

## 자동차 스키드마크 인식을 위한 FE-SM/SONN

구 건 서\*

### The FE-SM/SONN for Recognition of the Car Skid Mark

Gun-Seo Koo\*

#### 요 약

본 논문은 차량이 급제동으로 인해 도로위에 생성된 스키드마크와 같이 형태가 모호하게 나타난 영상을 인식하기 위해 FE-SM/SONN을 제안하였다. FE-SM/SONN은 타이어 트레드 패턴이 뭉개져서 나타나는 스키드마크 경우, 그 패턴이 모호한 영상으로 취득된다. 이를 인식하기 위해 퍼지 이론과 트레드 패턴의 특징을 이용한 자기 조직 신경망 인식기를 통해 스키드마크를 인식하는 방법이다. 이러한 실험을 위해 48개 타이어모델과 144개 스키드마크가 사용되었고, 전체 인식율은 89%이며, 비교 분석을 위해서는 기존 역전파 인식기에 비해 인식률 면에서 13.51%가 향상되었고, FE-MCBP에 비해 8.78% 향상을 보였다. 이 논문의 기대효과로는 모호한 영상의 특징을 추출하여 인식이 가능하였고, 트레드 패턴 영상이 그레이 영상으로 나타날 경우도 퍼지 이론에 의해 인식이 가능한 것으로 연구결과 나타났다.

▶ Keyword : 스키드마크특징추출인식망, 스키드마크, 트레드패턴, 자기조직신경망

#### Abstract

In this paper, We proposes FE-SM/SONN for recognizing blurred and smeared skid mark image caused by sudden braking of a vehicle. In a blurred and smeared skid marks, tread pattern image is ambiguous. To improve recognition of such image, FE-SM/SONN reads skid marks utilizing Fuzzy Logic and distinguishing tread pattern SONN(Self Organization Neural Networks) recognizer. In order to substantiate this finding, 48 tire models and 144 skid marks were compared and overall recognition ratio was 89%. This study showed 13.51% improved recognition compared to existing back propagation recognizer, and 8.78% improvement than FE-MCBP. The expected

---

• 제1저자 : 구건서

• 투고일 : 2011. 12. 19, 심사일 : 2012. 01. 12, 게재확정일 : 2012. 01. 16

\* 송의여자대학 인터넷정보과 부교수(Dept. Internet Information & Processing, Soong Eui Women's College)

※ 본 논문은 2011년도 송의여자대학 학술 연구비 지원에 의한 것임.

effect of this research is achieving recognition of ambiguous images by extracting distinguishing features, and the finding concludes that even when tread pattern image is in grey scale, Fuzzy Logic enables the tread pattern recognizable.

▶ Keyword : FE-SM/SONN, Skid Mark, Tread Pattern, SONN(Self Organization Neural Networks)

## 1. 서론

자동차 산업의 발전과 경제 성장의 고도화와 함께 교통량이 기하급수적으로 증가하고 있다. 결과적으로 도로의 상태나 교통량, 자동차의 움직임 등과 같은 도로상의 각종 교통 정보의 자동 인식의 필요성이 대두되고 있는 실정이다[1]. 또한 차량 사고등과 같은 범죄 차량에 대한 유일한 단서가 스키드마크이다[2]. 따라서 자동차 스키드마크 인식은 교통사고의 원인 분석과 사고의 원인 요소로 적용되고 있다. 스키드마크 인식을 위해서 먼저 높은 해상도로 영상을 획득할 수 있는 고해상도 카메라와 이를 신속하게 처리하기 위해서는 획득된 스키드마크 영상을 인식처리 할 수 있는 알고리즘과 이를 온라인으로 연결하여서 데이터베이스 관리를 할 수는 컴퓨터 시스템으로 구성되어 있다[3]. 그러나 본 논문에서는 스키드마크 인식을 위해서는 고려해야 할 사항이 많다. 차량의 속도, 차량의 정지 전 속도 따라 스키드마크가 불확실하게 나타나게 된다. 이유는 승용차 스키드마크는 타이어 트레드 패턴에 의해 나타나기 때문이다[4].

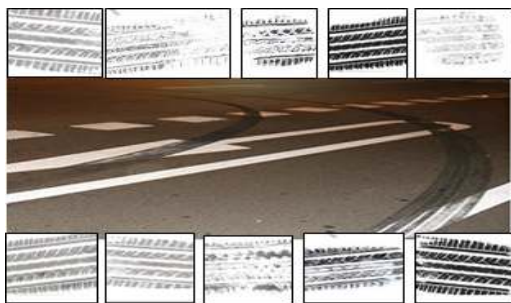


그림 1. 스키드마크 사례  
Fig. 1 the sample of the skid mark

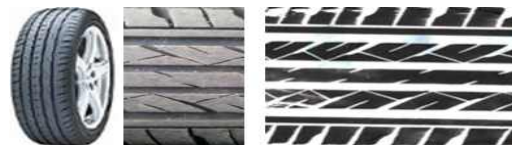
이를 위한 인식알고리즘을 퍼지신경망을 이용하게 된다. 퍼지 신경망은 수많은 뉴런에 분산 저장되는 정보가 동시에 처리되는 병렬 분산처리 방식으로 데이터처리가 가능하고, 기억되어 있는 데이터와 유사한 입력정보가 들어왔을 때 그것을 확률적으로 유사 값으로 전환하여 연산하고 기억하는 연산기억능력이 있어, 불확실한 정보 인식과 자기조정 학습 기능

을 갖고 있어 현재 패턴 인식, 신호처리, 최적화, 제어기 설계 등에 광범위하게 응용되고 있다[6]. 스키드마크 인식을 위해 퍼지신경망 알고리즘을 적용하는데 있어 고려해야 할 사항이 있다. 첫째 스키드마크 인식을 위해서 스키드마크패턴 인식 학습에 시간이 오래 걸리고 유사 스키드마크 패턴 인식을 위한 학습에 어려움이 있다. 둘째는 스키드마크 인식 학습이 완료된 후 학습 패턴 외에 일반적인 시험 트레드 패턴인식의 사람의 눈과 경험으로도 인식이 모호한 정도였으나 본 논문에서는 효율적인 스키드마크 인식을 위해서는 퍼지이론을 이용한 추론 방법으로 신경망인식을 적용하였다. 본 연구의 범위는 현재 상용되고 있는 타이어 종류 중 승용차용 한국타이어 48종으로 제한했으며, 실험에 적용된 타이어는 스키드마크를 추출하기 위해 속도차를 두고 144개의 스키드마크를 실험에 적용하였다. 그러나 아쉽게도 기존 스키드마크 인식 연구사례가 전혀 없고, 단지 기존 인식 알고리즘에 스키드마크 영상을 인식 결과만 분석하였다.

## II. 스키드마크와 퍼지신경망 인식

### 1 스키드마크의 의미

자동차 바퀴 자국인 스키드마크는 주행 중인 차량을 강제로 멈추게 하고자 할 때, 타이어가 노면과 마찰되면서 타이어 흔적을 남기게 된다. 이때 발생한 타이어흔적을 스키드마크(skid mark)라 한다[2].



(a) 트레드 패턴(Tread pattern) (b)스키드마크(skid mark)

그림 2 트레드 패턴과 스키드마크  
Fig 2. Tread pattern and skid mark

그림 2와 같이 차량의 급제동과 스키드마크의 생성과정은 차량의 속도가 급감할 정도로 강한 제동이 차량에 작용하면 차량의 후륜에서 전륜으로 무게의 이동이 갑작스럽게 발생한

다. 노면상의 마찰은 전륜 및 후륜이 노면과 접지하는 지점에서 차량의 후미 방향으로 힘을 가하지만 질량의 중심은 차량의 전면 쪽으로 이동을 계속하려 한다. 차량의 전면부분이 지면방향으로 쏠리게 되고 상대적으로 차량의 후미부분은 하늘 방향으로 올라가는 형태의 노즈 다운(nose down) 현상이 나타난다. 이러한 현상 때문에 전륜에는 열이 많이 발생하고, 후륜에는 상대적으로 열이 적게 발생하게 되어 전륜의 스키드마크만을 남기는 경우가 빈번하다.

타이어가 지나치게 찌그러지면 트레드의 가운데 부분보다 가장자리가 더 큰 하중을 받아 대부분의 열이 가장자리에 발생함으로써 트레드의 가운데 부분보다 가장자리에 더 진하고 뚜렷한 흔적을 남기게 된다[4].

### 2 트레드 패턴의 종류와 분류

트레드 패턴은 상품으로서의 외관보다는 제동력과 구동력의 증가, 조정성과 안정성의 향상, 미끄럼 방지, 타이어 방열과 소음 발생의 감소, 승차감 향상 등에 목적으로 만들어졌다. 트레드 패턴을 이해하면 자신에게 가장 적합한 타이어를 고를 수 있다. 트레드 무늬는 리브, 러그, 블록 등 3가지 기본적인 패턴에 이 무늬들을 서로 조합시킨 것들이 있다[5].

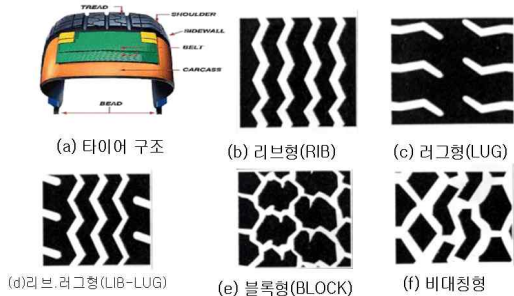


그림 3 트레드 패턴의 종류  
Fig 3. A kind of Tread Pattern

그림(b) 리브 패턴(rib pattern)은 타이어의 원주방향을 따라 여러 개의 홈을 만들어 놓은 것으로 옆 방향 미끄럼에 대하여 저항이 커서 조향성이 좋으며, 소음도 적기 때문에 포장도로를 고속 주행하는 데 적합해서 승용차의 기본형으로 많이 사용된다. 주로 승용차나 경트럭용에 채용되고 있다. 그림(c) 러그 패턴(lug pattern)은 타이어의 회전방향에 대하여 직각에 가까운 홈을 여러 개 파놓은 것이다. 이것은 포장되지 않은 도로에서의 구동력과 제동력은 강하나 소음이 크고 고속 용으로는 좋지 않다. 견인력이 크고 방열성이 좋아 트럭과 버스에 사용되고 있다. 주로 트럭, 버스, 소형 트럭, 건설과 산업용 차량에 사용된다. 그림(d) 리브 러그 패턴은 자동차 제

동력을 높이기 위해 리브형과 러그형의 장점을 취하도록 슬더부에 깊은 러그형 모양을 취해 구동력과 제동력을 얻을 수 있다. 그림(e) 블록 패턴(block pattern)은 노면과의 접촉부분이 하나하나 독립된 블록으로 이루어진 것으로 블록의 형태에 따라 4각, 6각, 마름모형 등이 있다. 이것은 견인성과 제동성이 클 뿐만 아니라 가로방향으로의 미끄럼이 작아 스노우 타이어나 건설용 차량에 채용되고 있다. 그림(f) 비대칭 패턴은 좌우의 패턴이 다른 것으로 주로 경주용 자동차에 많이 사용된다. 코너링시 타이어의 바깥쪽 접지력을 높여주어 고속으로 코너를 돌 수 있다[5].

### 3 스키드마크(Skid Mark)에 의한 속도계산

스키드마크는 제동조치로 타이어 회전 멈추면서 노면에 나타난 차량의 활주흔적을 말한다. 여기서 나타나는

스키드마크의 종류는 두 가지가 있는데 먼저 스킵 스키드마크(Skip-SM) 진했다 얹어지는 현상이며, 두 번째 갭 스키드마크(Gap-SM)는 이격거리 형성된 현상을 말한다. 스키드마크가 한쪽에만 나거나, 길이가 다른 경우는 사고 차량의 타이어 모두가 갑자기 멈추면서(Lock) 차체의 무게중심이 한쪽 타이어로 전이, 한쪽면의 타이어에만 하중이 많이 걸림으로써 한개의 타이어흔적만 발생(이 경우에는 타이어 흔적이 거의 직선에 가깝게 나타나며)되지만 실제 모든 타이어가 제동되었으므로 타이어가 정상적으로 미끄러진 것으로 간주하고 긴 스키드마크로 속도 추정치를 계산한다[2,3].



그림 4 스키드마크에 의한 차량 속도 측정  
Fig 4. Measurement of Car Velocity by the Skid Mark

그림 4와 같이 스키드마크의 색깔이 진했다가 얹어질 때 경우는 연속된 스키드마크로 간주 적용하며, 스키드마크의 좌우 길이가 각각 다를 때 경우에는 좌·우 길이 중, 긴 것으로 적용한다. 스키드마크의 수가 바뀌수와 다를 때 경우는 가장 긴 스키드마크 적용한다. 스키드마크가 중간에 끊어진 때는 차량진동에 의해 생긴 경우는 이격거리에 포함적용하고, 제동을 풀었다 건 경우는 이격거리 빼고 적용한다. 사고차량의 타이어가 한쪽만 제동된 경우, 제동된 바퀴만 미끄러지고 제동되지 않은 바퀴는 굴러 가기 때문에 제동된 바퀴 쪽으로 타이어흔적이 구부러져서 나타남. 속도 추정 시에는 스키드마크의 길이를 둘로 나누어 평균치를 구해 사용하게 된다[3]. 그

림 4와 같이 스키드마크를 통해 차량 속도를 추정할 수 있다. 이를 위한 스키드마크에 의한 속력 계산은 식(1)와 같다.

$$V = \sqrt{254 \times F \times S \pm E} \dots\dots\dots (1)$$

V: 추정속도, F: 마찰계수이고 S: 스키드마크 길이,  
E: 5%오차로 = ±0.05(+: 오르막길, -: 내리막길)

표 1 노면의 종류와 마찰계수  
Table.1 A Kind of Road Surface and Friction Coefficient

노면별 상태	건 조	습 도	비토, 습운	빙 결
아스팔트포장	0.8	0.7	0.6	0.3
콘크리트포장	0.8	0.6	0.4	0.3
연 화 포 장	0.7	0.4	0.3	0.2
자 연 도 로	0.5	0.4	0.3	0.2

예를 들면 비오는 날 승용차가 사고를 발생 시켰는데 당시 노면에 SM가 10m였다. 사고 직전 속도를 계산하면, SM(S): 10m, 우천 노면 마찰계수 (f): 0.6, 식 1에 의하면 V=39km/h를 얻을 수 있다. 스키드마크를 통한 차량 속도 추정 근거는 에너지보존법칙, 속도 가속도 이론에 의해 스키드마크에 의한 추정속력 계산공식을 유도해낼 수 있다.

스키드마크의 시작점이 사람의 눈으로 식별되지 않은, 식별키는 어려운 흔적을 남기면서 시작되므로 실제 나타난 흔적만으로 계산하며 실제 속력보다 다소 적은 수치의 속력임을 유의해야 한다. 이를 위해 표 1과 같이 노면의 종류와 상태별 마찰계수를 고려해야 한다.

**4. 윤곽선의 구분을 위한 퍼지화**

타이어 스키드마크가 발생하는 이유는 급제동에 의해서 발생되므로 트레이 패턴의 윤곽선이 애매모호하게 나타 날 수밖에 없다. 따라서 이러한 애매한단 윤곽선을 효과적으로 추출하기 위해 퍼지 규칙을 적용하여 퍼지 멤버십 함수로 표현된다. 본 논문에서 사용되는 퍼지 멤버십 함수는 다양한 유형의 퍼지집합을 표현하기 위해 사다리 형태 함수와 시그모이드 함수를 결합한 형태를 사용한다. 이 멤버십 함수는 식(2)와 같이 두 개의 시그모이드 함수와 하나의 1의 값을 갖는 상수 함수로 구성된다.

$$G(x, C, L_{Len}, R_{Len}, M) = \begin{cases} S(x, C - L_{Len}, C - \frac{1}{2}, C) & \text{if } C < X \\ 1 & \text{if } C \leq X < C + M \\ 1 - S(x, C + M, C + M + \frac{R_{Len}}{2}, C + M + R_{Len}) & \text{if } X \geq C + M \end{cases} \dots\dots\dots (2)$$

식2의 함수들에 의해 표현된 멤버십 함수를 그래프로 보여 준다. 퍼지변수의 수가 적으면 인식능력이 낮은 단점을 보완하기 위해 비선형 시그모이드 함수와 결합하는 방법으로 멤버십함수를 적용하게 되면 인식을 면에서 기존 퍼지멤버십 함수에 비해 우수한 것으로 알려졌다. 그런데 본 연구에서는 퍼지 c-means 클러스터링에 의한 영상 인식을 수행한다. 여기서 클러스터링은 산제된 데이터를 몇 개의 그룹으로 분할하는 방식이다. 이때, 동일 그룹 내의 데이터는 유사한 성질을 가지고, 그룹간의 평균적 성질은 될 수 있는 서로 상이한 패턴들로 분할하는 특성이 있다[1].

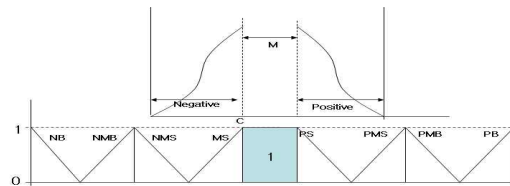


그림 5. 스키드마크 인식을 위한 멤버십 함수  
Fig. 5. Membership function for Skid Mark Recognition

그림 5와 같이 스키드마크 인식을 위한 멤버십 함수에 의해 정규화된 소속 함수의 값은 아래 표 2와 같이 나타났듯이 입력 타이어 모델과 일치되는 값에 유사 값이 나타남을 알 수 있다.

표 2 스키드마크 멤버십함수의 추출값  
Table. 2 The Extraction Value of Skid Mark Membership function

입력값	NB	MS	PS	PB
1	0.950	0.716	0.485	0.214
2	0.865	0.734	0.415	0.214
3	0.765	0.652	0.323	0.247
4	0.612	0.950	0.762	0.456
5	0.502	0.867	0.842	0.654
6	0.428	0.789	0.912	0.785
7	0.345	0.672	0.950	0.843
8	0.267	0.589	0.812	0.901
9	0.173	0.432	0.721	0.943
10	0.214	0.486	0.821	0.950

즉, 퍼지 멤버십 함수의 추출 특징은 각 스키드마크의 영상이 그레이 레벨의 영상 농도를 사용하게 되는데, 두 개의 행을 더해 하나의 행으로 표시하고, 흑과 백의 차이 농도의 차이에 의한 스키드마크의 트레이드 패턴 영상을 분류하는 멤버십 함수의 추출 값의 결과는 표 2와 같다.

### III. 스키드마크 인식 모듈

#### 1 FE-SM/SONN 모델

본 논문에서 자동차 스키드마크 인식을 위해 적용하려는 SONN(Self-Organizing Neural Networks)모델은 베즈덱(James Bezdek)의 퍼지 c-means 알고리즘의 퍼지 멤버십 등식을 신경망과 융합한 자율적인 자기조직화 신경망 모델이다[6]. 따라서 이 모델은 외부의 교사를 필요로 하지 않는다. 이 모델은 주어진 입력에 대한 클러스터의 수나 클러스터의 중심에 대한 사전 지식 없이 자율적으로 클러스터에 관한 정보를 제공하여 주로 패턴분류와 패턴인식 등에 적합하며 좋은 결과를 보여주고 있다[6]. SONN모델에 쓰이는 SONN알고리즘은 분류상으로 자율적인 학습을 하며 연속적인 입력값을 처리할 수 있는 알고리즘으로서, 코호넨의 자기조직화 모델과 유사한 점이 있다. 그러나 코호넨 모델과는 많은 차이점이 있다[9].

그림 6은 본 논문에서 제안한 FE-SM/SONN 모델의 기본 개념으로 그림 6에서 보는 바와 같이 입력벡터가 입력층으로 들어오고 거리층과 멤버십층에서 피드백 하면서 클러스터들의 정보를 제공하여 준다. 이 모델의 두드러진 장점은 자기조직화 기능이다. 즉, 자동차가 급정지로 인해 발생하는 스키드마크는 트레드 패턴이 차량의 앞으로 쏠림 현상에 의해 일그러지는 형태로 나타난다. 이것은 입력의 클러스터 중심점 등에 관한 불확실한 스키드마크의 입력정보 대해 클러스터와 퍼지 멤버십에 관한 정보를 제공하게 된다.

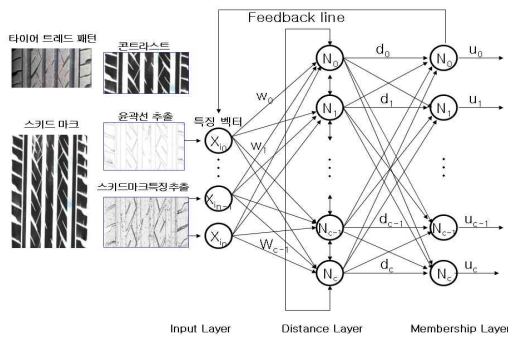


그림 6. FE-SM/SONN의 모델  
Fig. 6 The Model of FE-SM/SONN

#### 2. FE-SM/SONN 시스템의 구성도

본 연구에서 제안한 FE-SM/SONN 모델의 특징은 그림

6와 같이 트레드 패턴 영상 등록 모듈과 스키드마크 영상 검증 모듈로 나누어진다.

트레드패턴 영상 등록 모듈은 먼저 트레드 패턴 영상 획득을 위해 고해상도 디지털 카메라를 통해 얻어진 차량 스키드마크 영상을 디지털화 한 후, 영상 전처리 과정에서는 트레드 패턴을 인식을 위해 윤곽선 추출을 하게 된다. 이 단계에서는 트레드 패턴 윤곽선 특징을 추출하게 되는데, 특징 추출 영상이 일정하지 않기 때문에 이를 위해 영상 정규화를 수행한다. 트레드 패턴을 분류하기 위해 FE-SM/SONN 인식기를 이용하여 인식을 수행한 후 퍼지 멤버십 결정 공식을 통해 모호한 트레드 패턴을 분류하게 된다.

스키드마크 영상 검증 모듈의 경우는 트레드 패턴이 차량의 급정지에서 얻어진 스키드마크인식은 트레드 패턴 영상 등록 모듈과 흡사하다. 단지 인식단계에서 검색 비교에서 인식에 따른 신뢰도 지수를 평가하는 항목이 추가된다. 이유는 정확한 인식을 위해 본문에 제안한 FE-SM/SONN을 통해 얻어진 결과 값을 후처리 작업으로 신뢰도 지수에 의해 트레드 패턴을 검증하는 것이 본문의 특징이다.

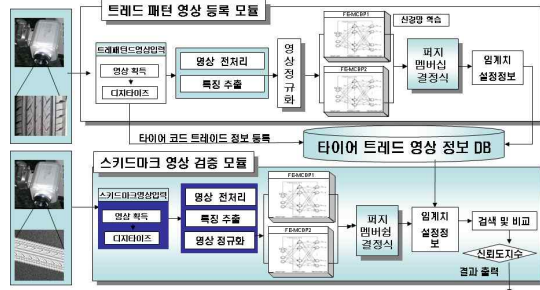


그림 7. 스키드마크 인식 시스템의 구성도  
Fig.7 Recognition system Diagram of the skid mark

#### 3 학습 목표와 신뢰도 지수

본 논문에서 채택한 스키드마크 인식기의 특징은 인식을 높이기 위해 인식기를 분리 했다는 점이다. 퍼지 신경망이 학습된 목표값에서 어느 하나의 유닛 결과가 0.75를 초과하게 되면, 스키드마크와 트레드 패턴 인식 결과를 출력하게 된다. 또한 이러한 인식 결과는 오인식 결과를 줄이기 위해 임계치로 설정하고, 이 값을 신뢰도 지수로 설정하여 인식하게 된다. 예를 들면 출력 유닛의 개수를 타이어 트레드 패턴의 개수와 같게 함으로서 인식된 결과가 학습 목표값과 일치하는 지를 검색할 수 있으며, 이로 인해 오인식 요소를 줄일 수 있다. 그러나 실험 대상이 되는 48개의 모델의 수치 가운데 가장 큰 값은 0.950이고 두 번째 큰 값은 0.214이 된

다. 이렇게 인식된 결과에 대한 신뢰도 측정을 하게 된다. 신뢰도 수식은 식 3과 같이 정의했다.

신뢰도 지수(Reliability Factor)

$$RF = \frac{MAX(bit\_array(i)) - 2nd\_MAX(bit\_array(i))}{MAX(bit\_array(i))}$$

$$= 1 - \frac{2nd\_MAX(bit\_array(i))}{MAX(bit\_array(i))} \dots\dots\dots(3)$$

따라서 FE-SM/SONN망에 의해 처리된 목표값을 나타내는 이진 배열에서  $MAX(bit\_array(i))$ 은 0.950이고  $2nd\_MAX(bit\_array(i))$ 는 가장 낮은 경우에는 0.214이므로 신뢰도 지수를 구하면  $(0.950 - 0.214)/0.950 = 0.775$ 가 된다. 따라서 본 논문에서는 RF의 값이 0.775이상이면 인식 결과의 신뢰성을 갖는 것으로 간주하여 인식 결과를 출력한다. 이때 신뢰도 지수를 0.775으로 지정한 이유는 인식 결과의 비트 배열에서 가장 큰  $MAX(bit\_array(i))$ 와 스키드마크의 인식 범위 안에서 두 번째로 큰  $2nd\_MAX(bit\_array(i))$ 차에 대한 비율 값이다. 실제 FE-SM/SONN에 출력된 결과 가운데 최대 값과 두 번째로 큰 값에 대한 신뢰도를 평가한 값이다. 대체적으로 신뢰도 지수가 0.775일 때 결과값을 믿을 수 있는 한계치로 설정했다.

#### IV. FE-SM/SONN 구현 및 성능 평가

##### 1 FE-SM/SONN에 의한 스키드마크 인식

FE-SM/SONN에 의한 스키드마크 인식 프로그램의 개발을 위한 툴은 비주얼베이직 6.0을 사용하였으며, FE-SM/SONN 신경망개발은 비주얼 C++ 6.0을 사용하였다. 그리고 데이터베이스 툴은 오라클 데이터베이스 9.i를 사용하였다. 프로그램의 절차는 그림 8의 프로그램 구성도와 같은 순서에 의해 구현되었다. 수행된 결과 프로그램은 그림 8과 같이, 먼저 스키드마크 영상을 취득한 후 디지털화 시킨다.

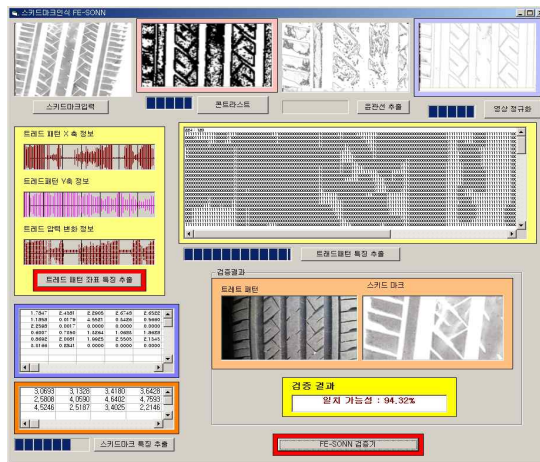


그림 8 FE-SM/SONN에 의한 스키드마크인식시스템  
Fig. 8 Recognition system of the Skid Mark by FE-SM/SONN

영상 강화를 위해 영상 콘트라스트를 수행하여, 트레드패턴을 추출하기 위해 에지 추출을 수행한다. 이때 타이어 영상이 기울어 졌을 경우를 대비해 패턴 영상을 정규화 한다. 그 후 스키드마크의 특징을 추출하여 트레드패턴과 비교 분석하는 과정과 스키드마크의 모호한 영상을 위해 퍼지 신경망이 적용되어 수행 되었다. 퍼지 신경망이 학습된 목표값에서 어느 하나의 유니트 결과가 0.75를 이하일 경우, 인식이 불가능하거나 오인식 요소가 있어 무시하고, 0.75 이상만을 인식 결과로 신뢰도 지수를 두어 출력하게 된다.

##### 2. FE-SM/SONN의 실험 결과

본 논문은 자동차 스키드마크 영상을 인식하여 트레드패턴 코드로 전환하는 시스템으로 성능을 비교하였다. 그러나 이집게도 기존 스키드마크 인식 연구사례가 전혀 없고, 단지 본 연구에서 제안한 방법과 기존 인식 알고리즘에 스키드마크 영상을 인식 결과 분석하였다.

표 3. 시험에 적용된 타이어 모델  
Table. 3. Adapted Tire Model of Test

바이어스	래디알		
	60시리즈	70시리즈	78시리즈
550-13 145-13/585-13	185/60R13	165/70R13	AR78-14
560-13 155-13/615-13	205/60R13	185/70R13	BR78-15
560-14 155-14/615-14	225/60R14	185/70R14	CR78-14
590-14 600-14/845-15	215/60R14	196/70R14	DR78-15
700-14 735-14	245/60R14	215/70R14	ER78-16
750-14 755-14	255/60R14	235/70R14	GR78-17
800-14 825-14	265/60R14	245/70R14	FR78-18

실험을 위해 표 3과 같이 성능평가에 사용된 타이어 모델은 48종류로 차량의 속도에 3가지로 영상 취득한 영상은 총 144개의 스키드마크의 영상을 디지털 카메라를 통해 획득했다. 성능평가는 스키드마크 영역을 추출하고 이를 정규화하여 개별 패턴을 추출하는데 까지 걸리는 시간을 비교하였고 아울러 최종 FE-SM/SONN을 이용한 인식률도 비교하였다.

따라서 아래 표 4와 같이 차량 스키드마크 영상획득에서 인식단계까지 소요되는 총 소요 시간은 3.7초가 소요되며, 아울러 본 연구는 스키드마크 영상을 취득하기 위해 속도별 스키드마크를 취득하였다. 스키드마크 특징 추출 시간이 0.8초가 소요되었다.

표 4. 전체 실험 결과  
Table. 4 Result of all tests

단계	분야	실험스키드마크수	성공스키드마크수	부분 성공률(%)	최종 성공률(%)	영상처리 시간(초)
영상 전처리		148	148	100%	100%	0.2
디지털타이즈		148	148	100%	100%	1.2
콘트라스트전환		148	146	99%	99%	0.8
패턴 에지추출		146	141	97%	96%	0.2
패턴정규화		141	139	99%	94%	0.4
SM특징추출		139	135	97%	91%	0.8
최종 결과 출력		135	132	98%	89%	0.1

표 4는 전체 실험 결과로 차량 속도에 의해 트레드패턴이 일그러져서 나타나는 스키드마크의 인식을 위해 에지 추출과 패턴 정규화 과정을 수행했다. 이 과정까지는 94%의 성공률을 얻을 수 있었고, 스키드마크의 특징 추출 결과 차량 트레드마크 패턴과 최종 비교 결과 89%의 성공률을 얻을 수 있었다. 표 5와 같이 기존 역전파 인식기로 인식했을 경우에 비해 본 논문에서 제안한 FE-SM/SONN에 의한 인식 방법이 빠르고 인식률도 우수한 것으로 나타났다.

표 5. 성능비교분석표  
Table. 5 Analysis of performance comparison

단계	분야	성공SM수/실험SM수	처리시간(초)	인식성공률(%)	인식실패수(수)
역전파인식기		112/148	6.8	75.68%	36
FE-MCBP		119/148	4.2	80.41%	29
FE-SM/SONN		132/148	3.7	89.19%	16

### V. 결론 및 기대효과

본 연구는 차량 스키드마크를 인식하기 위한 인식기인 FE-SM/SONN를 제안하여, 스키드마크의 경우 차량의 급정지 속도에 의해 타이어 트레드 패턴이 일그러지는 현상이 발

생하게 된다. 이를 인식하기 위해서는 영상 전처리와 모호한 영상 특징 추출을 위한 알고리즘이 필요했는데, 이를 위해 퍼지이론과 자기 조직 신경망인 SONN의 특성을 적용했다. 중요한 것은 타이어의 경우 트레드 부의 균일한 패턴으로 이루어졌기 때문에 노면에 트레드 패턴의 자국이 곧 스키드마크가 된다. 훼손된 스키드마크의 경우도 육안으로 인식이 불가능한 부분의 경우도 FE-SM/SONN으로도 인식이 가능한 것으로 연구결과 나타났으며, 전체 실험 대상인 스키드마크 영상을 단계별 처리하여 특징 추출 결과를 얻기까지는 91%이며, 인식이 기존 역전파 인식기나 FE-MCBP에 비해 89%의 실험 결과 우수한 것으로 입증되었다.

FE-SM/SONN의 연구결과로 다음과 같은 기대효과를 얻을 수 있었다. 첫째, 기울어진 타이어 패턴 영상은 기울기 분석을 통해 정규화할 수 있었고, 둘째, 일그러진 경우나 불확실한 정보도 퍼지 시그모이드 함수에 의해 분류 및 인식이 가능한 것으로 연구결과 나타났으며, 셋째, 스키드마크의 경우 균일한 패턴으로 이루어졌다. 따라서 고속으로 생산되는 제품군의 자동 분류나 인간의 시각 기능의 한계를 극복할 수 있는 공정에 적용 가능하며, 인식이 모호한 영상 패턴 인식에도 많은 도움이 되리라 전망한다.

### 참고 문헌

- [1] W.S. Hong, "Investigation of Traffic Accident using Skid Mark", Journal of The institute Of Webcasting, Internet And Telecommunication", Vol. 10, No. 1,, pp.113-120, 2010.
- [2] S.W. Hwang, Skid Mark, "Investigation of Traffic Accident, pp.1-10, 2010
- [3] [http://www.msgroup.org/forums/MIT/topic.asp?TO PIC\\_ID=956](http://www.msgroup.org/forums/MIT/topic.asp?TO PIC_ID=956)
- [4] [http://carsago.co.kr/jaryo/ja\\_gyo/g\\_su/g\\_su\\_1.htm](http://carsago.co.kr/jaryo/ja_gyo/g_su/g_su_1.htm)
- [5] Hankook Tire Korea , Hankook Tire Manual
- [6] G. S. Koo, "Feature Extraction based FE-SONN for Signature Verification", Journal of The Korea Society of Computer and Information, Vol. 10, No. 6, pp. 94-101, 2005.
- [7] C. Y. Ko, "Recognition of Handwritten Digits Based

on Neural Network and Fuzzy Interface”, Journal of The Korea Society of Computer and Information, Vol. 16, No. 10, pp. 64-69, 2011.

[8] J.H. Jang, “The Hangeul images Recognition and Restoration based on Neural Network and Memory Theory”, Journal of The Korea Society of Computer and Information, Vol. 10, No. 4, pp. 17-27, 2005.

[9] G. K. Sierra, J. O. Bulla, M. A. Melgarejo, “An Embedded Type-2 Fuzzy Processor For The Inverted Pendulum Control Problem”, IEEE Latin America Transaction, Vol. 9, No. 3, pp.240~246, June 2011.

[10] Madhi Khezi, MECHRAN JAHED, “A Neuro- Fuzzy Interface System for SEMG- based Identification of Hand Motion Commands”, IEEE Transaction on Industrial Electronics, vol. 58, No. 3, pp. 240~246, June 2011.

[11] G. S. Koo, “The FE-MCBP for Recognition of the Titled New-Type Vehicle License Plate” Journal of The Korea Society of Computer and Information, Vol. 12 No. 5, pp. 73-81, 2007.

[12] G. S. Koo, “Edge Feature Extract CBIRS for Car Retrieval : CBIRS/EFT”, Journal of The Korea Society of Computer and Information, Vol. 15 No. 11, pp. 75-82, 2010.

저 자 소 개



구 건 서  
 1997 : 숭실대학교 대학원, 공학박사  
 1996~1997 : 교육방송(EBS) “컴퓨터는 즐겁다” 진행자  
 1999~2000 : 대통령정보화지문기구, 21세기 지식정보화 추진위 실무위원  
 2002~2006 : 서울 중구 지역정보교육센터 소장  
 1993~현재 : 숭의여자대학 인터넷정보과 교수  
 2008~현재 : 한국컴퓨터정보학회 이사/상임이사  
 2010~2011 : 숭의여자대학 학생처장  
 2012~현재 : 숭의여자대학 교수학습센터장  
 관심분야 : 영상인식, 디지털방송, 내용기반검색기술  
 Email : gskoo@sewc.ac.kr