

Foot Scanning System에서 지능형 데이터 분류 모듈

Intelligent Data Classification Module in Foot Scanning System

김영탁¹, 이창규¹, 박주원¹, 김재완¹, 탁한호², 이상배¹

¹ 부산시 영도구 한국해양대학교 전자통신공학과

E-mail : yt.kim@bada.hhu.ac.kr, lck1215@bada.hhu.ac.kr, gaemul@hotmail.com

brendv11@naver.com, leesb@mail.hhu.ac.kr

²경남 진주시 칠암동 진주산업대학교 전자공학과

E-mail : fntack@jiniu.ac.kr

요 약

본 논문은 역설계 기법을 이용하여 비접촉 방법으로 인체의 발을 3차원으로 복원하고, 발에 관련 된 분야에서 필요한 데이터를 추출하는 시스템에서 신발 제작에 필요한 데이터를 지능 기법을 이용하여 분류하는 모듈을 제안한다. 신발의 경우 개개인의 신체조건이 다르고 유행과 개성을 추구하고자 하기 때문에 기존의 생산체계로는 한계가 있다. 측정데이터를 기반으로 하는 맞춤형 신발은 기존의 전통적인 수제화 방식과 대량생산 방식의 장점만을 취하여 저렴하고 편리하게 제작된다. 또한 3차원 측정기를 이용하여 측정된 화형 데이터를 적당하게 분류한다면 기성화와 수제화 제작에 필요한 라스트 생성과 개인의 발의 구조 분석에 활용 가능 할 것이다. 따라서 본 논문에서는 획득된 발 데이터를 미리 정해 놓은 그룹으로 결정하기위해 신경망을 사용하여 신발 제작에 필요한 최적의 라스트 데이터를 선택하게 한다.

Key Words : 3차원 측정, 화형(Last), Neural Network, uProcessor, Reverse Engineering

1. 서 론

사람의 신체 중 지문과 기타의 생체적 특징이 그러하듯이 개개인의 발의 모양 또한 사람 들마다 제각기 다르며, 사람의 발은 좌·우의 크기가 서로 달라서 기존의 시스템은 두 발 중 큰 발에 맞춰서, 혹은 일반화된 틀(표준 화형)을 바탕으로 구두나 신발을 제작하였다. 현대에는 여러 방면에서 다양한 도구를 사용하여 각종 사물의 크기나 외형 등을 3차원적으로 측정하는 기술이 고도로 발달되어 있고, 다양한 응용분야를 가지고 있다.

본 연구를 위해 개발된 시스템은 PC와 비전을 기반으로 하는 3차원측정 방식을 이용하여 상, 하, 좌, 우로 각각 장착된 8대의 CCD 카메라와 조명원인 4대의 slit-beam laser를 통하여 3차원으로 발을 복원 후 화형 및 발의 형상 데이터를 획득한다.

본 연구에서는 3차원 측정을 위해 기구적인 부분과 하드웨어적인 부분의 시스템을 구성하고, 데이터 처리용 소프트웨어에서 입력영상의 전처리 과정 중 영상의 이진화 단계에서 임계값을 결정과 최적의 화형 데이터를 결정하기

위하여 신경망을 사용하였다. 인공지능형맞춤 신발제작을 위하여 맞춤형 신발에 필요한 화형 제작용 데이터를 위한 3차원 측정 장치를 통해 획득한 발의 형상을 이용하여 인공지능 기법을 기반으로 하는 특징 추출 및 적합한 화형을 얻어내는 방법을 제시하고, 신경회로망을 사용하여 형상데이터의 추출 및 분류하도록 설계하였다. 분류 형태는 소비자들의 기준인 신발의 치수를 단계별로 설정하고, 각 단계별로 세부 치수를 두어 좀 더 편안한 신발을 선택하도록 설계하였다. 측정시스템으로부터 획득된 15개의 파라미터를 기본으로 하여 착용감이 좋은 신발을 선택하기위해 다시 제안한 신경회로망을 이용하여 최적의 데이터를 추출하게 된다.

2. 측정 장치의 구조

본 논문에서 제안한 삼차원 발스캐닝 시스템은 하드웨어시스템과 소프트웨어시스템으로 나뉘어 진다. 하드웨어 시스템은 8대의 CCD 카메라와 4 개의 slit-beam laser를 이용해 화형에 필요한 데이터를 획득하는데, 각각의 CCD

카메라는 카메라 보정작업을 거치므로 획득한 화형데이터를 소프트웨어적으로 복원하는 과정을 간소화 하였다.

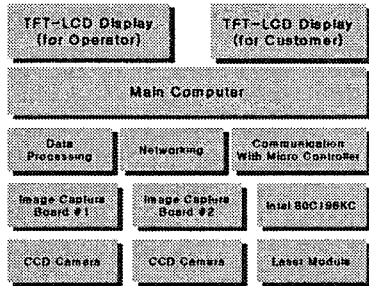


그림 1. 측정 시스템의 전체 구성도
Fig. 1. Block Diagram of Scanning System

그림 1은 본 논문에서 구현한 삼차원 발스캐닝 시스템의 전체 구성을 개략적으로 나타낸 것이다. 소프트웨어 시스템에서는 사람들마다 각기 다른 발의 길이, 높이, 폭과 곡면 등의 수치데이터를 3차원적으로 합성하여 형상을 복원한다. 본 과정에서 발의 형상을 측정 시 laser 나 다른 광원으로부터 발생하는 산란이나 굴절 또는 외부의 충격으로 인한 카메라의 흔들림과 같은 잡음을 제거 하고 최적화된 형상 복원을 위하여 인공지능 기법을 기반으로 하는 필터링 프로그램으로 구현하였다.

2.1 프레임 이송부

본 논문에서는 3차원 비전을 이용한 형상복원 기술에 의하여 생성된 데이터를 기반으로 한다.

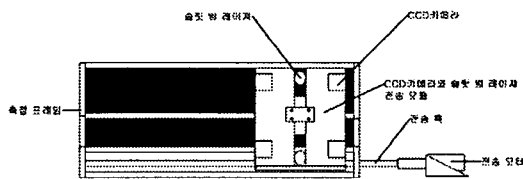


그림 2. 측정시스템의 이송프레임
Fig. 2. Moving Frame of Scanning System

본 논문에서는 8대의 CCD 카메라와 4 개의 slit-beam laser를 이용해 사람들마다 각기 다른 발의 길이, 높이, 폭과 곡면 등의 수치데이터를 3차원적으로 합성하여 형상을 복원한다.

본 논문에서 구현한 측정 프레임의 작동은 먼저 전송 모터에서 동력을 전송 축에 공급하게 된다. 동력을 전달 받은 전송 축은 CCD 카메라와 slit-beam laser 전송 모듈을 대상 측정 방향으로 이송시키며 측정 대상물을 측정하게 된다. 측정을 완료한 CCD 카메라와 slit-beam laser 전송 모듈은 다시 처음의 위치로 복귀하게 된다. 그림 2는 삼차원 발스캐닝 시스템

의 측정프레임의 기구학적 구성을 보여주고 있다.

2.2 Laser 및 이송 모터 제어 시스템

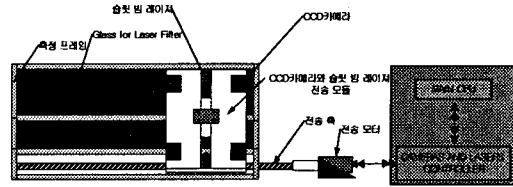


그림 3. CCD 카메라와 슬릿 빔 laser 전송 모듈 제어기의 구성도
Fig. 3. Mechanical Configuration of CCD Camera and Slit Beam Laser Module Controller

본 논문에서는 CCD 카메라와 slit-beam laser 전송 모듈을 제어하기 위해 카메라와 slit-beam laser 제어기를 구현하였다. 그림 3은 CCD 카메라와 slit-beam laser 전송 모듈 제어기의 구성도 나타내었다.

2.3 영상획득 시스템

상하좌우 기하학적인 형태로 각각 장착된 8대의 CCD 카메라로부터 획득되는 이미지 데이터를 획득하기 위해 본 논문에서는 이미지 처리장치를 구현하였다. 본 논문에서 구현된 이미지 처리장치는 두 개의 이미지 처리장치를 사용 각각의 CCD 카메라를 4대씩 수용 할 수 있게 구성 하였다.

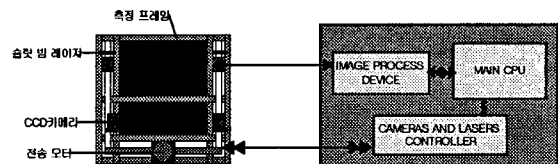


그림 4. 영상획득 시스템의 구성도
Fig. 4. System Configuration of Image Acquisition

위의 그림 4는 영상획득 시스템의 계략적인 구성을 나타내고 있으며, 각각의 채널은 스위칭 방식으로 이미지 데이터를 획득하고 있으며 스캔과정 중 4채널로 나누어 측정 되어진다. 실제 테스트 결과 이진화 처리를 입력영상에 대하여 적용한 결과 5[frame/sec]정도의 성능을 보였다.

3. 데이터 처리 및 신경회로망 이용한 형상 데이터 분류

본 논문은 구성된 시스템에서 실시간으로 획득하는 영상의 기본적인 전처리 과정 중 이진화 영상을 얻기 위한 임계값 결정을 신경망

으로 처리하였으며, 캡처 보드로부터 획득된 영상데이터로부터 3차원 영상 복원까지의 처리 과정은 다음의 그림 5와 같다.

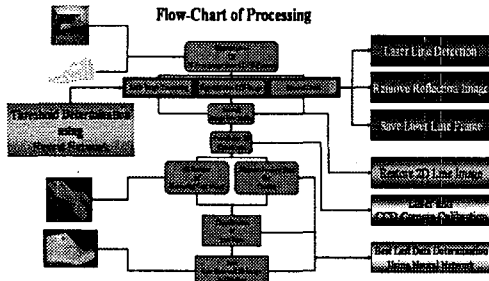


그림 5. 영상 데이터의 전체 처리과정
Fig. 5. Overall Processing of Image Data

그림 5에서와 같이 본 시스템에서 신경망을 적용한 부분은 기본적인 영상처리와 최 종단에서 추출된 개인의 발수치 데이터를 가장 적합한 표준 화형으로 결정하기 위하여 사용하였다.

3.1 신발 제작을 위한 특징 데이터

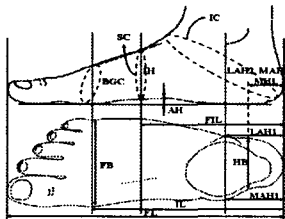


그림 6. 발 파라미터의 정의
Fig. 6. Definition of Foot Parameters

그림 6은 3차원 형상 복원을 통해 구현된 발의 형상을 이용하여 화형을 제작하는데 필요한 발의 특징적인 치수를 나타내는 것으로 본 시스템에서 정의한 신발을 제작하기에 필요한 발의 특징을 제시한 것이다. 전체 15개의 파라미터로 구성되며, 이는 사용자가 필요한 부분에 대하여 추가가 가능하다.

Parameter	Left Foot Data (cm)	Right Foot Data (cm)	Foot Data (cm)
1. FL → Front Length (발 앞 길이)	25.1 (100)	25.1 (100)	25.1 (100)
2. L → Heel Length (발 뒤꿈치 길이)	10.2 (40)	10.2 (40)	10.2 (40)
3. PL → Heel to Ball Length (발 뒤꿈치부터 발볼까지 길이)	14.9 (59)	14.9 (59)	14.9 (59)
4. FB → Foot Breadth (발 넓이)	10.1 (40)	10.1 (40)	10.1 (40)
5. HB → Heel Height (발 뒤꿈치 높이)	1.2 (5)	1.2 (5)	1.2 (5)
6. LM → Last Medial Curve (발볼 안쪽 곡률)	1.2 (5)	1.2 (5)	1.2 (5)
7. LL → Last Lateral Curve (발볼 바깥쪽 곡률)	1.2 (5)	1.2 (5)	1.2 (5)
8. LH → Last Heel Curve (발뒤꿈치 곡률)	1.2 (5)	1.2 (5)	1.2 (5)
9. ML → Metatarsal Length (발볼 뼈 길이)	10.1 (40)	10.1 (40)	10.1 (40)
10. MH → Metatarsal Height (발볼 뼈 높이)	1.2 (5)	1.2 (5)	1.2 (5)
11. MC → Metatarsal Curve (발볼 뼈 곡률)	1.2 (5)	1.2 (5)	1.2 (5)
12. SC → Scaphoid Curve (발볼 뼈 곡률)	1.2 (5)	1.2 (5)	1.2 (5)
13. AC → Arch Height (발볼 높이)	1.2 (5)	1.2 (5)	1.2 (5)
14. AW → Arch Width (발볼 너비)	1.2 (5)	1.2 (5)	1.2 (5)
15. AH → Arch Height (발볼 높이)	1.2 (5)	1.2 (5)	1.2 (5)

그림 7. 좌측과 우측발의 측정 데이터
Fig. 7. Measured Data of Left and Right Foot

그림 7은 위에서 정의한 15개의 파라미터를 바탕으로 좌측과 우측의 발의 실제 수치 데이터를 획득한 결과를 보여주고 있다.

3.2 형상 데이터 분류를 위한 신경망 구조

그림 8과 같이 전체길이는 발뒤꿈치에서부터 가장 긴 발가락 끝까지의 길이를 말하며, 아치길이는 발뒤꿈치에서부터 앞발이 꺾이는 볼조인트(ball joint)까지의 길이를 말한다. 그리고 너비는 발 폭 사이즈를 말한다.

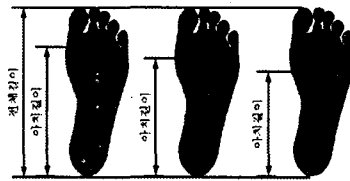


그림 8. 발의 치수
Fig. 8. Size of Foot

발 사이즈하면 흔히 전체의 길이만을 생각하는 경향이 있다. 전체길이에 못지않게 중요한 것이 아치길이이다. 신발은 발과 함께 자연스럽게 구부러져야 한다. 대부분의 신발은 볼조인트 부분에서 잘 구부러지도록 설계된다. 겹창(out sole) 볼 조인트 앞뒤 부분에 횡으로 깊은 홈 선을 파고 중창(mid sole) 볼조인트 위쪽 부분에도 몇 개의 홈 선을 파놓아 발과 함께 잘 꺾이도록 되어있다. 그런데 모든 사람이 앞의 그림 8과 같이 전체길이와 아치길이가 일치하지는 않는다. 전체길이는 같더라도 아치길이가 길어 다른 사람보다 한두 치수 큰 신발을 신어야 하는 경우가 있다.

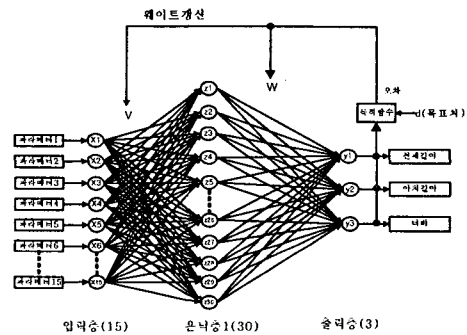


그림 9. 형상 데이터 분류를 위한 신경회로망모델

Fig. 9. Neural Network Structure for Shape Data Classification

앞의 그림 8에서 제시한 기준으로 형상데이터를 분류하기 위해 본 논문에서는 오류역전파 알고리즘을 적용하였다.

그림 9는 형상데이터를 추출하기 위해 오류역

전과 알고리즘을 적용한 신경회로망모델을 나타내고 있다.

4. 실험 결과 및 결론

4.1 실험 결과

그림 10은 실제 3차원측정시스템의 측정을 통해 획득된 형상데이터의 파라미터 값들을 제 앞에서 제안한 신경회로망 알고리즘을 적용하여 분류된 데이터들의 결과 값들을 보여주고 있다.

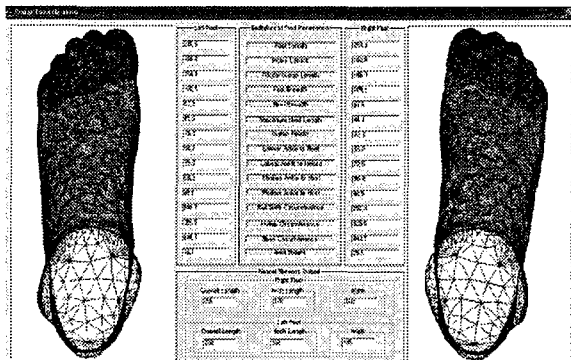


그림 10. 데이터 분류 결과
Fig. 10. Result of Data Classification

그림 11은 동일한 조건에서 한 사람의 발을 100번 측정하여 그 결과 값의 분포를 나타내고 있다,

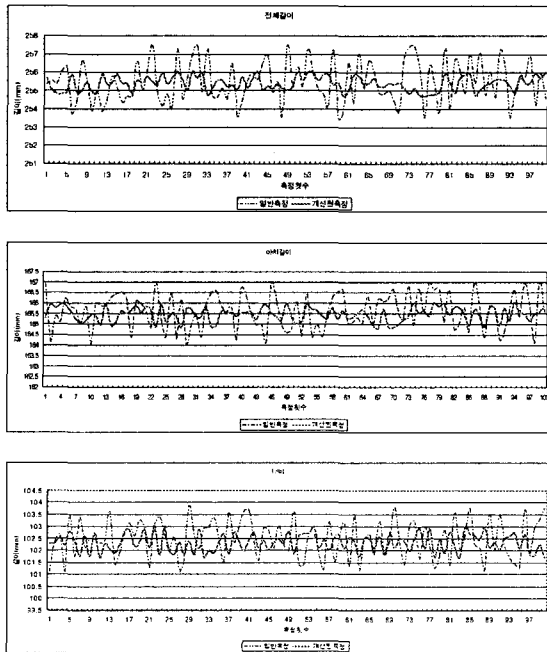


그림 11. 결과 값의 분포
Fig. 11. Distribution of Result

그림의 점선그래프와 같이 동일한 사람의 발을 측정된 결과 값이라 하더라도 영상 데이터의 처리과정에서 노이즈의 영향으로 측정 데이터의 편차 폭이 크다는 것을 알 수 있다.

그리고 그림의 실선그래프는 본 논문에서 제안한 신경회로망 알고리즘을 적용하여 분류된 데이터 값의 분포를 보여주고 있으며, 그림에서도 알 수 있듯이 신경회로망 알고리즘을 적용한 측정 결과 값의 분포가 성능이 더 개선되었음을 알 수 있다.

4.2 결론

3차원측정시스템으로부터 획득된 15개의 파라미터들은 최적화된 데이터로 분류하는 과정에서 신경회로망 알고리즘을 적용하여 분류한 데이터가 신경회로망 알고리즘을 적용하지 않은 데이터보다 데이터분류 특성이 개선되었음을 알 수 있었다. 향후 영상 데이터의 고속처리를 위해서 새로운 이미지 처리장치의 개발과 데이터의 획득성능을 향상시키기 위해 영상처리과정에서 인공지능기법의 적용이 필요하며, 또한 퍼지나 유전자 알고리즘등과 같은 다른 인공지능 기법들을 적용하여 형상데이터 분류의 성능 및 비교 분석이 필요할 것이다.

참 고 문 헌

[1] C.J. Taylor and D.J. Kriegman, "Structure and Motion from Line Segments in Multiple Images." IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 17(11):1021-1032, November 1995.
 [2] Marc Pollefeys and Luc Van Gool, "A stratified approach to metric self-calibration," Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vision and Pattern Recogn., pages 407-412, 1997.
 [3] R. Y. Tsai, "A versatile camera calibration technique for high accuracy 3d machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses", IEEE Journal of Robotics and Automation, Vol.3, pp.323-334, August 1987.
 [4] Eduardo Bayro-Corrochano, Bodo Rosenhahn, "A geometric approach for the analysis and computation of the intrinsic camera parameters", Pattern Recognition 35, pp. 169-186, 2002.