

論文97-34C-2-7

한글 수화용 동적 손 제스처의 실시간 인식 시스템의 구현에 관한 연구

(On-line Dynamic Hand Gesture Recognition System for the Korean Sign Language (KSL))

金 鍾 成 * , 李 璨 洙 *** , 張 源 ** , 卞 增 男 ***

(Jong-Sung Kim, Chan-Su Lee, Won Jang, and Zeungnam Bien)

요 약

사람의 손 제스처는 오래동안 하나의 언어역할을 하는 통신 수단으로 사용되어 왔다. 이러한 손 제스처중에서 가장 체계를 갖춘 수화는 청각 장애자들의 주요한 통신 수단이며 양 손과 손가락의 동작에 의해 표현된다. 본 논문에서는 기본적인 한글 표준수화를 인식하고 그 결과를 한글과 음성으로 표현하는 시스템을 구현하였으며 한쌍의 데이터 장갑이 양 손과 손가락의 움직임을 센싱하기 위해 사용되었다. 본 논문에서는 손 운동의 효과적인 분류를 위해 퍼지 이론을 이용한 특징 해석법과 손가락의 정적인 모양을 분류하기 위한 퍼지 최대-최소 신경망을 적용하여 동적 손 제스처의 실시간 인식방법을 제안하였다.

Abstract

Human-hand gestures have been used as a means of communication among people for a long time, being interpreted as streams of tokens for a language. The signed language is a method of communication for hearing impaired person. Articulated gestures and postures of hands and fingers are commonly used for the signed language. This paper presents a system which recognizes the Korean Sign Language(KSL) and translates the recognition result into a normal Korean text and sound. A pair of Data Gloves are used as the sensing device for detecting motions of hands and fingers. In this paper, we propose a dynamic gesture recognition method by employing a fuzzy feature analysis method for efficient classification of hand motions, and applying a fuzzy min-max neural network to on-line pattern recognition.

I. 서 론

인간의 손 제스처(hand gesture)는 오랫동안 언어로서의 역할을 하는 통신의 한 방법이었다. 이러한 손

자세의 예는 교통 경찰의 체계화된 손 제스처에서부터 청각 장애자들의 수화에 이르기까지 다양하다. 특히, 종래에 키보드 또는 마우스를 이용하던, 사람과 컴퓨터 사이의 상호 연결과정에 사람이 두손으로 표현하는 자유로운 몸짓을 직접 이용하려는 시도가 최근에 많이 추구되고 있다. 손 운동 자체를 인식하는 분야의 연구는 건설현장의 크레인 조종을 위한 수신호 인식에서부터 음악 지휘자의 지휘동작 인식, 수화(sign language) 인식, 가상현실(virtual reality)에서의 손 자세 인식 등을 대상으로 미국, 일본 등지에서 활발히 추진되는 중이다¹¹⁻³¹.

* 正會員, 韓國電子通信研究院

(Multimedia Dept., ETRI)

** 正會員, 韓國科學技術研究院

(ADD)

*** 正會員, 韓國科學技術院 電氣 및 電子工學科

(Dept. of Elec. Eng., KAIST)

接受日字:1996年11月7日, 수정완료일:1997年2月12日

사람이 손으로 표현하는 자세(gesture)는 손가락의 공간상의 고정된 모양으로 의미를 나타내는 정적인 자세(static posture)와, 손과 손가락의 공간적·시간적 움직임에 의해 의미를 나타내는 동적인 자세(dynamic gesture)로 구분된다. 여러 가지 손 자세 형태 중에서 청각 장애자들의 의사소통 매체인 수화는 사람이 손으로 표현할 수 있는 대부분의 자세를 포함하는 가장 체계적인 언어이다. 청각 장애자가 최초로 습득하는 언어가 수화라는 사실과 수화 방법의 습득이 어렵고 손과 어깨의 통증등 직업병에 대한 우려로 전문 수화 통역자가 절대적으로 부족한 실정이며, 특히 청각 장애자의 입장에서는 수화 통역자를 통하지 않고 개인의 사생활(privacy)을 지키면서 병원, 경찰서, 관공서 등지에서 자신의 의사를 전달하고자한다는 점을 고려하면 이와 같은 수화 인식에 대한 필요성은 더욱 높아가고 있다. 본 논문은 표준 한글수화(KSL; Korean Sign Language)를 인식하고 그 결과를 실시간으로 한글과 음성으로 표시하는 시스템의 구현에 관하여 다룬다.

표준 한글 수화사전에 따르면 약 45년전에 만들어지기 시작한 한글 수화는 현재 약 6,000개의 단어로 구성되어 있고 이것들은 많은 기본적인 동작들을 결합함으로써 만들어진다. 또한, 수화는 정적인 자세(static posture)인 지화와 동적인 자세(dynamic posture)의 두가지가 있는데, 지화는 손가락의 모양을 변화시켜서 31가지의 지문자에 의해 한글 알파벳을 표현하는 것이고 의미 있는 단어를 표현하는 일반적인 수화는 주로 사물의 모양에 의해 만들어 졌다¹⁴⁻⁶⁾.

지문자는 공간상에서 손가락의 모양을 분류하면 되지만, 한글 표준수화의 동적인 자세 인식은 시간의 변화에 따른 위치이동까지 고려한 실시간 인식이 되어야 한다. 본 논문에서는 전체 시스템의 실시간성을 고려하여 손의 움직임을 감지하는 장비로 VPL사의 Data-Glove™ 시스템¹⁷⁾을 사용하였다.

수화 동작의 집단(class)은 각 집단이 선형 분리되지 않고 각 집단간에 겹침이 존재한다. 그러므로, 각 집단간의 겹침을 최소화하고 입력패턴이 가변성이 있기 때문에 학습기능도 필요하다.

동적 손 제스처의 인식에 관한 연구는 미국 수화(American Sign Language)에 대하여 몇 가지 연구가 있었다. Fel¹²⁾은 미국수화에서 선택한 몇 개의 동작을 인식하기 위해 역전과 신경망을 이용하였는데, 동작의 시작과 끝의 명확한 구분이 필요하고 많은 학습

시간을 필요로 하는 시스템이다. 인공 신경망에서의 과도한 학습시간을 줄이기 위해 Waldron¹³⁾은 자기구성 Map(Self Organizing Map)에 의한 재배열법을 제안하였다. 이 방법은 초기 집단의 인식을 위해 약간의 학습시간은 필요하지만 새로운 집단이 추가되었을 때의 과도한 학습시간을 줄일 수 있는 장점이 있지만 전체 인식율의 저하가 발생한다.

본 논문에서는 손 운동의 효율적인 분류를 위해 퍼지이론을 이용한 특징해석법을 적용하고 손가락의 다양한 모양 변화를 실시간으로 분류하기 위해 퍼지 최대-최소 신경망 분류기¹⁸⁾를 적용함으로써 실시간으로 동적 손 제스처를 인식하는 시스템을 제안한다.

II장에서는 본 논문의 인식 대상인 한글 수화에 대한 형태적 해석을 하고, III장에서 인식 알고리즘을 포함한 수화 인식 시스템을 설명한다. IV장에서는 실제 실험을 통하여 전체 시스템의 운영 결과를 보이며, 마지막으로 V장에서 결론을 맺는다.

II. 표준 한글 수화(Korean Sign Language)의 해석

수화는 손으로 표현되는 언어로써, 청각 장애인의 의사 표현 및 수용의 중요한 수단이다. 엄지손가락을 펴서 세워 '남자'를 표시하고, 새끼손가락을 펴서 세워 '여자'를 나타내며 엄지와 새끼손가락을 펴서 그 손목을 좌우로 조금씩 돌리는 동작을 해서 '사람'을 표시하고 있다(그림 1). 수화는 한 손 또는 양손을 다양하게 사용해서 자기의 의사를 표현하며 크게 지화(指話)와 수화(手話)로 구분되고 각 나라마다 자기나라의 생활 관습에 기초한 표준화된 수화를 정해서 사용하고 있다¹⁴⁾.

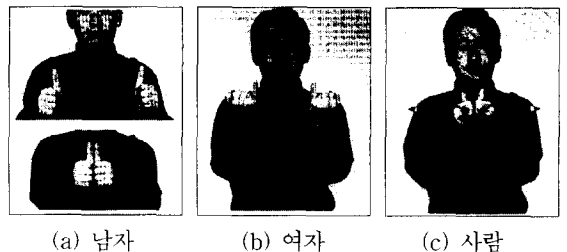


그림 1. 한글 수화의 예
Fig. 1. An example of the KSL.

1. 표준 한글수화(手話)의 원리 및 특성
다른 나라의 표준수화, 예를 들면 미국의 ASL

(American Sign Language), 일본의 JSL(Japanese Sign Language)등과 달리 한글 수화는 복합어가 많은 우리말의 특성상 체계가 갖추어지고 표준화가 이루어진 것은 최근의 일이다. 본 논문에서 다루고자 하는 대상은 표준 한글수화로서, 특히 '특수학교(청각장애) 중학부 수화 I'^[9]를 인식 대상으로 하였다.

수화자(signer)가 수화동작을 할 때는 다음의 원리가 적용된다^[5].

- (i) 동작을 처음 시작하기 위한 중립 위치는 머리와 가슴을 연결하는 중심 부분이다.
- (ii) 손 운동의 반경은 수직으로는 머리로부터 배까지이며 수평으로는 어깨 넓이 정도이다.

1991년경에 표준화되기 시작한 한글 수화는 운동의 주축이 되는 오른손과 보조동작을 하는 왼손의 움직임에 의해 의미가 전달되며 손의 운동과 손의 모양에 따라 다양한 의미를 전달 할 수 있다.

2. 한글 수화의 형태적 해석

한글 표준수화사전^[6]에는 약 6,000여 동작이 존재하지만, 많은 경우 기본적인 동작을 결합하여 만들어졌으며 본 논문에서는 최근에 발행된 '특수학교(청각장애) 중학부 수화 I'에 있는 약 600여 동작을 기본으로 하여 해석하였다. 본 논문에서 인식할 대상 손 제스처는 아래의 두가지 조건을 기준으로 170여가지의 수화 동작을 선택하였고 그림 2는 일부의 동작을 나타낸 것이다

- (1) 인식가능 동작은 상하, 좌우, 앞뒤 운동만을 가지고 있다.
- (2) 복합어의 표현과 같은 동작중 양손의 모양이 서로 다른 경우는 고려하지 않았다.

위의 조건으로부터 본 논문에서의 손 제스처는 다음과 같이 표현된다.

$$G_k = (x_k, y_k, z_k, t_k, F_{hi}), 1 \leq k \leq K: \text{time step}[1/15\text{sec.}]$$

x_k, y_k, z_k, t_k : 시간에 따른 손의 공간상의 절대위치

여기서, $F_{hi}, i=1,3,\dots,9$ 는 각 손가락에 대한 첫 번째(인쪽) 관절의 굽힘 정도이고 $F_{hi}, i=2,4,\dots,10$ 은 두 번째(바깥쪽) 관절의 굽힘 정도를 나타내고 있다. 본 논문에서 사용하는 좌표축은 DataGloveTM 시스템^[7]의 운용에 의해 결정되었는데, 수평방향의 좌/우 운동은 x-축 운동, 수직방향의 상/하 운동은 y-축 운동, 그리고 앞/뒤 방향의 운동은 z-축 운동으로 정하였다. 수화자의 수화 동작 및 그의 인지 과정을 살펴보면, 수

화는 두개의 요소, 즉, 손의 운동과 손의 모양으로 구성되어 있음을 알 수 있다. 사람들은 수화동작의 의미를 인식하기 위해 수화자의 손 운동 변화를 확인하고 그때의 수화자의 손 모양을 인식하여 전체 동작의 의미를 인식한다. 본 인식대상인 중학 수화는 크게 수평 운동, 수직 운동, 경사 운동, 그리고 원 운동의 4가지 운동 형태를 가진다. 이러한 운동 형태를 세분하면 그림 3에 보여진 14가지 기본적인 손 운동(direction) 형태가 존재하고, 손의 모양은 그림 4와 같이 14가지의 기본적인 손의 모양을 선택하였다. 본 논문에서는 손의 회전(orientation)은 고려하지 않고 단지 손의 모양만을 이용하여 인식시스템을 구성한다.



그림 2. 인식 대상인 수화 동작의 예
Fig. 2. Examples of KSL for our recognition system.

수화에는 같은 손 운동을 가지고 다른 손 모양을 가진 동작이 많이 존재한다. 예를 들어 그림 1에 있는 3가지 동작은 같은 손의 방향과 다른 손 모양을 가지고 있다. 즉, 손의 운동과 손의 자세를 분리하여 인식하여 두 결과를 이용하여 한글 표준 수화를 인식할 수 있다.

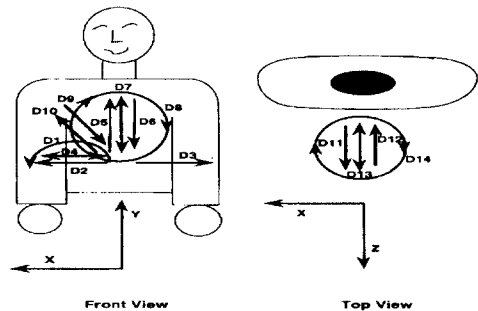


그림 3. 14가지 기본 손 운동
Fig. 3. 14 basic hand directions.

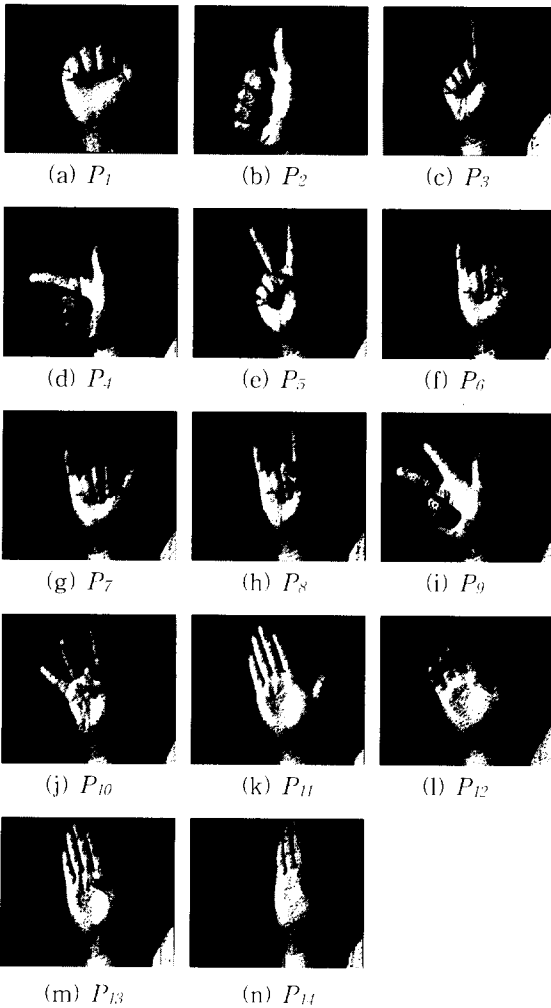


그림 4. 14가지 기본 손 모양
Fig. 4. 14 basic hand postures.

14가지의 손 모양은 P. K. Simpson이 제안한 퍼지 최대/최소 신경망 분류기를 사용하고 14가지 손 운동의 인식은 특징 해석 방법(feature analysis method)에 의해 이루어진다.

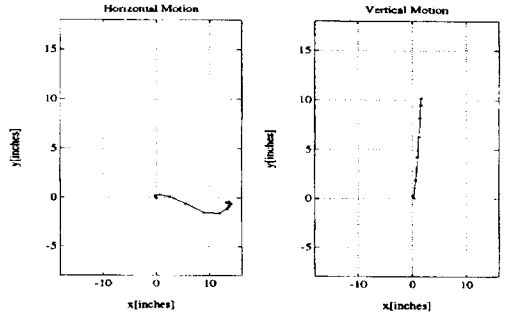
각 특징들은 다음의 조건에 의해 선정되었다. 즉, 특징치는 입력 데이터에 대해 정해진 시간(실시간) 내에 계산 가능해야하고 인식뿐만 아니라 운동의 해석에도 사용 가능해야 한다. 또한 모든 운동 형태(14가지)를 분리할 수 있을 만큼의 특징들이 존재해야한다. 여기에 사용된 특징들은 가장 최근의 3 점의 운동 방향, 손 운동의 누적된 운동 거리, 좌우 위치의 차이, 현재의 손의 위치, 누적된 운동 방향 변화이다. 다음 장에서 이들 특징에 대해서 상술한다.

III. 한글 수화 인식 시스템

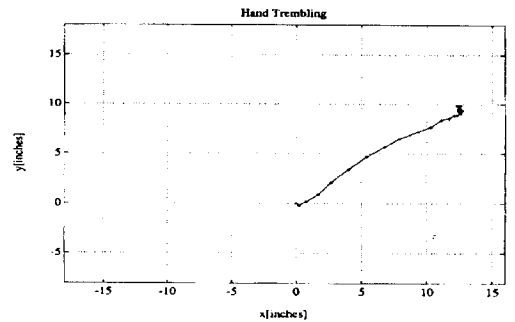
사람마다 손가락의 외형 및 물리적 구조가 다르기 때문에 다른 두사람에의해 만들어진 같은 모양의 동작도 일반적인 센싱장비에의해 측정될 때 다른 측정값을 나타낸다. 따라서 특징 추출작업이 필요하다.

1. 퍼지 이론을 이용한 특징해석법(Feature Analysis Method)에 의한 손 운동의 분류

데이터 장갑에서 입력되어지는 입력신호는 많은 원하지 않는 신호가 포함되어 있는데, 그림 5(a)는 수직 수평 운동의 실제 궤적을 보여주고 있다. 데이터 장갑에 의해 입력된 데이터는 polhemus 3차원 센서 시스템에 존재하는 자장 간섭(magnetic interference)에 의해 데이터 왜곡이 있음을 알 수 있다. 또한 그림 5(b)에 보는 바와 같이 손이 정지해 있을 때에도 무의식적인 손 떨림을 보여주고 있다. 많은 반복 실험을 통해서 약 1 인치 범위 내에 자장간섭이 측정되었고 전처리과정을 거쳐서 이러한 불필요한 신호는 제거될 수 있다.



(a) Magnetic Interference



(b) Hand trembling

그림 5. 원하지 않는 신호의 예
Fig. 5. The example of unnecessary data.

(가) 사용된 특징값(Used Features)

1) 누적 방향 변화량(Total Change of Phase in Degree)

$$TCP_{xy} =$$

$$TCP_{xy} + \left| \tan^{-1} \left(\frac{\Delta X(k) \times \Delta Y(k-1) - \Delta X(k-1) \times \Delta Y(k)}{\Delta X(k) \times \Delta X(k-1) + \Delta Y(k) \times \Delta Y(k-1)} \right) \right|$$

동작이 일어나는 동안 각 샘플링 사이에 일어난 각도 변화량을 누적함으로써 전체 동작 중에 일어난 방향 변화에 대한 정보를 추출한다. 이 특성은 반원이나 원의 동작의 판별에 유용한 정보가 된다. 데이터는 운동이 XY 평면의 운동과 XZ 평면의 운동으로 구분하여 TCP_{xy}, TCP_{xz} 값으로 추출된다. 이 특성은 D1, D8, D14와 같이 원운동과 관련된 손 운동을 판별하는데 중요한 특징으로 사용된다.

2) 수평 누적 운동 거리(Total Change of Distance in X Axis)

$$T_x = T_x + |\Delta X(k)|$$

동작이 일어나는 동안 X값의 변화량을 계속 누적하여 동작이 끝날 때까지의 X축 방향의 변화량의 합이다. D2, D3과 같은 수평 운동의 판별에 중요한 특징으로 사용된다.

3) 수직 누적 운동 변화량(Total Change of Y Direction)

$$T_y = T_y + |\Delta Y(k)|$$

동작이 일어나는 동안 Y축 값의 변화량을 계속 누적하여 동작이 끝날 때까지의 Y축 변화량의 합이다. D5, D6과 같은 수직 운동의 판별에 중요한 특징으로 사용된다.

4) 전후 누적 운동 변화량(Total Change of Z Direction)

$$T_z = T_z + |\Delta Z(k)|$$

동작이 일어나는 동안 Z축 값의 변화량을 계속 누적하여 동작이 끝날 때까지의 Z축 변화량의 합이다. D11, D12와 같은 전후 운동의 판별에 중요한 특징으로 사용된다.

5) 수평 방향 변화 횟수(Change of Direction in X Axis)

$$\text{if } \Delta X(k) \times \Delta X(k-1) < 0 \text{ then } CD_x = CD_x + 1 \quad (1)$$

$$\text{if } \Delta X(k) \times \Delta X(k-2) < 0 \text{ then } CD_x = CD_x + 1 \quad (2)$$

동작이 일어나는 동안 X축 방향의 방향 변화가 일어나는 경우 그 방향 변화의 횟수에 대한 정보를 얻는다. 수평 방향의 반복 운동을 판별하는데 유용하다. 일반적으로 식 (1)과 같이 현재 증가 방향과 이전 증가 방향을 비교함으로써 방향 변화를 판별할 수 있지만 실제 실험에 의하면 동작 변화 시에 다른 방향의 변화도 발생하여 방향 변화 판별을 제대로 못하는 경우가 발생한다. 이러한 문제점을 보완하기 위하여 식 (2)와 같이 현재의 증가 방향과 한 step 시간 지연된 데이터를 사용함으로써 방향 변화를 보다 잘 판단할 수 있다. D4와 같은 수평 반복 운동의 판별에 중요한 특징으로 사용된다.

6) 수직 방향 변화 횟수(Change of Direction in Y Axis)

$$\text{if } \Delta Y(k) \times \Delta Y(k-2) < 0 \text{ then } CD_y = CD_y + 1$$

앞의 수평 방향 변화 횟수(CD_x)의 식(2)와 같이 동작이 일어나는 동안 Y축 방향의 방향 변화가 일어나는 경우 그 방향 변화의 횟수에 대한 정보를 얻는다. D7과 같은 수직 방향의 반복 운동의 판별에 중요한 특징으로 사용된다.

7) 전후 방향 변화 횟수(Change of Direction in Z Axis)

$$\text{if } \Delta Z(k) \times \Delta Z(k-2) < 0 \text{ then } CD_z = CD_z + 1$$

동작이 일어나는 동안 Z축 방향의 방향 변화가 일어나는 경우 그 방향 변화의 횟수에 대한 정보를 얻는다. D13과 같은 전후 방향의 반복 운동의 판별에 중요한 특징으로 사용된다.

8) 동작 끝 위치

R_x, R_y, R_z

동작이 일어나는 동안 매순간 읽어 들인 데이터를 R_x, R_y, R_z에 저장함으로써 동작이 끝나 특정 추출이 끝났을 때, 동작이 시작된 지점을 기준으로 최종 상태의 상대 위치값을 가지게 된다. 이 값을 보면 현재의 위상(phase)을 추정할 수도 있다. 이 특징은 동작의 끝이 일어난 곳을 이용하여 어떤 동작의 방향 판단에 중요한 특징으로 사용된다.

(나) 전처리

동작이 시작되고 나서 손 떨림에 의해 일어날 수 있는 잘못된 데이터를 보정해 주도록 한다. 즉, 반복 실험 후 평균에 의해 얻어진 임계값(0.65 inch) 이상의 동작 변화가 일어나기 전에는 동작의 변화가 손 떨림으

로 인하여 발생한 것으로 보고 동작의 변화를 무시한다.

$$C_{x,y,z} = R_{x,y,z}(k) - R_{x,y,z}(k-1) \text{ difference of latest two data}$$

if $|Cx, y, z| < T$ then $R_{x,y,z}(k) = R_{x,y,z}(k-1)$,
 $T = 0.65 \text{ inch}$

(다) 클래스 정의

퍼지 패턴 클래스는 앞에서 정의한 각 특징 벡터의 소속 함수를 이용하여 작성된다. 즉 각 동작에 대한 특징을 퍼지 소속 함수를 가진 퍼지 명제의 논리식으로 나타낸다. 여기서 사용된 연산은 AND, OR 연산으로 다음과 같이 정의된다.

$$A \text{ AND } B = \{ (x, \mu_{A \text{ AND } B}(x)) | \mu_{A \text{ AND } B}(x) = \min\{\mu_A(x), \mu_B(x)\}, x \in X \}$$

$$A \text{ OR } B = \{ (x, \mu_{A \text{ OR } B}(x)) | \mu_{A \text{ OR } B}(x) = \max\{\mu_A(x), \mu_B(x)\}, x \in X \}$$

손 운동 인식기는 퍼지 패턴 클래스를 이용하여 구현한다. 이를 위해서는 우리가 인식하고자 하는 손 운동들에 대하여 특징 벡터를 얻는다. 다음에 이 특징 벡터들을 분석하여 각 특징 벡터에 해당하는 소속 함수를 설정한다. 그리고 이 소속함수들을 퍼지 명제의 논리식을 이용하여 각 손 운동에 대한 클래스를 정의한다.

(라) 특징 추출 및 소속 함수 정의

특징 추출을 위해서는 14가지의 각 손 운동 형태에 해당하는 동작을 반복 수행하여 데이터를 얻은 후 얻은 데이터를 가지고 특징 추출 알고리즘을 수행하여 각 동작에 대한 특징 벡터를 얻는다. 이 때 각 동작은 손 모양에 의한 영향을 받지 않도록 손 모양은 주먹을 쥐 상태에서 수행되었으며 각 손 운동에 대하여 동작이 큰 경우, 동작이 작은 경우 등 동작에 변화를 주어 데이터를 얻었다. 실제 특징 추출에 있어서는 입력 데이터를 그대로 사용하지 않고 전처리를 거친 데이터를 사용한다. 이때 Tolerance T 값의 변화는 추출된 특징 값들에도 영향을 준다. 가령 Tolerance T 값이 작아짐에 따라 전체 길이 변화의 합은 커지게 된다. 여기서는 0.65 inch를 T로 잡았다.

이렇게 하여 구해진 특징 벡터의 영역 구분을 통하여 그림 6과 같은 소속 함수를 구성하였다. 실제 구현

에 있어서는 계산 속도와 각 동작의 범위를 정하기 용이한 사다리꼴 모양의 소속 함수를 사용하였다. 각 소속 함수의 범위는 실제 각 방향 집단(14가지 방향)에 대한 반복실험을 통하여 구한 것이다. 이전에 사용한 크리슈한 영역 구분은 작성된 소속 함수에서 소속 값이 1인 영역만을 사용한 경우와 유사하다.

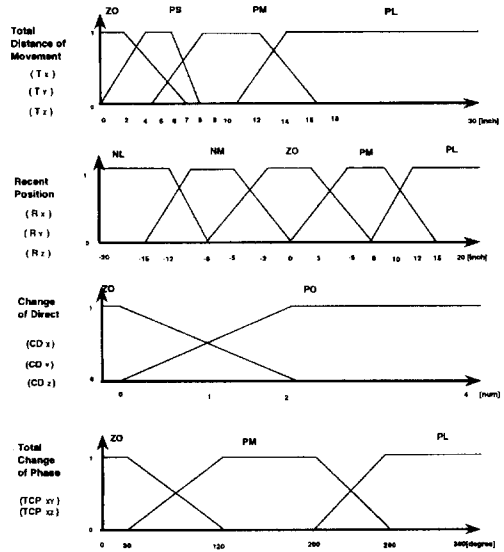


그림 6. 소속함수의 구성
 Fig. 6. Fuzzy Membership Function.

(마) 퍼지 패턴 클래스 정의

퍼지 패턴 클래스는 앞절에서 정의된 AND, OR 연산을 이용하여 구현한다. 실제 이 연산을 사용하여 정의된 패턴 클래스의 예를 살펴보면

D2(수평 운동)의 경우

언어적 기술: 수평 방향의 운동이 있으며 수직 방향이나 전후 방향의 운동이 거의 발생하지 않으며 시작점을 기준으로 수평 우측 방향에서 동작이 끝난다 그리고 동작 중에 방향 변화는 일어나지 않는다. 퍼지 명제 논리식에 의한 표현은

$$Tx = (PS \text{ OR } PM) \text{ AND } Ty = ZO \text{ AND } Tz = ZO \\ \text{AND } Rx = (PM \text{ OR } PL) \text{ AND } CDx = ZO$$

이고, 다른 손 운동에 대해서도 이와 같은 방법으로 작성할 수 있다.

왼손의 경우, 오른손과 마찬가지로 정의할 수 있으며 수화 동작시 왼손과 오른손의 대칭적 운동을 고려 수평 운동의 경우 왼쪽으로의 운동을 양의 운

동 방향으로 나타나도록 좌표축을 변환했다.

이와 같이 하여 D1에서부터 D14까지 구현 할 수 있다. 표 1은 이와 같이 작성된 클래스를 규칙 테이블로 보여 주고 있다. 이 구현에 있어서 각 동작에 대한 조건을 얼마나 강하게 주는가 하는 것은 매우 중요한 문제가 된다. 그 조건을 강하게 주면, 다른 동작에 대한 오류 인식은 크게 줄어들지만, 수화자가 실제로 어떤 동작을 취했을 때, 실제 그 동작에 유사함에도 불구하고 그 동작으로 인식하지 못하게 된다. 그러므로 이 두 가지 사이에 적절한 절충이 필요하다.

표 1. Fuzzy Rule Table
Table 1. Fuzzy Rule Table.

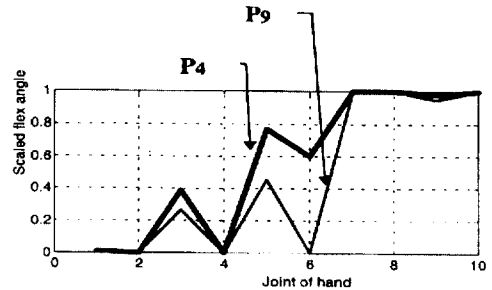
방향	퍼지 패턴 클래스 정의
D ₁	((Tx=PS AND Ty=PS) OR (Tx=PM AND Ty=(PS OR PM)) OR (Tx=PL AND Ty=PL)) AND Ry=ZO AND TCPxy=PM
D ₂	Tx=(PS OR PM) AND Ty=ZO AND Tz=ZO and Rx=(PM OR PL) AND CDx=ZO
D ₃	Tx=(PM OR PL) AND Ty=ZO AND Tz=ZO AND Rx=(NM OR NL) AND CDx=ZO
D ₄	Tx=(PM OR PL) AND Ty=(ZO OR PS) AND Tz = (ZO OR PS) AND Rx=(ZO OR PL OR NL) AND CDx=PO
D ₅	Tx=ZO AND Ty=(PS OR PM) AND Ry=(NM OR NL) AND Rz=ZO AND CDy=ZO
D ₆	Tx=ZO AND Ty=(PM OR PL) AND Ry=(PM OR PL) AND Rz=ZO AND CDy=ZO
D ₇	Tx=(ZO AND PS) AND Ty=(PM OR PL) AND Ry=(ZO OR PL OR NL) AND Rz=ZO AND CDy=PO
D ₈	Tx=(PM OR PL) AND Ty=(PM OR PL) AND Rx=ZO AND TCPxy=PL
D ₉	((Tx=PS AND Ty=PS) OR (Tx=PM AND Ty=PM) OR (Tx=PL AND Ty=PL)) AND (Rx=NM AND Ry=NM) OR (Rx=NL AND Ry=NL))
D ₁₀	((Tx=PS AND Ty=PS) AND (Tx=PM AND Ty=PM) OR (Tx=PL AND Ty=PL)) AND (Rx=NM AND Ry=NM) OR (Rx=NL AND Ry=NL)
D ₁₁	Tx=ZO AND Ty=ZO AND Tz=(PS OR PM) AND Rz=(PM OR PL) AND CDz=ZO
D ₁₂	Tx=ZO AND Ty=ZO AND Tz=(PS OR PM) AND Rz=(NM OR NL) AND CDz=ZO
D ₁₃	Tx=ZO AND Ty=(ZO OR PS) AND Tz=(PS OR PM) AND Rz=(ZO OR PL OR NL) AND CDz=ZO
D ₁₄	Tx=(PM OR PL) AND Tz=(PM OR PL) AND Rx=ZO AND TCPxz=PL

2. 퍼지 최대-최소 신경망 분류기에 의한 손 모양의 분류

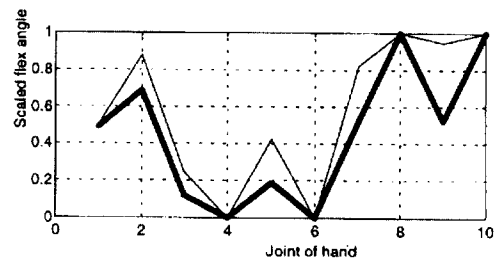
앞에서 설명한 것처럼 사람의 손은 손가락의 굽힘에서 다양한 변화가 존재하고 사람들마다 다양한 크기, 모양의 손가락 구조를 가진다. 그림 7은 이러한 손 모양(크기) 변화의 예를 보인 것이다. 가로축은 손가락의 관절을 표시하고 세로축은 굽힘 각도(0-90°)를 정규화 한것이다. 그림 7(a)의 다른 손 모양(P₄, P₉)에 대한 각도 변화량과 그림 7(b)의 같은 손모양(P₅)에 대한 다른 두사람의 각도 변화량이 차이가 크지 않음을 알 수 있다.

본 논문에서는 그림 4에 보여진 14가지의 기본 손 모양을 P. K. Simpson의 퍼지 최대-최소 신경망 분류기^[8]를 이용하여 실시간으로 분류하고자 한다. 사용된 소속함수는 다음과 같이 표시할 수 있다.

$$b_j(F_n, V_j, W_j) = \frac{1}{20} \sum_{i=1}^{10} [\max(0, 1 - \max(0, \gamma \min(1, F_i - w_j))) + \max(0, 1 - \max(0, \gamma \min(1, v_j - F_i)))]$$



(a) Different postures P₄ and P₉



(b) Posture P₅ by the otehr person

그림 7. 손모양 변화의 예

Fig. 7. An example of deviation in hand postures.

여기서, F_j, j=1,3,...,9는 손가락의 첫 번째 관절의 굽힘 정도이고 F_j, j=2,4,...,10은 두 번째 관절의 굽

힘 정도를 나타내고 있다. γ 가 커지면 소속함수는 점점 크리슌(crisp)하게 되므로 본 시스템에서는 첫 번째 관절의 γ 가 두 번째 관절의 γ 보다 작게 하였다. 손가락의 입력 정보에 의해 이 분류기의 출력은 14가지 집단에 대한 각각의 소속정도를 나타내고 역치(threshold)를 초과하는 최대값을 가진 집단이 현재 입력된 손 모양의 소속집단이 된다.

3. 수화 동작의 인식

수화자(signer)가 수화를 시작함에 따라 데이터 장갑으로부터 많은 데이터가 시스템에 입력되게 되고 위에서 설명한 특징 해석법은 이러한 데이터를 특징을 포함하는 작은 데이터 집단으로 만들고 기본적인 14가지 방향을 인식하기 위해 사용되어진다. 일단 현재의 동작에서 방향이 정해지면 이때 손의 모양에 대한 정보가 입력되어 14가지 중의 하나로 분류가 된다. 이 두개의 결과를 결합함으로써 온라인으로 수화 동작을 인식하게 된다. 그림 8에 전체 인식 알고리즘의 구성을 보여준다.

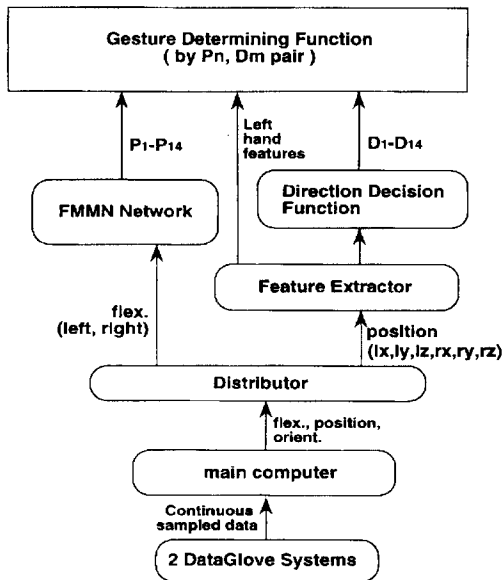


그림 8. 수화 인식 알고리즘의 구성
Fig. 8. A block diagram of overall system.

IV. 실험결과

그림 9는 본 논문의 실험을 위한 수화 인식 시스템의 구성을 나타낸 것이고 그림 10은 실제 모습을 보인

다. 전체 시스템은 주(main) 컴퓨터로 INDIGO2 워크스테이션(workstation)을 사용하였고 데이터 장갑은 19,200 baud rates로 RS232 통신을 통해 주 컴퓨터에 26종류의 데이터(양손에 대하여 각각 10개의 손 굽힘, 3개의 위치)를 보낸다.

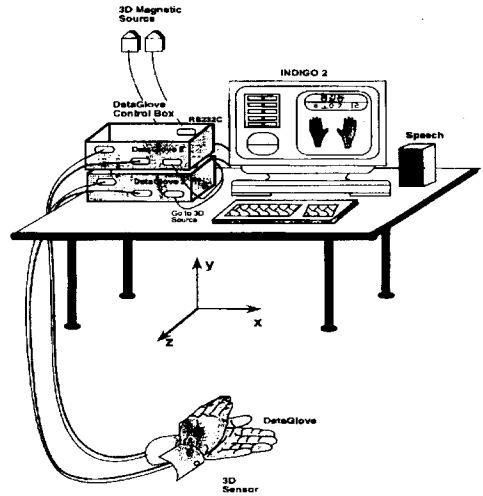


그림 9. 수화 인식시스템의 구성도
Fig. 9. The configuration of the KSL recognition system.



그림 10. 구현된 수화 인식 시스템
Fig. 10. The photo of the KSL recognition system.

한글 표준수화 인식시스템은 크게 4가지의 단계로 나누어진다. 첫째는 데이터 장갑을 착용한 수화자가 동작의 시작 지점을 설정한다. 이때, 데이터 장갑으로부터의 데이터가 특징 데이터를 변환된다. 두번째는 14가지의 기본 방향이 퍼지 이론을 이용한 특징 해석법에 의해 분리되고 세번째에서 14가지의 손모양에 대한 분류가 이루어진다. 마지막으로 동적 수화 자세의 결과가

위 2개의 분류결과를 결합함으로써 음성으로 표현된다. 그림 11은 양손가락을 굽히고 좌우 방향으로 양손을 대칭적으로 움직이는 '헤어지다'라는 동작에 대한 인식 결과를 보인 것이다. 그림 11(a)는 x, y축에 따른 운동의 궤적과 1/15초마다 계산된 몇가지 특징치를 나타낸 것이다. 여기서 '*'는 샘플된 데이터이고 'o'는 인식후의 샘플데이터를 나타낸다. 3장에서 설명한 퍼지 추론에 방법에 의해 57번째 시간 단계에서 방향이 'D₂'로 정해지고 곧이어 이때의 손가락 정보가 FMMNN에 입력되어 그림 11(b)에 보여진 결과를 얻는다. 그림 11(b)에서 수평축에 있는 숫자는 그림 3에 있는 상응하는 손모양의 숫자와 관계된다. FMMNN에서 사용된 변수는 $\theta = 0.2$, $\gamma_1 = 4.0$, $\gamma_2 = 8.0$ 이고 $\delta = 0.90$ 이다. 그림 11(b)에서 보는 바와 같이 12번째 집단(P₁₂)이 역치(δ)를 초과하는 최대값을 가지고 따라서 두 결과를 이용하여 이 동작이 '헤어지다'임을 정할 수 있다.

작에 대하여 많은 반복 실험을 수행하였고 약 89%의 인식율을 얻었다. 청각 장애자들이 전문 수화 통역자를 통해 수화를 이해하는 정도가 약 70% 정도라는 통계¹¹를 고려할 때 이 정도의 인식율은 매우 만족할 만하다고 할 수 있다. 또한 인식 오류는 주로 이용자의 수화동작 속지의 미숙, 수화 동작중에 발생한 동작 미숙, 그리고 비주기적인 센서의 오동작 등에서도 기인하고 있다.

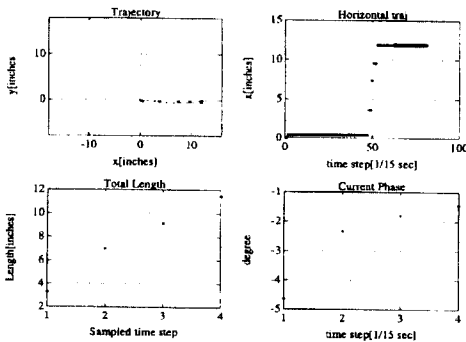
V. 결론 및 추후과제

본 논문은 복잡한 사람의 손 제스처중에서 가장 체계적인 한글 수화를 대상으로 인식 대상의 확장이 용이한 기본 요소(손의 방향, 손의 모양) 분류기에 의한 인식 알고리즘을 개발하였다. 본 논문에서는 수화교본에 있는 600여 동작을 분석하고 퍼지 이론을 이용한 특징 해석법에 의해 기본 14가지 방향을 실시간으로 분류하고 퍼지 최대/최소 신경망을 이용하여 기본 14가지 손 모양을 분류하여 온라인으로 한글 표준 수화를 인식하는 시스템을 구현하였다.

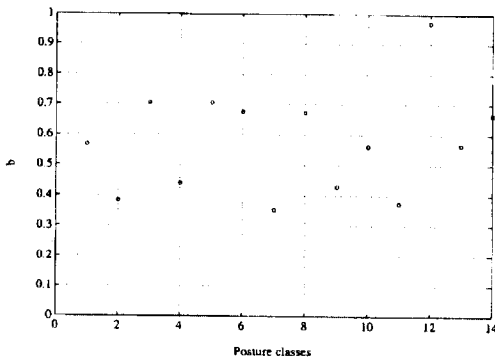
본 연구는 서론에서 언급한 일반적인 손 제스처의 인식 시스템(가상현실, 수신호 등) 구현에도 쉽게 응용 가능하며, 앞으로 인식가능 수화동작의 확대를 위한 기본 요소의 확장 및 정적인 동작인 지문자와 수화동작을 연속적으로 인식할 수 있는 시스템을 구현하고자 한다. 또한 인간의 수화 인식방법과 유사한 시각장치를 이용한(vision based) 인식방법에 대한 연구도 본 연구의 결과와 결합하여 진행 할 것이다.

참고 문헌

- [1] David J. Sturman, *Whole-Hand Input*, Doctoral Dissertation of MIT, Feb., 1992
- [2] S. Sidney Fels and G. E. Hinton, "Glove-Talk: A Neural Network Interface Between a Data-Glove and a Speech Synthesizer," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 4, no. 1, pp. 2-8, Jan. 1993.
- [3] M. B. Waldron and S. Kim, "Isolated ASL sign recognition system for deaf persons," *IEEE Trans. on Rehabilitation Engineering*, vol. 3, no. 3, pp. 261-271, Sept. 1995.
- [4] 한국 청각장애자 복지회 편, *청각 장애 편람*, 도



(a) Direction D₂



(b) Posture P₁₂

그림 11. 실험 결과 '헤어지다'
Fig. 11. Experimental result on gesture 'depart'.

중화 수화 교본 I에서 선택한 기본 170여가지의 동

서출판 특수 교육

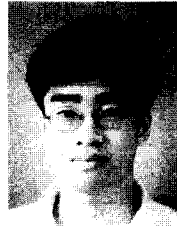
- [5] 석 동일, *한국 수화의 언어학적 분석*, 대구대학교 박사학위 논문, 1989.
- [6] 김 승국, *표준 수화사전*, 오성 출판사, 1993
- [7] VPL Research Inc., *Data-Glove Model 2+ Operation Manual*, CA, 1992
- [8] P. Simpson, "Fuzzy Min-Max Neural Networks-Part 1 : Classification," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 3, pp. 776-786, Sep. 1992.
- [9] 교육부, *특수학교 청각 장애) 중학부 수화 I*, 1993
- [10] 손 원재, *수화의 길잡이*, 창록사, 1990.
- [11] 한국 농아 복지회, *수화 교실*, 수험사, 1992.
- [12] 이 광형, 오길록, *퍼지 이론 및 응용*, 홍릉 과학 출판사, 1991
- [13] H. J. Zimmermann, *Fuzzy Set Theory and Its Application*, Kluwer-Nijhoff Publishing : Boston, 1985.
- [14] J. Bezdek, *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*, New York: Plenum Press, 1981.
- [15] P. Simpson, "Fuzzy Min-Max Neural Networks-Part 2: Clustering," *IEEE Trans. Fuzzy Systems*, vol. 1, no. 1, pp. 32-45, Feb. 1993

— 저 자 소 개 —



金 鍾 成(正會員)

1966년 10월 17일생, 1989년 2월 경북대학교 공과대학 전자공학과 졸업(학사). 1991년 2월 한국 과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(석사). 1996년 2월 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(공학 박사). 1996년 3월 ~ 1997년 1월 한국 과학기술원 전기 및 전자공학과 위촉 연구원.(Post-Doc.) 1997년 2월 ~ 현재 한국 전자통신연구원 멀티미디어 연구부 인공지능연구실 선임 연구원. 주관심 분야는 패턴 인식, Machine Vision, Intelligent System(Fuzzy, 인공 신경망), 가상 현실, 재활 공학(Rehabilitation Engineering) 등임



李 瓊 洙(正會員)

1970년 2월 9일생, 1995년 2월 연세대학교 전자공학과 졸업(학사). 1997년 2월 한국 과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(석사). 1997년 3월 ~ 현재 한국 과학기술연구원 연구원. 주관심 분야는 제스처 인식, 휴먼 컴퓨터 인터페이스, 가상현실 등임



張 源(正會員)

1961년 7월 27일생, 1984년 2월 서울대학교 공과대학 전자공학과 졸업(학사). 1986년 2월 한국 과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(석사). 1991년 2월 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(공학 박사). 1991년 7월 ~ 현재 국방과학 연구소 선임연구원. 주관심 분야는 제스처 인식, 로봇 공학, 영상 인식, 인체 모델링 등임

卞 增 男(正會員) 第 30卷 B編 第 10號 參照.

한국 과학기술원 전기 및 전자공학과 교수