14] Christopher J. Matheus and William E. Hohensee, "Learning in Artificial Neural Systems," UI-UCDCS-R-87-1394, 1987.

[15] F. Kimura, M. Shridhar, "Handwritten Numeral Recognition Based on Multiple Algorithms," Pattern Recognition, Vol. 24, No. 10, pp. 969-983, 1991.

[16] Hopfield, J., "Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities," Proceedings of the National Academy of Sciences, Vol. 79, pp. 2554-2558, 1982.

[17] J. A. Freeman, D. M. Skapura, "Neural Networks Algorithm, Applications and Programming Technique," Addison-Wesley, pp. 127-156, 1991.

[18] Richard P. Lippmann, "An Introduction to Computing with Neural Nets," IEEE ASSP Magazine, pp. 4-22, 1987.

[19] V. Vemuri, "Artificial Neural Networks: Theoretical Concepts," the Computer Society of the IEEE, pp. 1-12, 1988.

[20] William K. Pratt, Digital Image Processing, John Wily & Sons, pp. 193-227, 1991.



구 건 서

1987년 3월 수원대학교 전자계산학과 졸업(학사)
 1990년 8월 숭실대학교 대학원 전자계산학과 졸업(석사)
 1997년~현재 숭실대학교 대학원 전자계산학과 박사과정 수료

1991년~1992년 (주)관악 R&D 연구개발실장
 1993년~현재 승의여자 전문대학 전자계산과 전임강사
 관심분야: 영상 처리 및 인식, 신경망, 퍼지 이론, 멀티미디어



오 해 석

1975년 서울대학교 응용수학과(학사)
 1981년 서울대학교 대학원 계산통계학과(이학석사)
 1989년 서울대학교 대학원 계산통계학과(이학박사)
 1976년~1979년 태평양화학(주)주임

1979년~1981년 (주)삼호 과장
 1990년~1991년 숭실대학교 정보과학대학 컴퓨터학부 교수
 1996년~현재 정보통신부, 통상산업부, 내무부, 총무처, 농수산부, 경찰청, 특허청 자문위원
 관심분야: 멀티미디어, 데이터 베이스, 영상처리(특히, 영상회의, 영상인식)