

눈금 블록과 분할정복 기법을 이용한 신발 밑창 자동 검사 시스템

An Automated Outsole Inspection System Using Scale Block and Divide-and-Conquer Technique

김도현, 강동구, 차의영
(Do-Hyeon Kim, Dong-Koo Kang and Eui-Young Cha)

Abstract : We propose an outsole measurement/inspection system to improve the quality of the shoe product. It uses the Divide-and-Conquer technique to measure the length of shoes' outsole. First, it detects edge positions of outsole's toe and heel from each image frame using an unique scale block we defined and calculates the outsole's length as the distance of two edge positions. Then it compensates the total length of outsole using the side image of outsole. Next, it classifies the outsole as inferior goods if the measurement error is bigger than 5.8mm. As a result of testing with the various kinds of outsoles, it was shown that the 95% accuracy was acquired within 1mm allowable error range. In conclusion, the proposed inspection system is effective and useful in the measurement/inspection process of shoe product and any material object as well.

Keyword : scale block, outsole inspection, length measurement, factory automation system

I. 서론

컴퓨터를 이용한 자동 인식 기술이 점차 보편성을 가지게 되자 다양한 응용 사례들이 모든 산업 분야로 급속히 확대되고 있으며, 이러한 과정에서 보다 새롭고 빠른 데이터의 확보 기술을 원하는 요구가 커짐에 따라 컴퓨터 비전 기술을 이용한 공장 자동화에 관련된 자동 인식 기술이 필요하게 되었다. 이러한 컴퓨터 비전 기술은 비전 시스템이 가지는 여러 가지 장점들로 인하여 현재 공장 자동화를 위한 자동인식 및 분류, 정밀 측정 및 검사 시스템에 많이 이용되고 있다 [1]-[4]. 특히 우리나라의 신발 산업의 경우, 제조 기술은 세계 최고이나 소재나 디자인, 특히 자동화된 공정이 미흡하여 선진국에 비해 생산성이 떨어지고 있는 실정이다 [5][6]. 이러한 국내 신발 산업이 처한 대내외적인 불리한 여건 변화에 능동적으로 대처하기 위하여 공장 자동화 시스템의 개발은 필연적인 연구 개발 과제라 할 수 있으며, 이를 통하여 인건비 절감 및 불량품 납품률 등을 낮추어 생산성 극대화 및 생산 시간 / 생산 비용 절감의 효과를 거둘 수 있을 뿐만 아니라 대외 경쟁력을 갖추므로써 국내 신발 산업을 21세기의 세계적인 부품·기술 공급 기지로 재 도약시킬 수 있는 중요한 과제라 할 수 있다.

본 연구에서는 이러한 취지를 기반으로 컴퓨터 비전 및 신경회로망을 이용하여 신발 제조 공정에서 특히 밑창의 길이를 측정하여 자동으로 분류함으로써 불량품을 가려내며 제품의 품질을 향상할 수 있는 자동화된 측정 검사 시스템을 제안한다.

전체 시스템 개발 구조는 그림 1에서 보는 바와 같다. 먼저, 컨베이어 벨트를 통해 이동된 밑창을 측면 Scanning을 통해 인식하여 영역을 전단, 후단, 중단, 측면으로 구분하여 각각의 영상을 획득한다. 여기서, 전단(toe)이란 밑창의 앞부분, 즉 발가락이 놓이는 부분을 말하며 후단(heel)은 반대로 밑창의 뒷부분이고 중단은 전단과 후단의 중간 부분을 말한다. 전단 이미지와 후단 이미지는 각각 밑창의 앞부분과 뒷부분의 경계를 포함하며 중단 이미지는 신발의 치수측정 블록 코드를 포함하는 밑창의 중간 부분 이미지를 말한다.

획득된 전후단 이미지의 경계선 정보와 고유의 눈금 블록을 이용하여 분할정복 기법에 의해 윗면 길이를 산출하고 측면 이미지를 이용하여 윗면 길이를 보정한 후 최종 측정 길이를 산출한다. 다음으로 중단 치수 문자부 이미지에서 치수 블록 문자를 인식하여 기준 길이를 산출한 후 최종 측정 길이와의 비교를 통해 밑창의 품질을 분류한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 밑창의 측정 구조 및 영상 감지와 획득, III장에서는 획득된 영상을 통한 밑창 길이의 분할 측정 방법에 대해 살펴본다. IV장에서는 최종 측정 길이를 위한 측면 길이 보정 방법을, V장에서는 치수 문자 블록 인식을 통한 기준 길이 산출 방법 및 밑창 분류 방법에 대해 살펴본다. VI장에서는 다양한 색깔 및 형태를 가지는 밑창을 통한 실험 및 결과를 분석하고, 향후 연구 방향 및 결론을 VII장에서 맺는다.

II. 밑창 측정 구조 및 영상 획득

1. 밑창 측정 구조

신발의 밑창은 컨베이어 벨트를 통해 이동되며 밑창의 안쪽면이 컨베이어 벨트의 주행 방향과 수평이 되도록 가이드(Guide)에 밀착된 상태로 검사 공정으로 투입되게 된다. 이때 측정되어야 할 구조는 그림 2에서 보는 바와 같다. 즉, 실제 밑

논문접수: 2002. 3. 7., 채택확정: 2002. 5. 29.
김도현, 강동구, 차의영: 부산대학교({uliminer, dkkang1, eycha}
@harmony.cs.pusan.ac.kr)

* 본 논문은 부산대학교 컴퓨터 및 정보통신 연구소의 지원으로 수행되었습니다.

창 길이는 윗면 길이(기본 길이)에서 신발 밑창을 바닥에 밀착 시킨 상태로 곡률이 보정된 길이가 실제 측정 길이가 된다.(신발 밑창을 바닥에 밀착시킨 길이의 측정은 밑창을 고정시킨 상태에서 사람의 손에 의해 수동적으로 측정되어진 주관적인 길이를 바탕으로 한 측정방법으로 지금까지 그 측정방법의 객관성이 결여된 상태이다.)

2. 밑창 감지 및 영상 획득

2.1 Vision Sensor를 통한 밑창 감지

컨베이어 벨트를 통해 이동되는 물체(밑창)를 감지하기 위하여 일반적으로 생각할 수 있는 방법이 광학 센서를 이용한 방법이다. 이때, 필요한 요구 조건은 빠른 응답 시간 및 연

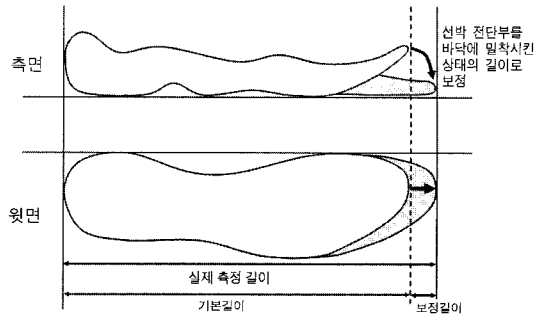


그림 2. 신발 밑창 측정 구조
Fig. 2. Measuring structure of the shoe's outsole.

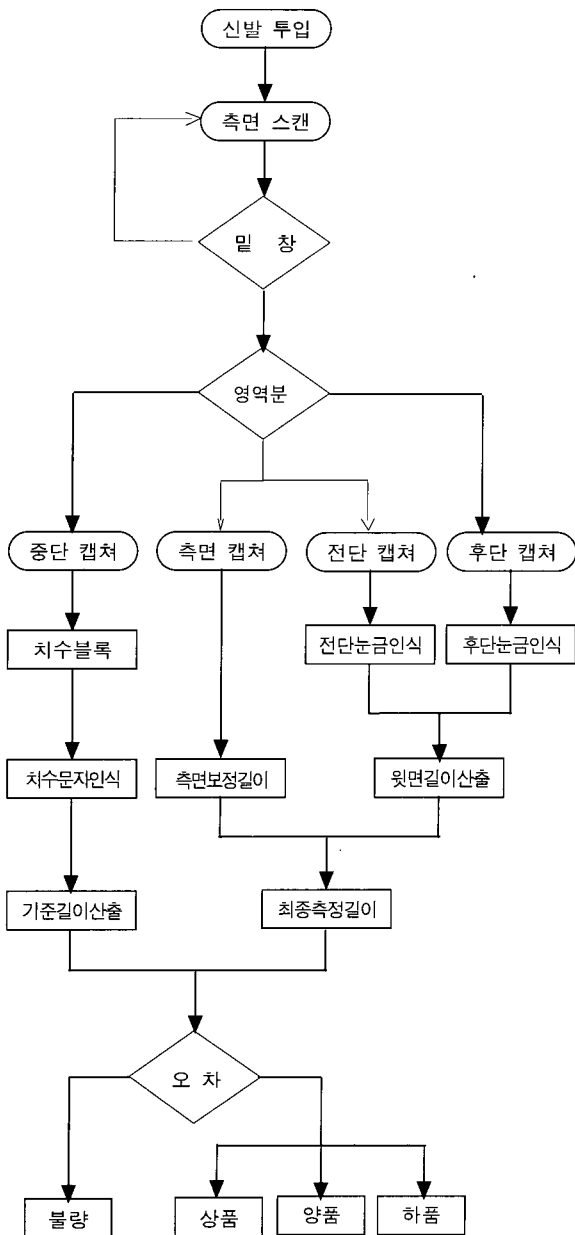


그림 1. 전체 시스템 개발 구조.
Fig. 1. Development system overview.

속 신호 응답, 물체감지 신호 및 미탐지 신호 구분 전송 기능 등이 요구되며, 특히 본 연구에서는 밑창의 측면 길이 보정을 위하여 별도의 측면 카메라를 설치해야 하므로 센서의 설치 공간상의 문제점이 발생하여 카메라를 이용한 Vision Sensor를 구현하였다.

즉, 측면에 설치된 카메라를 이용하여 물체 감지 및 측면 보정을 위한 기능을 병렬적으로 수행할 수 있도록 구성하였으며 물체 탐지를 위하여 그림 3과 같은 수직 검출 표시자를 이용한다.

수직 검출 표시자는 검은색과 흰색의 수직라인의 조합으로 구성되어 있다. 검은색과 흰색의 수직라인 조합에서는 언제나 경계선 정보가 존재하게 되는데, 이는 Sobel 등의 Edge Detector로써 검출할 수 있으며 물체가 지나갈 때에는 이 수직라인 검출 표시자를 가리게 되어 이 경계선이 끊어지게 되므로 이를 이용하여 수직 라인의 경계선 정보를 계속 검사함으로써 물체를 탐지할 수 있는 Vision sensor를 구현할 수 있다.

2.2 전후단 이미지 획득

Vision Sensor를 이용하여 수직 검출 라인의 끊어짐이 발생한 순간 제어를 윗면을 찍는 카메라로 옮겨 전단 이미지를 획득한다. 이때, 측면 길이를 통한 길이 보정을 위하여 다시 제어를 측면 카메라로 옮겨 측면 이미지도 획득한다. 수직 라인의 끊어짐이 검출된 이후 일정 시간이 지난 후 이 끊어짐이 복원될 때 윗면을 찍는 카메라로 후단 이미지를 획득한다. 밑창 이미지 획득 과정은 표 1과 같다.

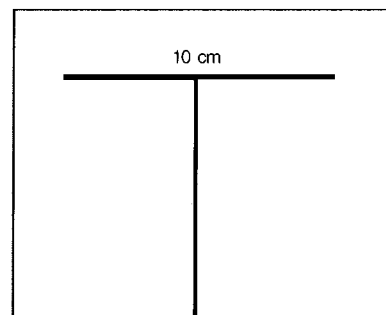


그림 3. 수직 검출 표시자.
Fig. 3. Vertical detection indicator.

표 1. 밑창 이미지 획득 과정.

Table 1. The process of the outsole image acquisition.

전단 이미지 획득 과정	후단 이미지 획득 과정
<ul style="list-style-type: none"> • Vision Sensor로부터 수직 검출라인의 불연속 발생 • 카메라 채널 변경(측면 → 윗면) • 전단 이미지 획득 • 카메라 채널 변경(윗면 → 측면) • 측면 길이 보정을 위한 측면 이미지 획득 • 측면 Scanning 계속 수행 	<ul style="list-style-type: none"> • 수직 검출라인의 불연속 복원 발생 • 카메라 채널 변경(측면→윗면) • 후단 이미지 획득 • 카메라 채널 변경(윗면→측면) • 측면 Scanning 계속 수행

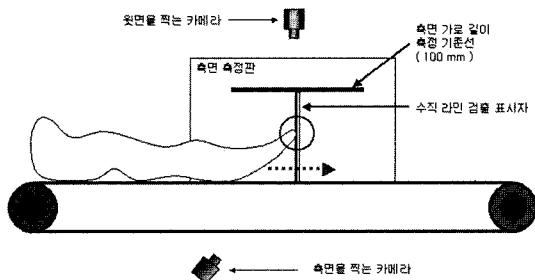


그림 4. 측면 영상 감시를 통한 밑창 감지.
Fig. 4. Outsole detection by side image observation.

III. 밑창 윗면 길이 측정

1. 정밀 계측을 위한 분할 측정

그림 5의 A와 같이 물체의 전체 형태를 포함한 하나의 이미지 프레임을 사용하는 전체 영역 측정방법으로는 제한된 이미지 해상도에서 높은 정밀도를 기대할 수 없다. 따라서 정밀도를 높이기 위하여 B와 같이 밑창의 전단과 후단을 분할해서 측정한 후 이를 결합하는 분할정복(Divide-and-Conquer) 측정 기법을 사용함으로써 실제 길이에 대한 정밀도가 개선되는 효과를 가져오게 된다.

2. 분할 측정 방법

본 논문에서와 같이 분할정복 측정 기법을 사용할 때에는 하나의 물체에 대하여 두 개의 이미지 프레임을 사용해야 함으로써 상대적인 길이 측정방식이 요구된다. 상대적인 길이 측정을 위한 도구로서 줄자의 눈금을 이용하는 방법[5]을 사용하여 정밀도를 향상시킬 수 있으나 본 연구에서는 눈금 블록을 이용하여 물체의 앞부분에 해당하는 눈금값과 뒷부분에 해당하는 눈금값의 차로 길이를 측정하는 방식을 도입하였으며 이를 위하여 눈금 블록 코드를 다음과 같이 정의한다.

2.1 눈금 블록 코드

눈금 블록 코드는 밑창의 전단, 후단의 눈금을 나타내기 위한 고유 표시 마크로써 그림 6에서 볼 수 있는 바와 같이 6개의 블록이 통합되어 하나의 눈금값을 나타내며 이 값은 2진수 형태의 조합으로 나타낸다. 하나의 눈금 블록 코드는 1cm 간격으로 컨베이어 벨트 등에 연속적으로 표시되며 1cm 간격을 나타내는 기준선은 각각의 블록코드 위쪽에 위치하여 경계를 구분 지을 수 있도록 고안되었다.

2.2 분할길이 측정 및 통합

(1) 전후단 길이 측정

그림 7에서는 밑창 전단 영상과 밑창 후단 영상을 이용한

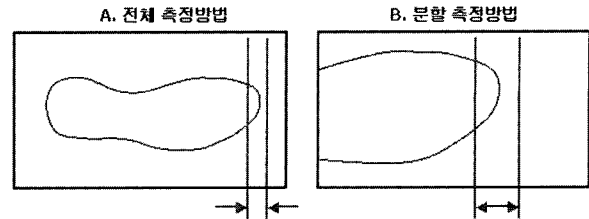


그림 5. 전체 측정 및 분할 측정법 비교.
Fig. 5. Comparison of the measurement method(whole image vs divided image).

분할 측정 방법을 개괄적으로 보여 주고 있다. 그림에서 보는 바와 같이 밑창의 앞부분 및 뒷부분의 경계선 정보를 이용하여 각각의 눈금 블록 코드를 인식하고 이를 계산하여 최종 윗면 길이를 산출하게 된다. 그 측정 방법은 표 2에 요약되어 있다.

(2) 분할 길이 통합

밑창 후단에 해당하는 눈금값과 전단에 해당하는 눈금값과의 차이를 계산하여 최종적으로 윗면 기본 길이를 산출한다. 이때 분할 길이 통합을 통한 윗면 측정 기본 길이와 다음과 같이 1)계산된다.

윗면 기본 길이

$$= (\text{후단 경계 눈금값}) - (\text{전단 경계 눈금값}) \quad (1)$$

$$= (\text{후단 눈금 블록코드값} + \text{후단 세부 눈금값 } \beta) - (\text{전단 눈금 블록코드값} + \text{전단 세부 눈금값 } \alpha) \quad (2)$$

IV. 측면 길이 보정을 통한 최종 측정 길이 산출

정확한 신발 밑창 길이는 앞서 언급한 바와 같이 굽어진 신발 밑창을 바닥에 밀착시킨 상태에서 측정된 길이이다. 이러한 측정을 위해서는 밑창의 휘어진 부분을 보정함으로써, 본 연구의 3장에서 단순히 수직으로 측정된 윗면 길이를 보정하여 최종적으로 객관적인 측정 길이를 산출하게 된다. 이를 위하여 본 장에서는 신경망을 이용한 측면 길이 보정 방법을 사용하였다.

1. FLVQ 신경회로망에 의한 측면 길이 보정

신경회로망을 이용하는 길이 보정 방법은 실시간으로 복잡한 계산 과정을 필요로 하지 않으며 실시간 수행 시간도

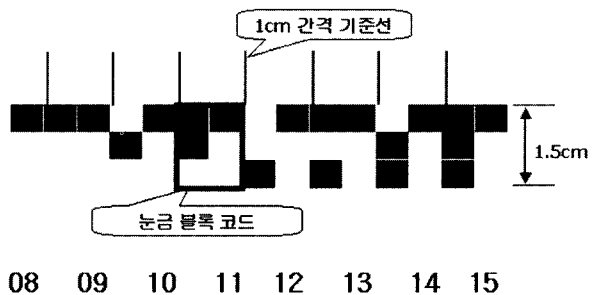


그림 6. 눈금 블록 코드.

Fig. 6. Scale block code.

$$l(450 + 2.4) - (100 + 3.6) = 348.8 \text{ mm}$$

표 2. 전후단 눈금값 측정.

Table 2. Scaling of toe/heel of outsole.

단 계	내 용
Step1	전(후)단 Capture 이미지의 잡영제거 -Median/Mean Filter Smoothing 기법
Step2	전(후)단 Capture 이미지의 경계선 추출 - Sobel 연산 - 세선화(Thinning) 연산
Step3	수평 경계라인 위/아래의 기준선 검출 - 세부 눈금값 α (β) 산출
Step4	수평 경계라인 사이의 눈금 블록코드 추출
Step5	눈금 블록 코드 인식 및 블록 코드값 산출

빠른 방법[8]으로써 본 연구에서 제안한 시스템에 채택하여 사용된 방법이다. 측면 길이 보정을 위해 사용된 신경회로망은 전단부의 측면 이미지를 보정해야 할 길이별로 분류하여 학습시켜 놓음으로써 새로운 영상에 대해 실시간으로 빠르게 보정해야 할 길이를 획득할 수 있도록 하였다. 본 논문에서는 LVQ 신경망 모델을 개선[9]-[11]한 FLVQ 신경망 모델을 사용하였다. LVQ 신경망 모델은 베이지안 경계면에 있는 오분류가 일어날 수 있는 패턴들에 대한 지도학습을 통해 오분류를 줄이고 빠르게 대표 패턴을 형성시키는 학습방법으로 많이 사용되고 있지만 윈도우 영역에 의해 정의되는 경계 영역이 고정되어 있어 그 적응성이 떨어지므로 이를 Fuzzy Membership에 의해 개선하여 FLVQ 모델을 이용함으로써 보다 유연한 패턴 분류를 할 수 있도록 하였다.

1.1 학습 이미지 추출 및 입력 이미지 정규화

FLVQ 신경망을 학습하기 위해서 입력 이미지의 추출과

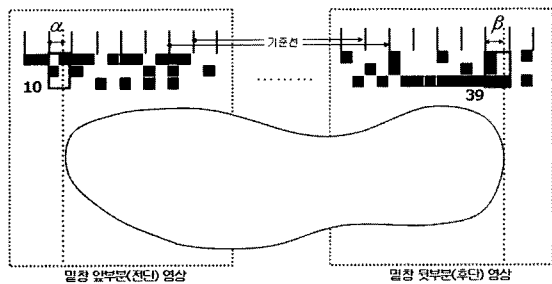


그림 7. 분할 길이 측정 방법.

Fig. 7. Length measurement method by dividing.

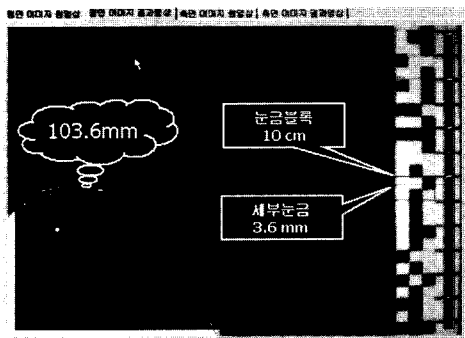


그림 8. 전단 이미지 처리.

Fig. 8. Processing of toe image.

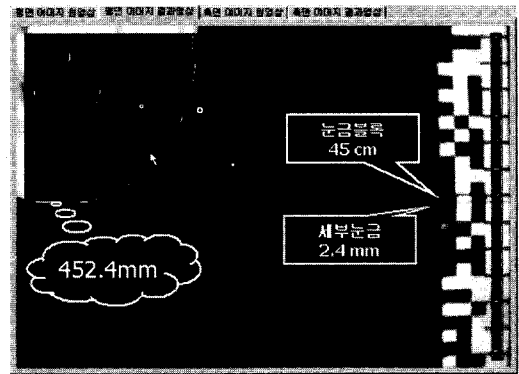


그림 9. 후단 이미지 처리.

Fig. 9. Processing of heel image.

이를 통한 입력 벡터를 생성해야 한다. 먼저 밑창의 종류 및 형태에 따라 Sample 밑창을 선정한 후 실제 보정 길이별로 분류한다. 다음 그림 10에서 보는 바와 같이 이 밑창 각각의 측면 Capture 이미지를 획득하고 이미지의 수직검출자 주변 영역을 추출하여 Canny Edge Detector[11]로 경계선을 추출하여 학습에 필요한 이미지를 그림 11과 같이 생성한다. 추출된 경계선 이미지를 30×30 크기의 이미지로 resize를 하고 Gray-level의 이미지 광강도를 0~1 사이의 값으로 정규화함으로써 FLVQ 신경망의 입력 벡터를 생성한다.

1.2 측면 이미지 학습 및 보정 길이 산출

Fuzzy Membership 함수를 도입한 FLVQ(Fuzzy-LVQ)는 LVQ 알고리즘을 개선한 방법으로써, 아래 식에 의해 정의되는 멤버십 값에 의해 패턴 분류를 보다 신뢰성있고 정확하게 분류하는 알고리즘이다.

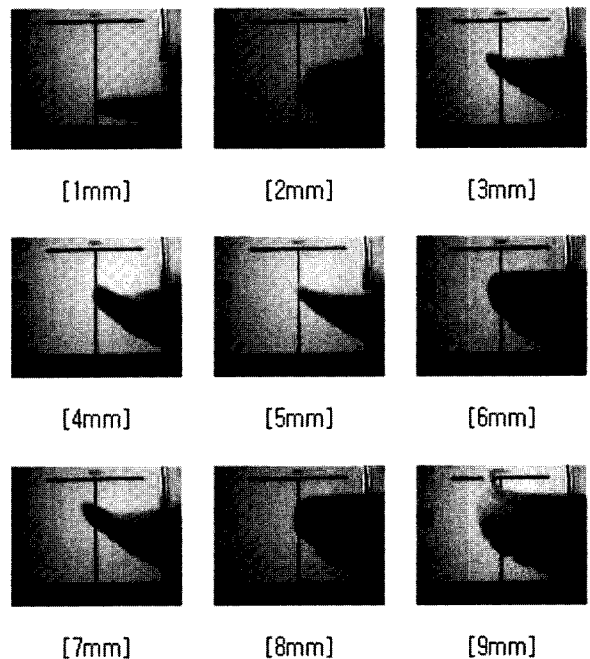


그림 10. 측면 이미지.

Fig. 10. Side image.

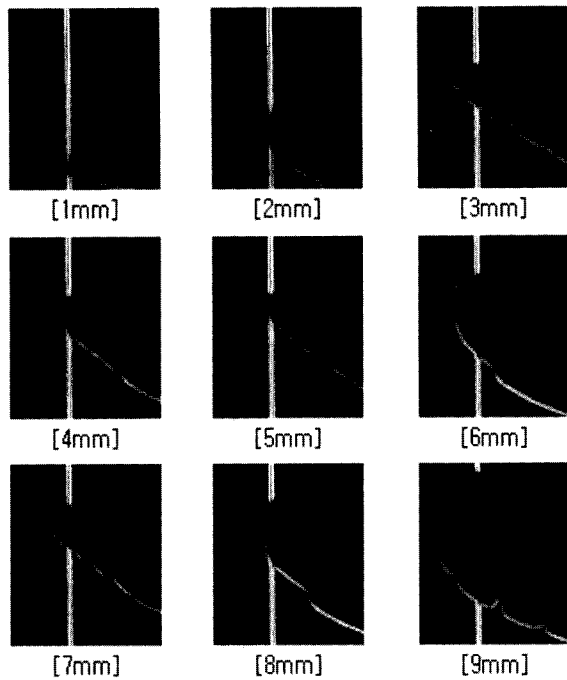


그림 11. 학습을 위한 측면 처리 이미지.
Fig. 11. Processed side image for training.

$$U_{ik} = \frac{1}{\sum_{i=0}^c \left(\frac{d_{ik}}{d_{ik}}\right)^2} \quad (3)$$

여기서, c는 참조패턴의 개수이고 U_{ik} 는 입력패턴 x_k 의 참조패턴 v_i 에 대한 퍼지 멤버십 값이며 U_{ik} 의 총합계는 항상 1이 된다. 따라서, U_{ik} 는 현재 참조패턴 v_i 에 대한 입력패턴과의 유사도를 나타내며 이것은 다른 모든 참조패턴 v_j ($j \neq i$)와 입력패턴과의 거리에 대한 상대적인 값이 된다.

표 3과 같이 FLVQ 학습 알고리즘에 기반하여 측면 영상을 학습한 후 생성된 뉴런 클러스터를 저장해 둔다. 생성된 뉴런 클러스터들은 실제로 측면 영상에서 보정해야 할 길이를 Label로 가지는 대표 클러스터들이다. 다음, 새로운 측면 입력 영상이 들어올 때 이 영상을 위 과정과 같은 방법으로 처리하여 기준에 생성되어 저장된 클러스터와의 거리를 측정, 최소 거리를 가지는 클러스터의 Label과 부합되는 길이로 측면 보정 길이를 산출한다.

2. 최종 측정 길이 산출

최종 측정 길이는 전후단 경계를 이용하여 측정된 윗면 측정 길이와 신경회로망을 통해 산출된 측면 보정 길이의 합으로 계산된다.

V. 치수 문자 추출 및 인식

생산된 밀창이 정확히 제조되었는지를 검사하기 위해서는 기준 길이가 있어야 한다. 즉, 특정 기준 길이에 의해 생산된 밀창은 그 길이가 직접 밀창에 각인되거나 기록되어 제조되어질 수 있으며 이 제조 길이와 측정된 길이와의 오차를 기준으로 불량품을 분류하게 된다.(제조길이는 기준길이를 말하며 이는 제조되어야 할 길이를 말한다. 반면 실제 측정 길이(실측 길이)는 길이 측정 시스템에 의하여 측정된 길이

표 3. F-LVQ 학습 알고리즘.

Table 3. F-LVQ Learning Algorithm.

[단계1]	입력패턴 집합 $X=\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, 참조패턴 집합 $V=\{v_1, v_2, \dots, v_c\}$ N : 입력패턴 수, c : 클러스터 수, T : 총 반복회수, θ : 허용오차값 설정
[단계2]	$V_0=\{v_{1,0}, v_{2,0}, \dots, v_{c,0}\}$: 0과 1사이의 난수로 초기 연결 강도값 설정 학습률 α_0 : 0과 1사이의 값 또는 지정된 값으로 초기 학습률 설정
[단계3]	For $t=1,2,3,\dots,T$ For $k=1,2,3,\dots,N$ a. 입력패턴과 같은 부류의 참조패턴 $v_{p,t}$ 선택 $x_k - v_{i,t} = \min\{x_k - v_{p,t}\}, (1 \leq p \leq c)$ b. 입력패턴과 다른 부류의 참조패턴 $v_{p,t}$ 선택 $x_k - v_{j,t} = \min\{x_k - v_{p,t}\}, (1 \leq p \leq c)$ c. 참조패턴 갱신 if $\min\left(\frac{U_{ik}}{U_{jk}}, \frac{U_{jk}}{U_{ik}}\right) > \frac{(1-w)}{(1+w)}$ or $d_{ik} > d_{jk}$ then $v_{i,t+1} = v_{i,t} + \alpha_t(x_k - v_{i,t})$ $v_{j,t+1} = v_{j,t} - \alpha_t(x_k - v_{j,t})$ else $v_{i,t+1} = v_{i,t} + U_{ik,t} \cdot \alpha_t(x_k - v_{i,t})$ $v_{j,t+1} = v_{j,t} - U_{jk,t} \cdot \alpha_t(x_k - v_{j,t})$ $U_{ik,t} = U_{ik}(1 - \frac{t}{T}), U_{ik} = \frac{1}{\sum_{i=0}^c \left(\frac{d_{ik}}{d_{ik}}\right)^2}$ d. next k
[단계4]	반복에 따른 오차 계산 $E_t = V_t - V_{t-1} = \sum v_{k,t} - v_{k,t-1}$
[단계5]	만약, $E_t \leq \theta$ 이면 학습 중단 아니면 학습률 조정, next t

를 말하며, 실제 길이는 실제 물체의 길이를 말한다.) 본 연구에서는 이러한 기준 길이를 치수화하여 치수 자체를 숫자 또는 문자로 밀창에 각인하지 않고, 치수 측정 블록 코드를 고안하여 이를 대신 밀창에 각인함으로써 치수 인식의 정확성과 효율성을 높일 수 있도록 하였다.

1. 치수 측정 블록 코드 정의

1.1 치수 블록 코드 구조

①~⑤, t 부분은 치수에 따라 코드마크 (● 표시)가

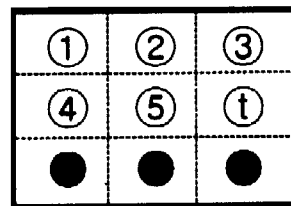


그림 12. 치수 블록 코드.

Fig. 12. Block code for outside size.

표 4. 치수 블록 의미.

Table 4. Meaning of the each size block.

블록 위치	용도	단위	의미
①	치수 표시부	2 ⁰ 단위	치수 1 추가
②	치수 표시부	2 ¹ 단위	치수 2 추가
③	치수 표시부	2 ² 단위	치수 4 추가
④	치수 표시부	2 ³ 단위	치수 8 추가
⑤	치수 표시부	2 ⁴ 단위	치수 16 추가
⑥	T치수 식별부	T	T 치수 추가

기록되며, 각각의 위치에 있는 코드 마크가 조합되어 신발 치수를 나타낸다. 그리고 아래쪽의 3개의 코드 마크 ●●●는 측정시 기준으로 코드 마크를 찾기 위한 것으로 모든 치수 문자 코드에 공통으로 들어가 있는 부분이다.(치수는 일반치수의 중간치수라 할 수 있다. 예를 들어, 치수 '5T'는 치수 '5'와 치수 '6' 사이의 치수이다.)

1.2 치수 블록 코드 의미

각각의 치수 블록 코드의 의미는 표 4와 같다.

2. 치수 블록 코드 추출

2.1 코드 영역 추출을 위한 이미지 처리

치수 코드 블록 분할을 위한 이미지 처리 과정은 그림 13과 같이 먼저 밑창의 표면에 있는 마크 부분(블록코드)이 드러나도록 하는 전처리 과정을 수행한 후 Component Labeling을 통한 정보를 바탕으로 위치, 크기, 형태 등의 구조적 정보가 유사한 3개의 마크를 찾음으로써 코드 영역을 추출한다.

2.2 이미지 처리 예

본 시스템에서의 치수 추출방법을 실제 이미지를 통하여 살펴볼 때, 그림 14는 치수 코드가 존재하는 영역의 원 영상



그림 13. 치수코드 블록 추출 과정.
Fig. 13. Code block extraction process.



그림 14. 치수코드부 원영상.
Fig. 14. Raw image of code block.

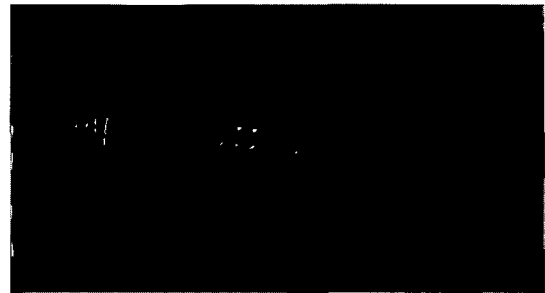


그림 15. 검출된 치수코드부.
Fig. 15. Extracted code block.

이고, 그림 15는 원 영상을 바탕으로 치수 코드 블록을 추출한 검출한 결과이다.

3. 치수 블록 코드 인식

신발 밑창에 마크되어 있는 치수 블록 코드는 실제의 밑창 길이를 나타내는 것이 아니라 제조된 길이를 치수화한 값을 나타낸다. 따라서 인식된 치수 블록을 통하여 제조 치수를 측정하고, 측정된 치수를 통해 제조 길이를 산출할 수 있도록 치수 코드 블록 Mapping Table이 각 신발 모델별로 존재하게 되고, 이 Mapping Table을 기반으로 제조 길이를 산출할 수 있다. 표 5에서 보는 바와 같이 모델 A인 밑창에서 인식된 치수가 3인 경우 이 밑창의 제조 길이는 348.5mm가 된다.

4. 오차 계산 및 밑창 분류

4.1 오차 계산

본 시스템에서 생산된 밑창의 품질을 분류하기 위한 오차는 실제 측정 길이와 제조 길이와의 차이를 말한다. 즉, 예에서 살펴볼 수 있는 바와 같이 실제 측정 길이가 350.8mm이고 치수 코드 Mapping Table에서 구한 실제 제조 길이가 348.5mm인 경우 오차는 2.3mm가 된다.

4.2 밑창 분류 기준

계산된 오차를 기준으로 밑창의 품질이 분류되며 그 분류 기준은 그림 16에서 살펴볼 수 있다.

여기서, 가장 좋은 품질을 '양품'으로 분류하고, 기준 길이 보다 조금 큰 것은 '상품'으로, 조금 작은 것은 '하품'으로 분류한다. 그 이외의 것은 '불량'으로 분류한다.

표 5. 치수 코드 블록 Mapping table 예.

Table 5. Example of mapping table for size code block.

모 델	제조치수	제조길이(mm)
A	2	344.0
A	2T	347.5
A	3	348.5
A	4	350.0
...

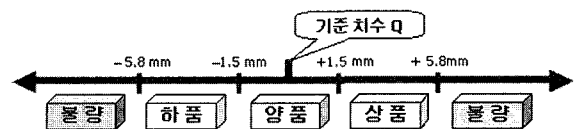


그림 16. 밑창 분류.
Fig. 16. Classification of outsole.

VI. 개발 결과 및 평가

실험에서 사용된 신발 밑창 모델은 17종(3D-MAX, 3D SWIFT, 3DDASH, 3DIN 1 DMXL, ASNWER-III, AREEBA, CL JIVE, GLIDE, INSTRUCTOR, MILLENIUM, MIRRAMAR, MISTRAL, REASON, REFUEL, REIGN, MAN, RENASCENT, RXT)으로 남성용과 여성용으로 구분되어 있으며 실험 평가 모델은 총 367개의 밑창으로 구성되었다.

1. 인식 및 처리 속도

본 연구에서는 프레임 그레버로부터 읽던 측정 카메라와 측면 측정 카메라로부터 640×480 크기의 gray-level 이미지를 획득하여 처리한다. 이때의 단계별 처리 시간은 표 6과 같으며 총 2~3초의 처리시간을 요구하였다.

2. 측정 오차 및 분류 오차

2.1 평균 측정 오차 및 정확도

전체 367개의 밑창에 대하여 실제 길이와 실제 측정 길이와의 오차를 계산한 결과를 표 7에 나타내었다. 여기서 측정 허용 편차를 1mm 이내로 설정한 경우 367개의 밑창 중 평균 352개가 편차범위 내로 측정되어 약 95%의 정확도를 나타내었다.

2.2 최종 분류

전체 367개의 밑창에 대한 최종 분류 결과를 표 8에 나타내었다. 이것은 실제로 생산된 밑창에 대해 얼마만큼의 불량품이 존재하는지를 나타내는 결과로써 10% 정도의 불량 밑창이 생산됨을 알 수 있었다.

표 6. 단계별 평균 처리 속도.

Table 6. Average speed of each step.

처 리 단 계		개별속도 (초)	누적속도 (초)
밑창 감지 및 영상 획득 전처리	• Image Capturing • Interacing Removing • Preprocessing	0.20~0.35	0.20~0.35
전후단 읽던 길이 측정	• Image Length Measurement	1.70~2.07	1.90~2.42
측면 곡선 길이 보정	• Side Image Interpolation • Image Length Compensation	0.45~0.63	2.35~3.05
치수 문자 추출 및 인식	• Extraction & Recognition	0.20~0.24	2.55~3.29

표 7. 평균 측정 허용 오차.

Table 7. Average measurement allowable error.

		측정 허용 편차(mm)				비고
		0.2	0.5	1	2	
평균 측정 개수 (개)	실제 길이보다 크게 측정된 경우	21.3	13.6	6.3	1.4	오 측정
	실제 길이 이내로 측정된 경우	306.1	334.1	351.9	363.3	정 측정
	실제 길이보다 작게 측정된 경우	23.9	12.0	5.9	1.0	오 측정
	측정 불가	15.7	7.3	2.9	1.3	오 측정
정 확 도		0.83	0.91	0.95	0.98	

표 8. 최종 밑창 분류.

Table 8. Final classification of outsole.

전 체	상품	양품	하품	불량	불량률
367	112	88	131	36	9.8%

VII. 결론 및 향후 연구 과제

본 연구에서는 컴퓨터 비전(Computer Vision) 및 신경회로망(Neural Network)을 이용하여 신발 밑창(Outsole)의 길이를 자동으로 측정하고 분류하는 신발 검사 시스템을 개발하였다. 이 시스템은 신발 밑창의 정확한 길이와 눈금 및 치수코드를 인식하여 4단계로 분류하여 불량품을 검사하는 공장자동화 시스템으로서 생산된 밑창의 길이를 효율적으로 검사하기 위하여 고유의 눈금 블록을 정의하고 이를 측정에 활용하였으며 밑창의 측정 영역을 분할하여 계측하고 이를 통합하는 분할정복기법을 사용하여 효율적이고 정확한 측정이 가능하게 하였다. 실험을 통해 신발의 밑창 부분을 허용 편차 0.2mm~2mm로 측정/평가하고 이를 바탕으로 상품, 양품, 하품, 불량으로 분류해 본 결과, 정확도 면에서 0.2mm 편차내에서는 90%를 약간 미치지 못하는 결과를 보였으나, 0.5mm, 1mm 편차에 대한 실험을 통해서 90%이상을 기록할 수 있었다. 또한 편차 2mm에 대해서는 99%의 높은 정확도를 나타내고 있으며 이를 통해 살펴볼 때 본 시스템의 유효성 및 실용성을 입증할 수 있다. 그리고 이를 바탕으로 실제적인 신발 밑창 모델에 대한 분류를 실험한 결과 약 10%의 불량률을 나타냈으며 이 불량률에 기인한 인건비용 및 품질관리에 본 시스템을 효과적으로 적용할 수 있음을 알 수 있다.

본 연구개발에서 미흡했던 점으로써 앞으로 추후 제품 개발에 반영하여 보다 개선된 시스템으로 향상시키기 위한 과제로 제품 개발의 저비용화 및 속도 개선 문제와 신발 밑창 제품의 변동에 따른 신경회로망 학습 방법에 관한 규격화 및 개발자-사용자간의 인터페이스 확립이 요구되며, 다양한 컬러 색깔 패턴을 가지는 밑창을 완벽하게 구분할 수 있도록 gray-level 영상 처리에서 color-level 영상처리로의 확장을 위하여 속도 및 성능, 비용에 대한 고찰이 필요할 것이다.

참고문헌

- [1] 국중옥, “국내 외 공장자동화 산업의 일반동향,” 한국정보처리학회, 7 vol. 4, no. 4, pp. 4-17, 1997.
- [2] 이영길, 정성환, “주파수 분석을 이용한 부품 분류 시스템 구현,” 한국정보처리학회 1999 춘계 학술발표논문집 04, vol. 6, no. 1, pp. 1329-1331, 1999.
- [3] 권기룡, 최재완, 최성락, “시각감시장치를 이용한 분말 야금 공정의 검사자동화 기술개발에 관한 연구,” 제어·자동화·시스템공학 논문지, 제3권, 제1호, pp. 89-93, 1997.
- [4] 홍성훈, 강문성, “개선된 구간 계측함수에 의한 디지털 계측시스템의 정밀도 향상,” 제어자동화시스템공학 논문지, 제7권, 제2호, pp. 138-145, 2001년 2월.
- [5] 이종원, 김희식, 유형식, “출자눈금정밀도 측정장치 개발에 관한 연구,” 한국자동제어학술회의논문집 (KACC), pp. 380-384, 1988.
- [6] N. Tout, “Invstigation of the processes required for the automation of stitchmarking in shoe manufacture,” Durham University, 1989.
- [7] N. Tout, Norton-Wayne, L., Reedman, D., “Automated identification of shoe upper components,” IEE Colloquium on, Binary Image Processing-Techniques and Applica-

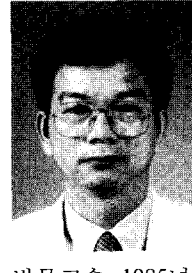
tions, pp. 10/1-10/5, 1991.

- [8] 김대수, "신경망 이론과 응용 (I), (II)," 하이테크정보, 1994.
- [9] Teuvo Kohonen, "The self-organizing map," *Proceeding of the IEEE*, vol. 78, no. 9, pp. 1464-1480, Sep. 1990.
- [10] N. Kitajima, "A new method for initializing reference vectors in LVQ," *Proceeding of the IEEE on Neural Networks*, vol. 5, pp. 2275-2279, 1995.
- [11] D. S. Kim, "A design of the fuzzy neural network image recognizer," *Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*, vol. 2, no. 3, pp. 50-57, 1992.
- [12] M. Sonka, V. Hlavac, R. Boyle, "Image processing, analysis, and machine vision," *PWS Publishing*, 1999.
- [13] Simon Haykin, "Neural networks," PRETICE HALL Inc, 1999.



김도현

1974년 10월 22일생. 2001년 부산대학교 전자계산학과 졸업. 2001년~현재 부산대학교 대학원 전자계산학과 석사과정 재학중. 관심분야는 패턴인식, 영상처리 및 컴퓨터비전, 신경회로망, 자동화시스템.



차의영

1956년 12월 7일생. 1979년 경북대학교 전자공학과 졸업. 1982년 서울대학교 대학원 전자계산학과 석사 졸업. 1998년 서울대학교 대학원 컴퓨터공학과박사졸업. 1981년~1985년 한국전자기술연구소 연구원. 1995년~1996년 University of London 방문교수. 1985년~현재 부산대학교 전자계산학과 교수. 관심분야는 컴퓨터비전, 신경회로망 이론, 웨이블릿, 워터마킹.



강동구

1975년 5월 6일생. 2001년 부산대학교 전자계산학과 졸업. 2001년~현재 부산대학교 대학원 전자계산학과 석사과정 재학중. 관심분야는 문자인식, 영상처리 및 컴퓨터비전, 자동화시스템.