

힘 센서를 이용한 접촉감지부에서 신경망기반 인간의 접촉행동 인식

(Human Touching Behavior Recognition based on Neural Network in the Touch Detector using Force Sensors)

류 정 우 [†] 박 천 수 ^{**} 손 주 찬 ^{**}
(Joung-Woo Ryu) (Cheon-Shu Park) (Joo-Chan Sohn)

요 약 인간-로봇 상호작용에서 접촉은 인간에게 정서적 안정을 줄 수 있는 중요한 상호작용 방법 중 하나이다. 그러나 지금까지 음성과 영상을 기반으로 인간-로봇 상호작용이 이루어지는 연구가 대부분이었다.

본 논문에서는 접촉을 통한 인간-로봇 상호작용을 위해 인간의 접촉행동을 인식하는 방법을 제안한다. 제안한 인식 방법에서 인식 과정은 전처리 단계와 인식 단계로 나뉜다. 전처리 단계는 접촉감지부에서 생성된 데이터로부터 인식할 수 있는 특징들을 계산하는 단계이고 인식 단계는 인식기를 통해 접촉행동으로 분류하는 단계이다. 접촉감지부는 힘 센서인 FSR 센서를 이용하여 제작하였고 인식기는 신경망 모델인 다층퍼셉트론을 사용하였다. 실험은 남자 여섯 명에 의해 생성된 세 가지 접촉행동; '때리다', '쓰다듬다', '간질이다' 데이터를 가지고, 사람별로 인식기를 생성하여 cross-validation으로 평가한 결과 82.9%의 평균 인식률을 보였고, 사람별 구분 없이 한 개의 인식기로 실험한 결과는 74.5%의 평균 인식률을 보였다.

키워드 : 접촉행동, 신경망, 인간-로봇 상호작용, 힘 센서

Abstract Of the possible interactions between human and robot, touch is an important means of providing human beings with emotional relief. However, most previous studies have focused on interactions based on voice and images.

In this paper, a method of recognizing human touching behaviors is proposed for developing a robot that can naturally interact with humans through touch. In this method, the recognition process is divided into pre-process and recognition phases. In the pre-process phase, recognizable characteristics are calculated from the data generated by the touch detector which was fabricated using force sensors. The force sensor used an FSR (force sensing resistor). The recognition phase classifies human touching behaviors using a multi-layer perceptron which is a neural network model. Experimental data was generated by six men employing three types of human touching behaviors including 'hitting', 'stroking' and 'tickling'. As the experimental result of a recognizer being generated for each user and being evaluated as cross-validation, the average recognition rate was 82.9% while the result of a single recognizer for all users showed a 74.5% average recognition rate.

Key words : touching behavior, neural network, human-robot interaction, force sensor

1. 서 론

지금까지 특정 분야에서 특정 목적을 수행할 수 있는 전문로봇이나 사람에게 편리한 삶을 제공해 줄 수 있는

· 본 논문은 정보통신부 및 정보통신연구진흥원의 정보통신선도기술개발사업의 연구결과로 수행되었습니다.

[†] 정 회 원 : 한국전자통신연구원 지능형로봇연구단 연구원
ryu0914@nate.com

^{**} 비 회 원 : 한국전자통신연구원 지능형로봇연구단 연구원
battlle@etri.re.kr
jcsohn@etri.re.kr

논문접수 : 2006년 9월 18일

실사완료 : 2007년 7월 6일

서비스로봇들이 개발되어 왔으며, 최근에는 사람과 보다 쉽게 상호작용할 수 있고 사람과 공존하면서 사람에게 편안함과 즐거움을 줄 수 있는 사회적 로봇(social robot)이 연구되고 있다[1,2]. 이러한 연구가 진행되면서 사람과 로봇간의 언어적(verbal) 상호작용뿐만 아니라 비언어적(nonverbal) 상호작용에 대해서 관심을 가지게 되었고, 특히 접촉을 통한 비언어적 상호작용에 대한 연구가 진행되면서 인간의 피부와 같은 접촉센서[3,4]들이 개발되고 있다.

로봇에서 접촉센서는 휴먼노이드 로봇이 이동 중에

몸의 균형을 잡을 수 있도록 발바닥에 부착되어 사용되거나, 로봇이 물체의 표면과 강도를 느끼면서 물체를 조작할 수 있도록 손가락 끝에 사용되고 있다. 최근 접촉 센서를 이용하여 사람과 로봇이 접촉을 통해 상호작용할 수 있는 로봇을 개발하고 있다.

MIT 멀티미디어 연구실에서는 Huggable 프로젝트를 통해 휴대용 로봇이 몸 전체에서 촉각을 느낄 수 있도록 'sensitive skin'이라는 접촉센서를 개발하고 있으며 [4]. 이러한 접촉센서를 통해 로봇이 사람의 접촉행동을 느낄 수 있도록 하는 연구가 진행되고 있다. [5]에서는 사람의 접촉행동을 9가지로¹⁾ 정의하였고, 이러한 접촉행동을 접촉 자극의 크기와 크기의 변화 그리고 접촉면의 변화 방향과 방향의 변화 등을 계산한 6가지의 특징을 가지고 신경망 모델인 다층퍼셉트론으로 인식하였다. 그 결과 slapping을 제외한 8가지 접촉행동에 대해서 53.37%의 평균 인식률을 보임으로써 초기 연구에 대한 가능성을 제시하였다.

Waseda 대학에서는 인간과 공존할 수 있는 로봇으로 WENDY를 1998년에 개발하였으며, 최근에는 인간-로봇 PIFACT (physical interference and intended contact) 정의 시스템[6]을 소개하였다. 로봇이 인간과 공존하면서 일어날 수 있는 31가지의 접촉유형을 PIFACT으로 정의하였고 그 중 10가지²⁾의 접촉유형을 선택하여 시스템에 대한 타당성을 확인하였다. PIFACT 정의 시스템은 FSR (force sensing resistor) 센서로 접촉 자극을 감지하였고 접촉유형을 판단하기 위해 신경망 모델인 MCP (modified counterpropagation)을 사용하였다. MCP는 비지도 학습 방법인 SOM (self-organizing map)을 지도 학습 방법으로 확장한 신경망 모델이다. 모델의 입력으로 최대 힘의 크기, 최대 힘에 도달한 시간, 접촉 시간, 접촉 횟수, 힘의 평균 분포, 평균 힘, 최대 접촉 면적, 접촉 면적에서 최대 두 점간의 거리, 접촉면이 움직이는 방향과 같이 9가지 특징을 사용하여 10개의 접촉유형을 분류한 결과 81%의 인식률을 보였다.

NTT Communication Science Laboratories에서 애완용 로봇을 위한 접촉행동을 분류하는 연구가 소개되었다. [7]에서는 5가지³⁾의 접촉행동을 분류하였으며, 접촉행동을 분류하기 위해 k-nearest neighbor(k-NN) 방법을 사용하였다. 그리고 실시간으로 접촉행동을 인식하기 위해 반복하지 않고 계산할 수 있는 특징으로 접촉면적과 접촉 자극의 크기의 합 그리고 시간에 따른 각각의 변화량을 고려하였다. 그 결과로 5가지의 접촉행동

에 대해서 87.3%의 인식률을 보였다.

본 논문은 접촉을 통한 인간-로봇 상호작용에서 인간의 접촉행동(human touching behavior)에 따라 로봇의 감성이 변화될 수 있도록 인간의 접촉행동을 인식하는 방법을 제안한다. 제안한 방법에서는 접촉행동을 인식하기 위한 인식기로 신경망 모델인 다층퍼셉트론(MLP: multilayer perceptron)을 사용하고, 접촉행동을 감지할 수 있도록 FSR 센서를 이용하여 접촉감지부를 설계한다. 또한 접촉감지부에서 자극의 크기와 자극의 분포와 같은 특징을 가지고 사전에 정의된 접촉행동으로 분류한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 본 논문에서 사용하고 있는 접촉감지부에 대해 간략히 설명한다. 제안한 접촉행동 인식 방법과 제안한 방법의 가능성을 확인하기 위한 실험 방법 및 결과는 각각 3장과 4장에서 기술하고, 마지막으로 5장에서 결론과 향후 연구를 제시한다.

2. 접촉감지부

본 논문에서는 힘 센서인 FSR 센서를 그림 1과 같이 이용하여 접촉감지부를 설계한다. 접촉감지부의 접촉면적은 약 1mm 두께의 얇은 플라스틱판으로 되어 있으며 그 크기는 13.5cm × 8.5cm이다. 접촉면적 밑에는 5개의 FSR 센서소자들이 있고 센서표면에는 약 4mm 높이의 받침대가 설치되어 얇은 플라스틱판을 받치고 있다. 수직력만 측정 가능한 FSR 센서를 수평력도 측정할 수 있도록 센서소자의 표면위에 받침대를 설치하였고, 센서소자의 표면이 아닌 곳에 자극을 주었을 때 접촉감지부에서 자극을 감지할 수 있도록 얇은 플라스틱판을 설치하였다. 따라서 적은 개수의 센서소자로 넓은 영역에 대한 접촉자극을 감지할 수 있다. 그리고 미세한 힘의 자극을 감지 할 수 있도록 FSR 센서의 spacer-adhesive thickness를 제거하였다. spacer-adhesive thickness는 마주보고 있는 전도성 요소들 간의 간격이다[8].

접촉감지부에서 접촉자극을 감지하는 센서소자인 FSR센서는 센서표면에 수직력을 증가 시킬 때 저항이 감소되는 중합체 필름(polymer film) 장치이다. 여기서 사용하고 있는 FSR 센서는 센서표면의 지름이 12mm 인 Part No.402이다[7].

접촉감지부에서 신호처리부와 센서소자에 받침대 설치는 (주)테크스톰에서 제작하였다. 신호처리부에서 12bit 분해능 A/D변환기를 사용하였고 센서소자가 측정할 수 있는 힘의 크기는 최대 500gf/cm²이다. 접촉감지부에 500gf/cm² 이상의 힘이 주어지면 신호처리부에서는 최대값인 2,048을 출력하고 자극이 없을 경우에는 0값을 출력한다. 신호처리부에서 주사주파수(scan frequency)

1) tickle, poking, scratching, slapping, petting, patting, rubbing, squeeze, contact

2) beat, hit, push, grasp, poke, pinch, tap, stroke, scrape, scratch

3) slap, pat, scratch, storke, tickle

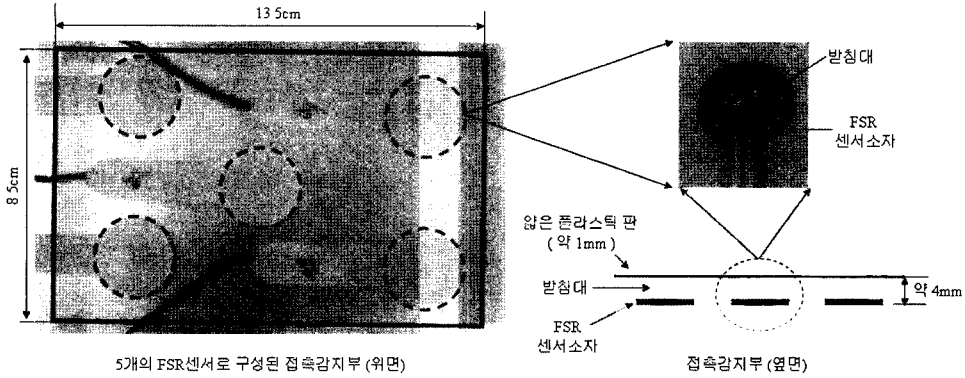


그림 1 FSR센서를 이용한 접촉감지부

가 47Hz로, 1초에 47번 각 센서소자의 출력값을 생성한다. 즉 0.02초당 1번씩 센서소자의 출력값을 생성하는데 이때 출력값들을 샘플링데이터(sampling data)로 정의한다.

서론에서 기술한 연구에서 사용된 접촉감지부의 특성들을 표 1과 같이 비교하였다. 표에서 음영 표시된 부분은 해당 항목에 대해서 명시되지 않아 매뉴얼에서 참조하여 기재한 내용이다. 표에서는 본 논문에서 사용된 접촉감지부보다 관련연구에서 사용된 접촉감지부가 면적당 센서소자 개수가 많고 샘플링 주기가 크다는 것을 알려준다.

3. 접촉행동 인식 방법

제안한 방법에서 접촉행동 인식 과정은 그림 2와 같이 전처리 단계와 인식 단계로 구분된다. 전처리 단계는 접촉감지부에서 생성된 샘플링데이터를 인식기의 입력데이터로 변환하는 단계이고, 인식 단계는 인식기를 통해 입력데이터를 접촉행동으로 분류하는 단계이다.

3.1 전처리 단계

전처리 단계는 정규화 과정, 패턴추출 과정, 특징생성 과정으로 나누어지고 필요에 따라 각 과정을 선택하여 적용한다. 전처리 단계로 입력되는 샘플링데이터는 벡터, $S = (s_1, s_2, \dots, s_n)$ 로 표현하고, 벡터공간의 차원 수 n

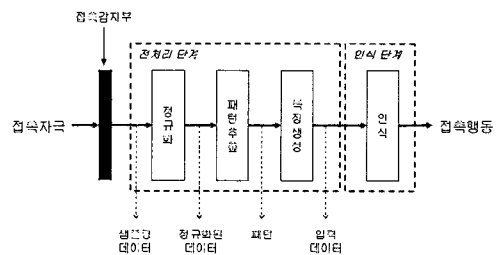


그림 2 접촉행동 인식 과정

은 접촉감지부를 이루는 센서소자의 개수이다.

정규화 과정은 원시데이터를 정해진 구간으로 변환시켜주는 과정이다. 본 논문에서는 샘플링데이터 값의 범위를 [0,1]로 정의하고 Min-Max 정규화 방법을 사용하여 값을 범위 내로 사상(mapping)시킨 정규화된데이터(normalized data), $S' = (s'_1, s'_2, \dots, s'_n)$ 을 생성한다.

정규화된데이터의 성분(element)들을 합하여 그림 3과 같이 히스토그램으로 나타내면 센서소자의 활성화 여부를 알 수 있다. 만약 합이 0보다 큰 값을 갖는다면 접촉감지부에 자극이 주어졌다는 것을 알 수 있다. 그러나 자극이 없어도 잡음에 의해 합이 0보다 큰 값을 가질 수 있다. 따라서 사전에 접촉감지부에서 잡음의 발생 여부를 확인하여, 잡음이 존재할 경우 필터링으로 잡음을 소거한 후 자극에 의한 센서의 활성화 값을 갖는다.

표 1 접촉감지부의 특성 비교

| | [5] | [6] | [7] | 본 논문 |
|---------------------|-----------------------------|-----------------------------|--------------------------------|-------------------------------|
| 접촉감지부의 부착면의 형태 (크기) | 곡면 | 곡면 | 평면 (16.5×16.5cm ²) | 평면 (13.5×8.5cm ²) |
| 접촉감지부에 포함된 센서소자의 개수 | 40개 (QTC*) | 약 25개 이상 (FSR) | 1936개 | 5개 (FSR) |
| 센서소자의 측정범위 | 0.0~10.0kgf/cm ² | 0.0~10.0kgf/cm ² | 0.2~2.0kgf/cm ² | 0.0~0.5kgf/cm ² |
| 샘플링 주기 | 250Hz | 700Hz | 120Hz | 47Hz |

* QTC: Quantum Tunneling Composite

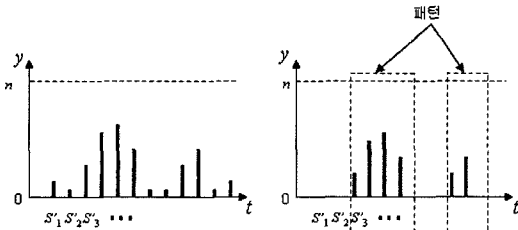


그림 3 필터링 전과 후에 대한 히스토그램

본 논문에서는 센서소자별로 센서의 활성화 값이 사전에 정의한 값보다 작으면 잡음에 의해 발생된 값으로 판단하여 활성화 값을 0으로 재설정한다. 이 때 사전에 정의해야하는 값이 임계값(threshold)이다. 만약 임계값을 크게 설정하게 되면 자극에 의한 많은 신호들이 잡음으로 판단되어 소멸되거나, 반대로 임계값을 너무 작게 설정하게 되면 잡음에 의해 발생하는 신호가 자극으로 판단된다. 따라서 임계값은 자극이 없는 상태에서 일정한 시간동안 각 센서소자의 평균 출력값과 표준편차를 계산하여 식 (1)과 같이 센서소자별로 계산된다.

$$\theta_i = \bar{s}_i + \alpha\sigma_i, \alpha \geq 3 \quad (1)$$

여기서 \bar{s}_i, σ_i 는 각각 i 번째 센서소자에 대한 평균 출력값과 표준편차를 나타내고 α 는 3이상의 값을 갖는 임계값 제어상수이다. 만약 α 가 작아지면 임계값이 작아져 잡음의 영향을 많이 받게 된다. 잡음의 영향을 최대 0.5%정도 받게 하기 위해서 α 를 3이상의 값으로 제한한다. 보다 구체적으로 설명한다면, 잡음에 의한 센서 값이 그림 4와 같이 정규분포를 따른다고 가정할 경우 α 가 3이면 신뢰구간이 약 99%이고 유의수준이 약 1%가 된다. 이것은 잡음에 의한 출력값이 여과되지 않고 자극으로 감지되는 경우가 0.5%임을 나타낸다.

그림 3의 (b)와 같이 필터링을 통해 잡음의 영향을 축소시킨 정규화된데이터에서 접촉행동을 인식하기 위한 패턴을 추출한다. 패턴은 자극이 처음 발생된 시점에서부터 자극이 끝나는 시점까지 정규화된데이터의 집합으로 정의하고 $P = \{S'_1, S'_{i+1}, \dots, S'_{i+m}\}$ 로 나타낸다. t 는 자극이 처음 발생된 시점을 의미하고, m 은 패턴에 포함된 정규화된데이터의 개수를 나타내고 자극의 지속시간을 의미한다.

패턴으로부터 접촉행동들을 구분할 수 있는 특징들을 계산하여 인식기의 입력데이터를 생성한다. 특징은 접촉감지부에서 자극의 크기와 분포로 정의하고 입력데이터는 특징을 성분으로 갖는 벡터 $D = (d_1, d_2, \dots, d_k)$ 로 표현한다. k 는 접촉행동을 구분하기 위한 특징의 개수로 본 논문에서는 접촉감지부에 있는 센서소자들의 개수 n 으로 설정하였다. 입력데이터 D 에서 i 번째 특징값은 식

(2)과 같이 패턴 P 에서 i 번째 센서소자의 평균 출력값으로 계산한다. s'_{ij} 은 패턴에서 i 번째 센서소자의 j 번째 정규화된데이터 값을 의미한다.

$$d_i = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m s'_{ij} \quad (2)$$

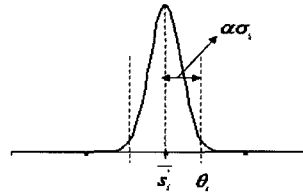


그림 4 i 번째 센서의 임계값

3.2 인식 단계

인식 단계는 전처리 단계에서 생성된 입력데이터 D 를 접촉행동으로 분류하는 단계이다. 본 논문은 자극의 크기와 분포로 접촉행동을 구분하기 위해 신경망 모델인 MLP를 이용하였고, 학습 방법으로 오류 역전파(EBP: error backpropagation) 방법을 사용하였다.

MLP는 그림 5와 같이 일반적으로 세 계층인 입력층, 은닉층, 출력층을 가지며 이웃하는 계층들 간에 모든 노드들이 연결되어 있는 전방향 신경망(feedforward neural networks) 모델이다. 신경망에서 노드의 작동원리는 그림과 같이 자신의 입력에 대한 가중치 합을 계산하여 활성화 함수(activation function)를 통해 노드의 출력값을 계산한다.

신경망은 식 (3)과 같이 입력(D)과 출력(O) 사이의 비선형 사상 함수를 제공한다.

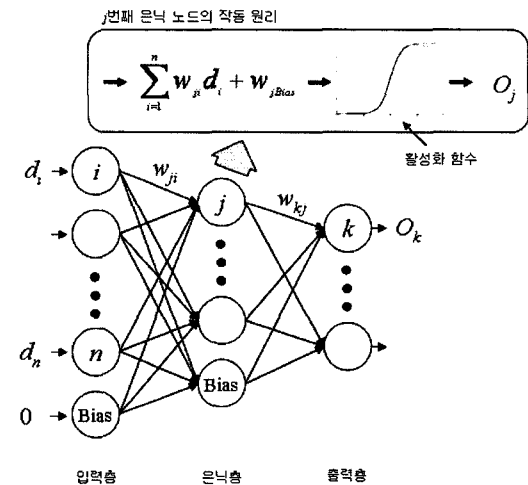


그림 5 MLP 구조

$$O = F(D; W, A) \tag{3}$$

W 는 신경망의 가중치이며, A 는 신경망 구조를 의미한다. 신경망의 학습은 학습데이터에서 데이터들이 올바르게 분류될 수 있도록 가중치를 조정하는 과정을 말한다.

MLP에서 대표적인 학습 방법인 EBP 방법은 식 (4)와 같이 현재 입력에 대한 목표 출력값과 계산된 실제 출력값의 차인 오차 E 를 최소화하도록 기울기 하강법 (gradient descent)을 이용하여 가중치를 결정하는 방법이다. T_k 와 O_k 은 각각 k 번째 출력노드에서 목표 출력값과 모델로부터 계산된 실제 출력값을 의미한다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (O_k - T_k)^2 \tag{4}$$

학습 중, 어느 한 시점, t 에서 가중치의 변화량은 식 (5)과 같다.

$$\Delta w_{ji} \propto - \frac{\partial E}{\partial W} \tag{5}$$

학습률(learning rate)을 η 이라고 할 때, 각 계층의 가중치 변경에 대한 일반식은 다음과 같다.

- 출력층과 은닉층 사이의 가중치 변경

$$w_{kj}(t+1) = w_{kj}(t) + \eta \delta_k O_j \tag{6}$$

- 은닉층과 입력층 사이의 가중치 변경

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \eta \delta_j O_i \tag{7}$$

$$\delta_j = \sum_k \delta_k w_{kj}(t) O_k (1 - O_k)$$

4. 실험

본 실험에서는 제안한 접촉행동 인식 방법의 가능성을 확인하기 위해 2장에서 서술한 접촉감지부를 통해서 샘플링데이터를 생성하였다. 생성된 샘플링데이터의 개수는 23,713개이고 표 2와 같이 여섯 명의 남자로부터 세 가지 유형의 접촉행동을 생성하였다.

본 실험은 사용자의 접촉을 통해 감성로봇의 감성을 변화시켜 줄 수 있는 접촉행동으로 세 가지; '쓰다듬다',

표 2 사용자별 접촉행동에 의해 생성된 샘플링데이터 개수

| | 쓰다듬다 | 간질이다 | 때리다 |
|-------|-------|-------|-------|
| 사용자-1 | 1,314 | 1,309 | 1,410 |
| 사용자-2 | 1,411 | 1,410 | 1,922 |
| 사용자-3 | 1,065 | 1,410 | 1,410 |
| 사용자-4 | 1,155 | 1,288 | 1,410 |
| 사용자-5 | 1,108 | 1,133 | 1,260 |
| 사용자-6 | 1,168 | 1,313 | 1,217 |
| 합계 | 7,221 | 7,863 | 8,629 |

'간질이다', '때리다'를 고려하였다.

샘플링데이터로부터 패턴을 추출한 결과, 표 3과 같이 1,096개가 추출되었다. 본 실험에서는 접촉감지부에서 잡음이 발생하지 않기 때문에 앞서 기술한 전처리 단계 중 필터링 과정을 수행하지 않았다.

추출된 패턴에서 각 센서소자의 평균 출력값으로 입력데이터를 생성하여 접촉행동을 인식하는 실험을 하였다. 실험에 사용된 입력데이터의 개수는 1,096개로 패턴의 개수와 같다.

실험에서 접촉행동 인식기인 MLP는 weka 3.4.8로 생성하였고, 인식기를 생성할 때 각 층에 대한 노드의 개수는 다음과 같이 정의하였다. 먼저 입력층의 노드 개수는 인식할 때 고려되는 특징의 개수와 같다. 본 논문에서는 접촉감지부에서 나타나는 자극의 크기와 자극의 분포를 특징으로 정의하였기 때문에 접촉감지부의 센서 소자 개수인 5개로 설정하였고, 출력층의 노드 개수는 인식할 접촉행동의 개수와 같게 설정하였다. 마지막으로 은닉층의 노드 개수는 실험을 통해 6개로 설정하였다. 학습할 때 사전에 요구되는 변수인 학습률은 0.3으로, 학습 횟수는 50,000회로 설정하였다.

제안한 방법의 타당성을 확인하기 위한 실험으로 사용자별로 각각 인식기를 만들어 사용자별로 평가하는 실험과 사용자별 구분 없이 하나의 인식기로 평가하는 실험을 하였다. 본 논문에서는 전자의 실험을 촉자(觸者)종속 (toucher dependent) 실험이라 하고 후자의 실험을 촉자(觸者)독립(toucher independent) 실험이라 한다.

표 3 샘플링데이터로부터 추출된 패턴

| | 쓰다듬다 | | | 간질이다 | | | 때리다 | | |
|-------|-------|---------------|-------|-------|---------------|-------|-------|---------------|------|
| | 패턴 개수 | 패턴당 샘플링데이터 개수 | | 패턴 개수 | 패턴당 샘플링데이터 개수 | | 패턴 개수 | 패턴당 샘플링데이터 개수 | |
| | | 평균 | 표준편차 | | 평균 | 표준편차 | | 평균 | 표준편차 |
| 사용자-1 | 56 | 9.9 | 3.4 | 138 | 4.8 | 5.3 | 76 | 1.6 | 0.7 |
| 사용자-2 | 35 | 14.5 | 8.3 | 81 | 6.8 | 7.1 | 64 | 2.0 | 1.1 |
| 사용자-3 | 2 | 497 | 488 | 78 | 12.3 | 15.5 | 54 | 1.7 | 0.8 |
| 사용자-4 | 83 | 5.6 | 2.2 | 147 | 5.8 | 5.5 | 26 | 1.2 | 0.4 |
| 사용자-5 | 10 | 92.5 | 222.6 | 6 | 179.3 | 296.6 | 45 | 3.9 | 2.0 |
| 사용자-6 | 62 | 9.5 | 3.3 | 89 | 8.2 | 3.3 | 44 | 10.3 | 8.4 |
| 합계 | 186 | - | - | 450 | - | - | 265 | - | - |

촉자종속 실험 결과인 표 4는 사용자별로 인식기를 학습시킬 때 신경망의 초기 가중치를 5회 바꿔가면서 인식기를 생성하고, 학습데이터로 평가한 결과의 평균값을 보여준다.

인식률이 가장 낮은 사용자-6의 경우를 살펴보면, 그림 6에서 점선으로 표기한 것과 같이 '때리다' 패턴이 '쓰다듬다', '간질이다'와 비슷한 힘의 크기를 갖는 패턴으로 발생하는 경우가 많아 인식률이 낮았다. 그림 6은 사용자-6의 접촉행동에 대해서 접촉감지부가 생성한 샘플링데이터들 중 일부를 선택하고 샘플링데이터의 성분들을 합하여 나타낸 히스토그램이다.

표 5는 촉자종속 실험에서 5 cross-validation으로 평가한 결과와 앞서 살펴본 학습데이터로 평가한 결과를 비교한 표이다. 5 cross-validation으로 평가한 결과가

학습 데이터로 평가한 결과보다 평균 10.9%가 낮으며 표준편차도 크다.

촉자독립인 경우 학습 데이터로 평가하였을 때 표 6와 같이 평균 79.8%의 인식률을 보였고, 5 cross-validation으로 평가한 결과는 74.5%의 성능을 보였다. 촉자독립은 촉자종속과는 다르게 평가 방법에 따른 결과의 차이가 5.3%로 나타났다.

실험 결과는 표 7과 같이 촉자독립보다 촉자종속의 경우가 높은 성능을 보였고, 학습 데이터로 평가한 것이 5 cross-validation으로 평가한 방법보다 높은 성능을 보였다. 전자의 원인은 동일한 접촉행동에 대해서 자극의 크기가 접촉하는 사용자 별로 차이가 보이기 때문이다. 반면, 후자는 그림 6과 같이 다른 접촉행동들 간의 자극의 크기가 구분되지 않기 때문에 나타나는 결과이다.

표 4 촉자종속에 대한 실험결과

| 사용자 | RMSE | 인식률(%) | 쓰다듬다(%) | 간질이다(%) | 때리다(%) |
|-------|-------|--------|---------|---------|--------|
| 사용자-1 | 0.229 | 91.2 | 87.5 | 97.8 | 81.8 |
| 사용자-2 | 0.122 | 94.0 | 100.0 | 94.6 | 100.0 |
| 사용자-3 | 0.187 | 94.3 | 100.0 | 94.6 | 92.2 |
| 사용자-4 | 0.177 | 94.4 | 89.6 | 97.6 | 92.3 |
| 사용자-5 | 0.004 | 100.0 | 100.0 | 100.0 | 100.0 |
| 사용자-6 | 0.244 | 88.7 | 96.8 | 92.6 | 70.9 |
| 평균 | - | 94.8 | 95.4 | 96.9 | 93.3 |

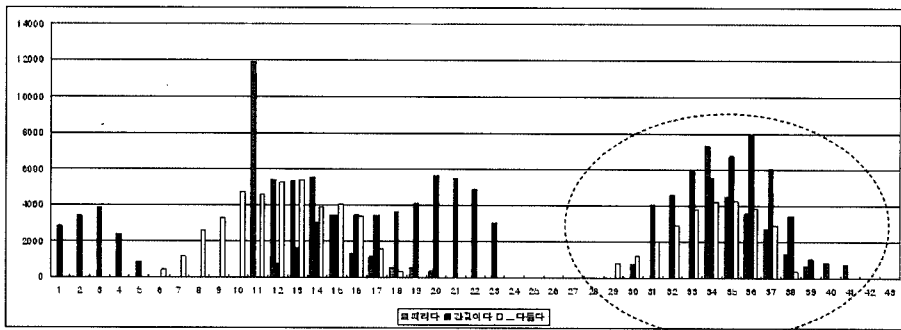


그림 6 사용자-6의 접촉행동 히스토그램

표 5 촉자종속에서 평가 방법에 따른 결과 비교

| 사용자 | cross-validation으로 평가 인식률 (%): A | 학습데이터로 평가 인식률 (%): B | B-A (%) |
|-------|-------------------------------------|-------------------------|---------|
| 사용자-1 | 79.6 | 91.2 | 11.6 |
| 사용자-2 | 88.3 | 94.0 | 5.7 |
| 사용자-3 | 78.4 | 94.3 | 15.9 |
| 사용자-4 | 84.8 | 94.4 | 9.6 |
| 사용자-5 | 95.1 | 100.0 | 4.9 |
| 사용자-6 | 71.3 | 88.7 | 17.4 |
| 평균 | 0.0 (표준편차: 8.3) | 0.0 (표준편차: 3.8) | 0.0 |

표 6 촉자독립에 대한 실험결과

| 랜덤셔드 | RMSE | 인식률(%) | 쓰다듬다(%) | 간질이다(%) | 때리다(%) |
|------|-------|--------|---------------|---------------|---------------|
| 0 | 0.323 | 79.6 | 71.8(178/248) | 86.3(465/539) | 74.1(229/309) |
| 1 | 0.326 | 79.5 | 64.5(160/248) | 90.2(486/539) | 72.8(225/309) |
| 2 | 0.321 | 80.1 | 71.0(176/248) | 86.5(466/539) | 76.4(236/309) |
| 3 | 0.321 | 81.4 | 71.8(178/248) | 86.5(466/539) | 80.3(248/309) |
| 4 | 0.332 | 78.2 | 61.7(153/248) | 83.5(450/539) | 82.2(254/309) |
| 평균 | - | 79.8 | 68.2 | 86.6 | 77.2 |

표 7 실험결과

| | 5 cross-validation으로 평가 | 학습 데이터로 평가 |
|------|-------------------------|------------|
| 촉자종속 | 82.9% | 93.8% |
| 촉자독립 | 74.5% | 79.8% |

5. 결론 및 향후연구

본 논문은 인간의 접촉행동에 따라 로봇의 감성이 변화할 수 있도록 접촉행동을 인식하는 방법을 제안한다. 제안한 인식 방법은 전처리 단계와 인식 단계로 구분되고, 전처리 단계는 접촉감지부로부터 생성된 데이터를 인식기의 입력데이터로 변화시켜주는 단계이고 인식 단계는 전처리 단계에 의해 변환된 입력데이터를 사전에 정의된 접촉행동으로 분류하는 단계이다. 인식 단계에서 인식기는 MLP로 생성하였고, 접촉행동을 분류하기 위한 특징으로 접촉감지부에서 감지되는 자극의 크기와 자극의 분포를 이용하였다.

본 논문은 로봇의 감성에 영향을 줄 수 있는 접촉행동 분류에 대한 초기연구로 '쓰다듬다', '간질이다', '때리다', 세 가지에 대해서 실험하였다. 각 사용자별로 인식기를 생성하여 실험한 촉자(觸者)종속 실험에서 cross-validation으로 평가한 결과는 평균 82.9%를 보였으며, 사용자 구분 없이 한 개의 인식기를 생성하여 실험한 촉자(觸者)독립 실험결과에서는 평균 74.5%를 보였다. 촉자독립이 촉자종속보다 약 9% 인식률의 차이를 보이는 주된 이유는 동일한 접촉행동에 대한 자극의 크기가 접촉하는 사람들 별로 차이가 나기 때문이다.

실험의 결과를 바탕으로 감성로봇에 응용할 수 있도록 향후연구는 세 가지를 고려한다. 첫 번째는 제안한 방법처럼 샘플링데이터에서 지속적으로 자극이 존재하는 경우를 패턴이라고 정의하게 되면 감지 기능에 있어 시간이 지연되는 문제가 발생하여 실시간성이 떨어진다. 예를 들어 표 2에서 사용자-3의 "쓰다듬다" 패턴의 경우 자극이 발생한 시점에서 약 10초 후에 인식된다. 따라서 이러한 문제를 해결할 수 있도록 제안한 접촉행동 인식 방법을 확장한다. 두 번째는 사람별로 동일한 접촉행동에 대한 힘의 크기가 다르기 때문에 [7]에서 제안한 특징과 같이 힘의 크기를 보완할 수 있는 특징에 대해

서 추가 연구가 필요하다. 마지막으로 '찌르다', '대다', '잡다'와 같이 감성에 영향을 줄 수 있는 접촉행동을 추가하여 방법에 대한 일반성과 타당성을 확인할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] Kazuyoshi Wada, Takanori Shibata, Tomoko Saito, Kazuo Tanie, "Effects of Three Months Robot Assisted Activity to Depression of Elderly People who stay at a Health Service Facility for the Aged," SICE Annual Conf., pp. 2709-2714, 2004.
- [2] Patrizia Marti, Leonardo Giusti, Alessandro Pollini, Alessia Rullo, "Experiencing the flow: design issues in human-robot interaction," Joint sOc-EUSAI Conf. pp. 69-74, 2005.
- [3] 김중호, 이정일, 이효직, 박연규, 김민석, 강대임, "촉각 센서 개발 및 응용", 한국정밀공학회지 제21권, 제 00호, 2004.
- [4] Walter Dan Stiehl, Jeff Lieberman, Cynthia Breazeal, Louis Basel, Levi Lalla, Micheal Wolf, The Design of the Huggable: A Therapeutic Robotic Companion for Relational, Affective Touch, AAAI Fall symposium on Caring Machines: AI in Eldercare, 2006.
- [5] Walter Dan Stiehl and Cynthia Breazeal, Affective Touch for Robotic Companions, ACII 2005, LNCS 3748, pp. 747-754, 2005.
- [6] Hiroyasu Iwata, Shigeki Sugano, Human-Robot-Contact-State Identification Based on Tactile Recognition, IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol.52, No.6, pp. 1468-1477, 2005.
- [7] Futoshi Naya, Junji Yamato, Kazuhiko Shinozawa, Rcnognizing Human Touching Behaviors using a Haptic Interface for a Pet-robot, International Conference on System, Man and Cybernetics, pp. 1030-1034, 1999.
- [8] Interlink Electronics, "FSR Force Sensing Resister Integration Guide and Evaluation Parts Catalog," <http://www.interlinkelectronics.com>



류 정 우

1998년 숭실대학교 컴퓨터학부 졸업(학사). 2000년 숭실대학교 컴퓨터학과 졸업(석사). 2005년 숭실대학교 컴퓨터학과 졸업(박사). 2005년~현재 한국전자통신연구원 지능형로봇연구단 연구원. 관심분야는 기계학습, 데이터마이닝, soft computing

puting



박 천 수

1999년 충남대학교 컴퓨터과학과 졸업(학사). 2001년 충남대학교대학원 컴퓨터과학과 졸업(석사). 2001년~현재 한국전자통신연구원 지능형로봇연구단 선임연구원. 관심분야는 Emotional Robot, Social Human-Robot Interaction



손 주 찬

1988년 한국외국어대학교 서반어과 졸업(학사). 1990년 한국외국어대학교 경영정보학과 졸업(석사). 1991년~현재 한국전자통신연구원 팀장. 관심분야는 로봇 지능/감성, 상황인지