

논문 2005-42CI-1-6

인체에 투사된 스트라이프 파형의 HMM을 이용한 인식방안 (Recognition method of stripe waves projected to bodies using HMM)

석 현 택*, 곽 경 섭**

(Hyun-tack Seok and Kyung-sup Kwak)

요 약

레이저 스트라이프 신호를 물체에 투사하고 그 반사파형을 비전 카메라를 통하여 입력하면 물체의 입체적 정보를 갖는 파형이 나타나게 된다. 이를 활용하여 물체의 3차원 입체정보를 저장하고 활용하고 있는 상황이다. 본 연구는 사람에 대해 적은 수의 스트라이프 신호를 투사하고 반사된 입체적 스트라이프 파형을 분석하였으며 사람에 대한 특징적 패턴 파형을 추출하고 푸리에 서술자를 이용하여 이러한 패턴을 분류 저장하였다. Baum-Welch 알고리즘을 통하여 저장된 특징 파형을 학습시키고 HMM을 이용하여 사람의 형상에 대한 스트라이프 신호를 컴퓨터에 입력하고 사람의 형상을 인식할 수 있는 지를 실험하였으며 푸리에 서술자를 통한 인식방법과 비교하였다. 실험을 통해서 특정 파형으로 학습 후 인체의 형상을 인식할 수 있음을 확인하였으며, HMM을 통한 인식방법이 우수함을 알 수 있었다.

Abstract

We can get laser patterns with 3D information from vision camera after projected to object with laser stripes. They are very useful for 3-Dimensional informations. We researched the laser patterns of human body projected by stripes and found out three featuring patterns and made database of patterns using Fourier descriptors to recognize the patterns of bodies. The HMM method and Fourier descriptors to recognize human body were experimented. We found out HMM method can recognize human body in more efficient rate than the other.

Keywords : pattern recognition, image processing, laser stripe application, HMM

I. 서 론

3차원 계측기술로는 레이저를 이용하여 측정하는 방법^[1]과 컴퓨터 비전에 기반한 방식^[2]이 있다. 레이저를 이용하는 방식으로는 레이저 스캐너를 이용하여 레이저 스트라이프(stripe) 신호를 순차적으로 대상에 주사하고 CCD 카메라로 반사된 파형을 영상 정보로 받아서 삼각함수의 관계를 이용해 입체 정보를 알아내는 방식과 time of flight 방식에 의해 레이저를 보내고 받는 시간으로 입체정보를 알아내는 방식이다. 레이저 스캐너를

이용하는 분야는 조각이나 건축물 등 역사적 유물의 디지털 정보 데이터 베이스를 구축^[3] 하는 분야와, 연구나 산업용으로서의 비접촉 3D 측정 분야에서 많이 사용되고 있다^[4]. 또한 군사, 정보 분야에서 특정 지역이나 외부 환경 감시를 위한 장비로 LADAR(Laser RADAR)나 ATR (Auto- matic Target Recognition)^[5] 등의 첨단 장비가 있으며, 이러한 장비를 이용하여 자동주행이나 무인 주행 장치에서 장애물의 감지 시스템^[6,7,11]으로도 개발 되어지며 또한, 해저속의 지형이나 물체를 탐지하는데 사용되고 있기도 하다^[8,9]. 이러한 기능의 특징은 레이저를 물체나 지형에 매우 조밀한 간격으로 조사, 측정하게 되는 데, 이는 세부적인 자료를 얻기 위해서 조밀하게 주사하는 것으로, 측정된 자료를 통해 환경이나 물체의 입체적 정보를 추출하게 된다.

컴퓨터 비전 방식의 기본원리는 양안의 시차(binocular parallax) 개념을 기반으로 한다. 즉, 스테레

정희원, 경민대학 정보통신과
(Dept. of Information and Communication ,
Kyungmin College)

** 정희원, 인하대학교 정보통신대학원
(Graduate school of IT & Telecommunication ,
Inha University)

접수일자: 2004년4월7일, 수정완료일: 2004년1월10일

오 카메라를 사용하여 두 대의 카메라에 맺히는 상의 위치가 측정 대상의 깊이 정보에 따라 달라지게 되는데 이렇게 다른 정도를 디스페리티(disparity)라고 부르며 이 디스페리티 정보로부터 대상 오브젝트의 3차원 정보를 추출해 낸다.

또한 최근에는 레이저 스캔 기술과 비전방식을 복합적으로 사용하여 레이저를 통한 거리적 정보와 CCD를 통한 환경의 색상정보를 통해 물체의 영역을 추출해 내며, 추출된 물체의 영역을 다양한 영상처리 메카니즘을 통해 물체를 인식하게 된다.^[6,7,10] 그러나 지금까지의 레이저를 이용한 인식 방향은 주로 이동체의 근거리 장애물 인식이나 군사용의 근/원거리 내의 군장비 인식에 관한 연구가 주를 이루고 있으며, 특별히 레이저를 이용한 근거리 인체의 인식(감지)에 대한 연구는 미미한 실정이다.

기존의 일반적인 인체의 인식은 인체 감지센서에 의존하여 인체를 인식해 왔다. 그러나 인체 감지센서는 사람과 동물을 구분하지 못하고 있는 실정으로 유사시 많은 오동작을 유발하고 있어 제한된 곳에서만 사용되고 있다. 이러한 상황에서 레이저를 이용하여 인체를 스캔하고 나타난 스트라이프 파형을 검토하여 특정한 파형을 찾아낸다면, 스캔된 신호 속에서 유사한 파형을 통해 인체를 감지해 낼 수 있으리라 판단된다. 또한 특징을 갖는 파형을 찾는다면 조밀하게 레이저를 스캔하지 않아도 되어 레이저 스캐너를 간단하게 구성할 수 있는 장점도 나타나게 된다.

본 논문은 이러한 아이디어를 가지고 수개의 스트라이프 신호이지만 그 물체의 특징을 가지고 있는 경우에는 그 신호가 어떤 물체에 대한 신호인지를 가려낼 수 있다고 생각하고 우선 사람의 형상에 대한 스트라이프 신호를 분석하였다. 그 결과 인체의 스트라이프 신호는 기본적인 자세에 대해서 3종류의 신호로 이루어져 있음을 알 수 있었다. 3종류의 신호는 사람은 신체 구조적으로 머리와 어깨부분이 만들어 내는 신호와 그 밑에 팔과 몸이 만들어 내는 신호, 그리고 다리 부분이 만들어 내는 신호로 3종류의 신호를 기본으로 갖는다. 이렇게 3종류의 패턴 파형을 기본으로 한 유사 파형들을 푸리에 서술자 (Fourier Descriptor) 형식으로 변환하여 저장하였다^[11]. 푸리에 서술자 방식은 2차원 패턴을 저장하는 일반적인 방법 중 하나이며, 2차원 좌표를 1차원처럼 표현할 수 있는 특징이 있다. 이렇게 저장된 패턴을 기본 패턴으로 하고, 레이저로 스캔한 스트라이프 신호가 들어올 때 마다 푸리에 서술자로 변환하고 이를

저장된 패턴과 유사도 함수를 통해 가장 유사한 패턴을 찾아낸다^[14]. 다음에는 찾아낸 일련의 패턴들이 어떤 물체에 대한 패턴인지를 찾아내기 위해서 인식 메카니즘의 하나인 은닉 마르코프 모델(HMM:Hidden Markov Model)을 사용하여 인식하게 하였으며, 인식에 필요한 학습 알고리즘은 Baum-Welch 알고리즘을 이용하여 학습하였다^[12,13,15]. 은닉 마르코프 모델은 시공간적으로 변하는 패턴을 표현하는데 가장 성공적으로 쓰이는 방법 중 하나로서 특히 필기체 인식과 음성인식분야에서 많이 이용되어 왔다. 이러한 과정을 통해 인체의 스트라이프 신호를 처리한 결과 학습된 특정 파형이 나타나는 경우에 사람을 인식(감지)할 수 있음을 확인할 수 있었다. 또한 학습기능이 없는 푸리에 서술자의 유사도에 따른 패턴 인식방법과 비교함으로써 시간적으로 변하는 패턴을 인식하는 HMM방법이 더욱 효율적임을 확인하였다. 이러한 인식방법은 기존의 특정 사람의 인식(Human Identification) 메카니즘과는 달리 물체가 사람인지 아닌지를 판별하는 방법으로서 방법이나 경비분야, 인명구조분야, 혹은 군사 분야로서 어느 지역 내에 존재하는 사람의 확인 등에 활용될 수 있을 것이다.

II. 레이저 스트라이프 파형

그림 1.은 스트라이프 기반 레이저 스캐너를 사용하는 방식의 원리를 나타낸 것이다. 그림 1에 나타낸 바와 같이 3차원 계측 대상에 레이저 스트라이프 신호를 주사하고 계측 대상의 깊이정보에 의해 생기는 패턴을 CCD 카메라로 촬영한 후에 나타나는 영상을 분석함으로써 계측 대상의 입체적 정보를 추출하게 된다. 이러한 방식은 조각이나 건축물 등의 역사적 유물의 디지털 DB화 작업에 많이 사용되고 있는 기본적인 방식이다.

사람에 대한 스트라이프 신호를 얻기 위하여 팔과 다리를 약간 벌린 자세를 레이저로 스캔하면서 프레임 그

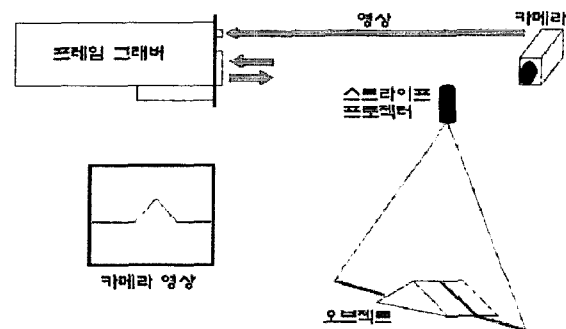


그림 1. 레이저 스캐너의 원리
Fig. 1. Principle of laser scanner.

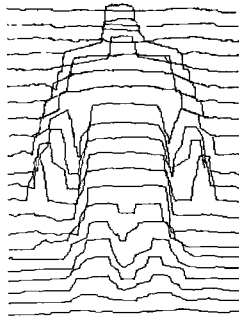


그림 2. 추출된 스트라이프영상
Fig. 2. Extracted Image of stripes.

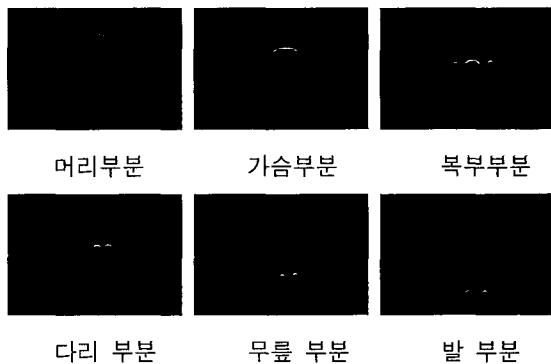


그림 3. 레이저 스캔에 의한 신체의 부분별 스트라이프 파형
Fig. 3. Partial stripe images of scanned body.

래버를 통해 영상을 얻었으며, 간단한 영상처리를 통하여 그림 2와 같은 스트라이프 파형 영상을 얻었다.

그림 2에서 알 수 있듯이 신체의 각 부분에 대한 스트라이프 파형에는 어떤 특징이 있게 되는데 특별히 머리와 몸통, 다리부분으로 뚜렷하게 특징이 나타남을 알 수 있다. 즉 머리와 어깨 부분은 하나의 원통이나 원구에 대한 파형이며, 몸통은 큰 원통과 두개의 작은 원통에 대한 파형이며, 다리부분은 두개의 작은 원통에 대한 파형으로 특징지을 수가 있게 된다. 이러한 원통구조의 모습을 명확히 나타내기 위해 각 부분별로 스트라이프 파형만을 그림 3에 나타내었다. 이렇게 입력된 영상에서 상대적으로 밝은 레이저 파형을 추출하여 이진화 한 후 원하는 파형을 추출해 내었다. 추출된 이진화 영상에서 돌출된 물체의 파형을 추출하고 이를 데이터 베이스화 하기 위해, 2차원 형상을 인식하는데 사용되는 푸리에 서술자 (Fourier Descriptor) 방식을 사용하게 되는데, 2차원 화면상의 파형을 형성하고 있는 선상의 좌표 $S_n(k)$ 는 다음 식으로 표현할 수가 있다.

$$S_n(k) = \{x_n(k), y_n(k)\} \quad k = 0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (1)$$

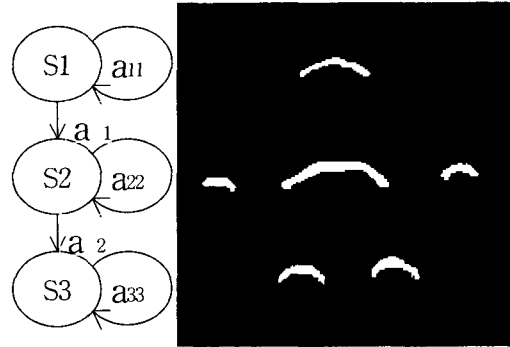


그림 4. 3가지 상태의 특징을 갖는 사람에 대한 레이저 파형
Fig. 4. Laser stripe image of body featuring 3 states.

각 좌표들을 복소수 형태로 다음과 같이 나타낼 수 있는데 이는 2차원 좌표가 1차원 좌표로 변환 될 수 있게 된다^[11].

$$S_n(k) = x_n(k) + jy_n(k) \quad k = 0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (2)$$

이에 대한 푸리에 변환은 다음과 같다.

$$F_n(u) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} S_n(k) \exp(-j2\pi uk/N) \quad (3)$$

$$u = 0, 1, 2, \dots, N-1$$

푸리에 변환된 복소 형태를 절대값으로 하여 각각의 계수를 구하게 된다.

$$|F_n(u)| = \left| \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} S_n(k) \exp(-j2\pi uk/N) \right| \quad (4)$$

본 논문에서는 푸리에 계수는 32개를 사용 하였으며, 입력된 파형을 정규화 하였고 32개의 모델 파형을 갖는 데이터 베이스를 구축하였다.

III. 파형 인식하기.

파형을 인식하기 위해서는 입력으로 들어온 영상을 전처리 과정과 푸리에 서술자를 거쳐 나온 32개의 푸리에 계수를 미리 만들어 놓은 여러 개의 모델들과 비교하여 가장 유사도가 높은 모델을 해당 파형으로 인식하게 된다. 여기서 입력된 파형과 j번째 모델과의 유사도는 다음식과 같이 정의 된다.^[14]

$$sim(j) = \frac{N - \sum_{n=1}^N |F_{input}(n) - F_{model}^{(j)}(n)|^2}{N} \quad j = 0, 1, 2, \dots, M \quad (5)$$

여기서 $F_{input}(n)$ 은 입력에서 추출한 32개의 푸리에

계수들 중 n번째 푸리에 계수를 뜻하고 $F_{model}^{(j)}(n)$ 은 j 번째 푸리에 계수를 뜻한다. 또한 M은 해당 모델의 수를 나타낸다. 입력파형은 다음 식을 만족하는 모델 j 가 나타내는 파형으로 인식되게 된다.

$$sim(j) = \max\{sim(j), j = 0, 1, 2, \dots, M\} \quad (6)$$

IV. HMM 처리

사람을 레이저로 스캔하였을 경우 크게 머리, 어깨, 가슴, 배, 다리, 무릎, 발 정도로 구분되며 각 부분들은 구와 원통으로 특징 지어 질 수가 있었다. 이렇게 각 원통에 대한 파형이 차례로 스캔되어 입력되게 되므로 사람인 경우에는 적어도 그림 4.의 경우처럼 3가지의 형상을 갖게 된다. 이러한 기본적인 3가지 형상이 순서적으로 나타나게 되므로 이러한 순서를 HMM을 통해 학습시키고 이를 인식시키면 전체적으로 사람에 대한 파형을 인식하게 될 수 있을 것이다. 이와 같이 3개의 상태를 갖는 모델을 구성할 수 있으며 스캔된 파형의 수에 따라 다음의 그림4. 처럼 n개의 관측열을 가질 수 있다. 이러한 것은 기존의 음성인식에 대한 HMM 분석 방법에서도 초성, 중성, 종성으로 음성을 분류하여 인식하는 것처럼 레이저 파형에서도 머리, 몸, 다리로 인식이 가능하게 되는 것이다. 예를 들면 음성에서 '곰'은 HMM에서 ㄱㄱㄱㄱㄴㄴㄴㄴㄹㄹㄹㄹ 형식으로 관측되어 곰으로 인식되듯이 사람도 머리 부분을 a, 몸통부분을 b, 다리 부분을 c 로 하여 레이저로 스캔하면 그림 4에서처럼 aabccc로 관측되며 HMM에서 abc로 인식하여 사람으로 판명되게 되는 것이다. 레이저 스캔이 위에서 아래로 스캔되므로 상태 전이는 left-to-right 모델을 사용할 수 있다.

HMM은 은닉 관측열(Hidden observation)을 갖는 Markov Chain이다. 이는 관측 심볼과 관측 심볼을 구성하는 확률함수 및 상태와 상태간의 천이확률로 구성할 수 있다. 최근 들어 HMM은 음성 인식에 많이 사용되는 인식기법으로서 구성모델에 따라 소용량에서 대용량 어휘에 이르기까지 보편적으로 사용되고 있다. HMM은 관측 가능한 심볼 출력으로부터 관측 불가능한 프로세스를 확률로써 추정하는 방식으로 초기상태 확률(π_i), 상태 ai에서 aj로의 상태천이확률(a_{ij}), 그 천이에서 심볼 k를 출력하는 관측확률($b_{ij}(k)$) 등으로 HMM의 모델 매개변수 $\theta(A, B, \Pi)$ 를 정의한다.

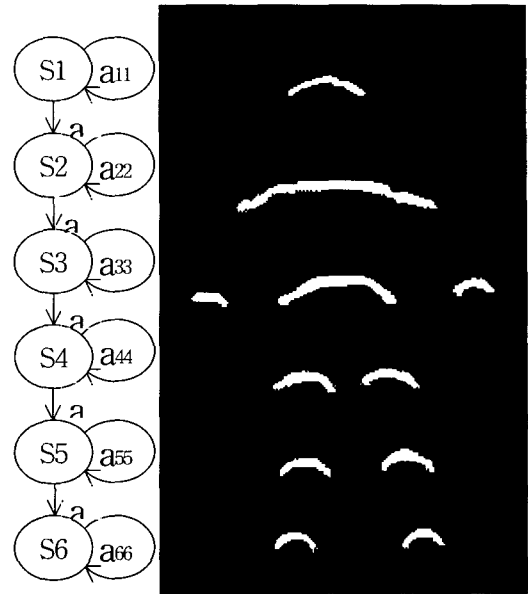


그림 5. 6가지 상태의 특징을 갖는 사람에 대한 레이저 파형

Fig 5. Laser stripe image of body featuring 6 states.

이때 여러 종류의 출력 심볼이 존재하는 경우 각각의 심볼의 출력확률 집합을 각각 하나의 출력 확률분포로써 취급할 수 있다. 이 출력확률분포가 이산적인 경우 이산출력 확률분포 HMM, 연속적인 경우 연속출력 확률분포 HMM이라 한다. 이산출력 확률분포는 확률평가 문제, 은닉 상태 열을 찾는 문제, 학습 문제 등의 세 가지 기본 문제를 가진다.

1. 확률 평가문제.

모델 매개변수 $\theta(A, B, \Pi)$ 와 관측열 $O (O_1, O_2, \dots, O_T)$ 이 주어졌을 때 모델 θ 에 대한 관측열 O 가 출력될 확률을 계산하는 문제이다. 이 평가는 확률계산 문제로 다음 식을 이용하여 계산한다.

$$P(Y|\theta) = \sum_{s_1, s_2, \dots, s_T} \pi_{s_1} b_{s_1}(o_1) a_{s_1 s_2} b_{s_2}(o_2) \dots a_{s_{T-1} s_T} b_{s_T}(o_T) \quad (7)$$

위의 식은 많은 계산량을 필요로 하므로 이 계산량을 줄이는 방법으로 전향변수와 후향 변수를 사용할 수 있다. 전향변수와 후향 변수의 정의는 다음과 같다.

$$\text{관측열 } O_t = (O_1, O_2, \dots, O_t) \text{에 대한 전향변수는}$$

$$\alpha_t(i) = \begin{cases} \pi_i & t = 0 \\ P(Y_t | s_t = i) & t > 0 \end{cases} \quad (8)$$

이고 이들 사이에는 다음 식의 관계가 성립한다.

$$\alpha_t(i) = \sum_{j=1}^N a_{ij} b_i(o_t) \alpha_{t-1}(j) \quad (9)$$

관측열 $O_{-t} = (O_{t-1}, O_{t-2}, \dots, O_T)$ 에 대한 후향 변수는

$$\beta_t(i) = \begin{cases} P(Y_t | s_t = i) & t < 0 \\ \pi_i & t = 0 \end{cases} \quad (10)$$

으로 정의된다. 이때 후향 변수는 다음과 같은 관계를 갖는다.

$$\beta_t(i) = \sum_{j=1}^N a_{ij} b_i(O_{t+1}) \beta_{t+1}(j) \quad (11)$$

이로부터 $P(O|\theta)$ 는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$P(O|\theta) = \sum_{i=1}^N \alpha_T(i) = \sum_{i=1}^N \pi_i \beta_0(i) = \sum_{i=1}^N \alpha_t(i) \beta_t(i) \quad (12)$$

2. 은닉 상태 열을 찾는 문제.

모델 $\theta(A, B, \Pi)$ 와 관측열 $O(O_1, O_2, \dots, O_T)$ 가 주어졌을 때 모델 $P(O|\theta)$ 에 대해서 최고의 확률을 갖는 경로를 찾음으로 최적의 상태열 $S(S_1, S_2, \dots, S_T)$ 을 구하는 문제이다. 일반적으로 Viterbi 알고리즘을 사용한다.

상태열을 $S(S_1, S_2, \dots, S_T)$ 이라 할 때 확률은 다음과 같이 쓰여질 수 있다.

$$\delta_t(i) = \max_{s_1, s_2, \dots, s_{t-1}} P[s_1, s_2, \dots, s_{t-1}, s_t = i, o_1, o_2, \dots, o_t | \theta] \quad (13)$$

위식은 다음의 식으로 다시 표현될 수 있다.

$$\delta_{t+1}(j) = [\max_i \delta_t(i) a_{ij}] b_j(o_{t+1}) \quad (14)$$

따라서 최적의 상태열 $S(S_1, S_2, \dots, S_T)$ 을 얻기 위해 위식을 이용하여 얻은 $\delta_t(i)$ 를 매시간 저장 한 후 이 값들을 역추적 하여 상태열을 찾을 수 있다.

3. 학습 문제

모델 $\theta(A, B, \Pi)$ 에 대해서 관측열 $O(O_1, O_2, \dots, O_T)$ 가 출력될 확률 $P(Y|\theta)$ 를 최대화 하도록 모델 θ 의 매개변수를 조절하는 문제이다. 일반적으로 Baum-Welch 알고리즘 및 유사 알고리즘을 사용한다.

학습문제는 모델 $\theta(A, B, \Pi)$ 의 파라미터를 조절하는 문제이다. 이것은 잘 알려진 최대유사도 평가를 이용하여 모델 파라미터 $\theta(A, B, \Pi)$ 를 추정한다. 최적

의 모델 파라미터를 찾는 방법으로 Lagrange multiplier 방법을 사용한다. 이 방법을 이용하여 재 추정된 파라미터는 다음과 같다.

$$\bar{\pi}_i = \frac{\alpha_0(i) \beta_0(i)}{\sum_{j=1}^N \alpha_T(j)} \quad (15)$$

$$\bar{a}_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^N \alpha_{t-1}(i) a_{ij} b_i(o_t) \beta_t(j)}{\sum_{j=1}^N \alpha_{t-1}(i) \beta_{t-1}(i)} \quad (16)$$

$$\bar{b}_i(k) = \frac{\sum_{t=1}^N \alpha_t(i) \beta_t(j) \delta(o_t, v_k)}{\sum_{t=1}^N \alpha_t(i) \beta_t(i)} \quad (17)$$

V. 실험 및 고찰

HMM 알고리즘을 통하여 레이저 스트라이프 신호를 그림4와 같이 hidden state 수를 3, visible state 수를 10으로 하여 처리하였으며, 학습은 baum-welch 알고리즘에 따라 학습하여 재 추정 파라미터를 저장하였으며, 인식은 viterbi 알고리즘에 따라 viterbi score가 최대값을 인식하는 것으로 하였다. 학습에 필요한 기본 패턴은 5명이 취한 자세 중에서 안정된 패턴을 찾아서 데이터 베이스화 하였으며, 인식 실험 시 각 사람 당 20회씩 모두 80회의 인식 실험을 수행하였다. 전체적인 처리 흐름도를 그림 6에 나타내었다. 입력되는 스트라이프 파형이 마지막인 경우에 입력된 전체 파형 패턴에 대해 HMM 처리를 수행하고 비터비 스코어를 통해 해당 인체 모델을 결정하였다.

표 1에 푸리에 서술자를 이용한 인식 방법과 HMM을 이용한 인식 결과를 나타내었으며, 사용한 기본적인 자세는 차려 자세와 발을 벌린 자세, 팔을 벌린 자세, 팔과 발을 벌린 자세로 하였다. 이에 대한 파형 모델은 표1.과 같이 abc, abc, abac, abac로 정의 하고 해당 모델에 번호를 붙여 놓았다. 이때 파형 a,b,c는 앞에서 언급하였듯이 파형 a는 하나의 파형으로 머리카, 팔이 없는 몸통 부분 등을 특징짓는 파형이며, 파형 b는 팔과 몸통을 특징짓는 3개의 파형이며, 파형 c는 다리 부분을 특징짓는 파형이다. 그림 7은 본문에서 실험한 사람의 기본 자세에 대해 스캔한 스트라이프 파형을 나타내었다. 그림 8은 팔다리를 벌린 자세에 대한 CCD 카메라의 입력 화상과 스캔된 스트라이프 파형, 그리고 아래쪽에 인식 처리 프로그램의 처리 및 결과를 나타내

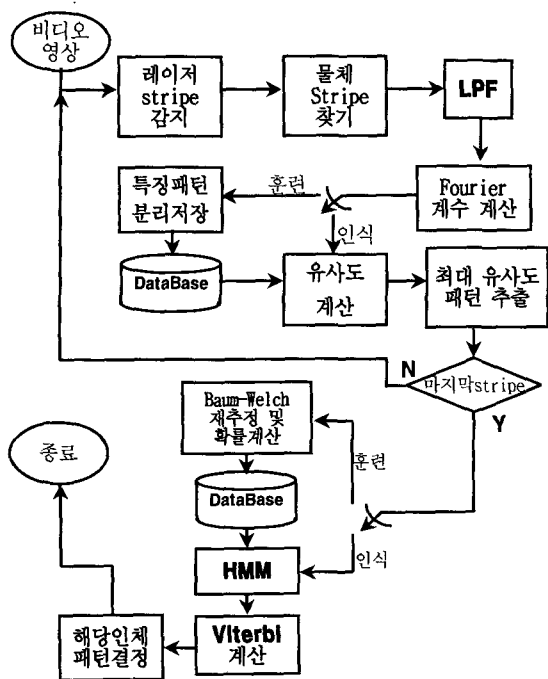


그림 6. 전체 처리 과정의 흐름도
Fig. 6. Total flow chart of processes.

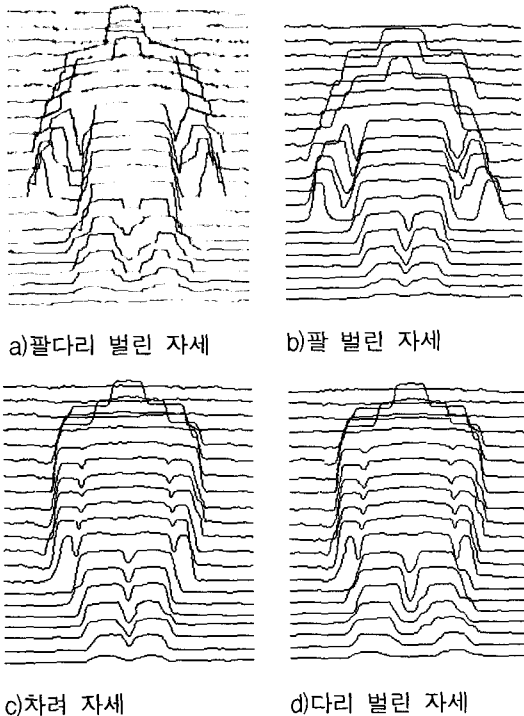


그림 7. 서있는 여러 자세
Fig. 7. Standing postures.

는 컴퓨터 화면을 캡처한 사진을 나타내었다. CCD 카메라 화상은 어두운 상태에서의 영상으로 어둡게 나타나는 반면에 레이저가 스캔할 때 선명한 스트라이프 영상을 얻을 수가 있다.

표 1의 처리 결과에서 단순히 푸리에 서술자를 가지

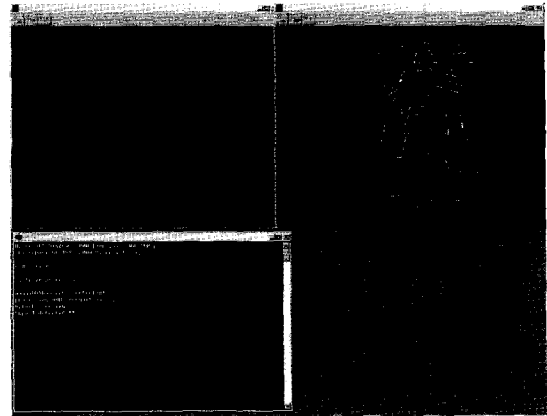


그림 8. CCD 입력영상(좌상)과 처리된 스트라이프 파형(우상) 및 프로그램 처리화면(하)
Fig. 8. CCD image(left top), processed stripe waves (right top), processing program(left bottom)

표 1. 사람의 기본자세에 대한 인식률 비교(%)
Table 1. Comparing recognition rates of basic bodies.

번호	자세	인식률	
		푸리에 서술자를 통한 인식	HMM을 통한 인식방법
1	기본자세 (팔, 다리를 벌린자세)	88	94
2	팔을 벌린자세	87	93
3	다리를 벌린자세	87	93
4	차려자세	85	90

고 인식한 경우는 85~88%의 인식률을 나타냈으나 HMM을 통해 인식한 경우는 90~94%의 높은 인식률을 얻을 수가 있었다. 팔다리를 벌린 자세가 인식률이 높은 것은 팔, 다리를 벌린 경우에 팔다리와 몸이 명확하게 분리됨으로 인해 파형도 더욱 선명하게 구분되어 인식률이 높게 나타났다. 따라서 사람의 다양한 자세에 대해서 세부적인 파형 패턴을 학습시킴으로 인해 컴퓨터는 사람의 다양한 모습을 인식할 수 있을 것이라 생각되며, 또한 다양한 모습을 인식하려면 레이저 스트라이프 발생장치 및 구동장치가 더욱 세밀하게 동작하는 실험장치가 있어야 할 것이다.

VI. 결 론

이상과 같이 본 논문은 이러한 레이저 스캔 방식을

사용하여 일정한 거리내의 물체를 스트라이프 신호로 스캔하면서 CCD 카메라로 반사파형 영상을 캡처하게 하고 물체에 반사된 스트라이프 영상 신호를 파형신호로 분리해 낼 수 있었으며 특히 인체에 반사된 다양한 파형 분석을 통하여 인체를 특징짓는 3가지의 기본적인 파형이 있음을 확인하였다. 이러한 기본적인 3가지 파형을 중심으로 나타나는 다양한 패턴을 푸리에 서술자를 이용하여 데이터 베이스화 하였다^[14]. 그리고 이를 학습알고리즘인 Baum-Welch 알고리즘을 이용하여 학습하고, 인식분야의 중요 알고리즘중 하나인 은닉 마르코프 모델(HMM:Hidden Markov Model)^[12,13,15]을 통하여 스캔된 인체를 인식하도록 하였다. 은닉 마르코프 모델은 시공간적으로 변하는 패턴을 표현하는데 가장 성공적으로 쓰이는 방법으로 특히 필기체 인식과 음성 인식분야에서 많이 이용되어 왔다. 이렇게 HMM을 통하여 인체의 파형을 인식하도록 실험을 실시하였으며 학습기능이 없는 단순 패턴 인식방법인 푸리에 서술자에 의한 인식방법과 비교하였다. 표 1과 같이 HMM을 통한 인식방법의 인식률이 높게 나타났는데 이는 시간적으로 변하는 패턴의 인식기능과 학습기능이 뛰어난 HMM 인식방법이 더욱 효율적인 방법임을 알 수 있었다. 본 실험에서 수행한 기본적인 자세는 사람의 다양한 자세 중 매우 기본적인 자세에 불과하며, 따라서 향후 다양한 자세에 대한 인식연구가 있어야 할 것이다. 또한 다양한 자세의 세부적인 형상 파형을 얻기 위해서는 인체의 다양한 행동학적 파형 형상 연구가 있어야 할 것이며, 나아가 정밀한 레이저 파형 실험장치가 있어야 할 것이다. 또한 이러한 연구를 통해 앞으로는 컴퓨터가 사람의 세부적인 행동을 인식하는 것이 가능해질 수 있으리라고 감히 생각해본다.

참 고 문 헌

- [1] Brian Curles, ACM Computer Graphics 33(4), 38-41 (1999).
- [2] CaseStudy:Scanning Michelangelo's Florentine Pieta,SIGGRAPH99, Aug.(1999).
- [3] Virtual Heritage, IEEE Multimedia 7(2),Apr. - June (2000).
- [4] F.R. Livingstone, L.King, J.-A. Beraldin, M. Rioux, "Development of a Real-time Laser Scanning System for Object Recognition, Inspection, and Robot Control", <http://citeseer.ist.psu.edu/109748.html>
- [5] M. Snorrason, H. Ruda, and A. Caglayan, "Automatic target recognition in laser radar imagery", Proc. ICASSP, (Detroit), 1995."
- [6] R. Manduchi, A.Castano, A.Talukder, L. Matthies, "Obstacle Detection and Terrain Classification for Autonomous Off-Road Navigation", Autonomous Robots, accepted for publication, 2004.
- [7] P.Bellutta, R. Manduchi, L. Matthies, K. Owens, A. Rankin, "Terrain Perception for DEMO III", 2000Intelligent Vehicles Conference,,2000.
- [8] S. Tetlow, G. MacAdam Sproat, J. Morrison, Machine vision techniques for laser stripe imaging in turbid water", 5th Underwater Science Symposium, 2001. Southampton Oceanography Centre 29/3-1/4
- [9] S. Tetlow S MacAdam Sproat, J.Morrison, "Machine vision techniques for underwater laser stripe imaging", IOP Conference Applied Optics and Opto Electronics 17-21 September Loughborough, 2000.
- [10] T. Hong, C. Rasmussen, T. Chang, and M. Shneier, "Fusing Ladar and Color Image Information for Mobile Robot Feature Detection and Tracking",7th International Conference on Intelligent Autonomous Systems, 2002.
- [11] Gonzalez Woods, "Digital Image Processing 2nd Ed", PrenticeHall, 2002.
- [12] L.R.Rabiner, "A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition", Proc. IEEE, vol.77, no.2, Feb.1989.
- [13] X.D.Huang, Y.Ariki, and M.A.Jack, "Hidden Markov Models for Speech ecognition",Edinburg Univ. Press, 1990.
- [14] 정차섭, "푸리에 서술자와 외곽선 정보를 이용한 필기체 숫자 인식",인하대학교 석사 학위 논문, 2000.
- [15] 이건상, 양성일, 권영현, "음성인식", 한양대 출판부, 2001.

— 저 자 소 개 —



석 현 택(정회원)

1984년 중앙대학교 전자공학과
학사.

1986년 중앙대학교 전자공학과
석사.

1996년~인하대 전자공학과
박사과정

1999년~경민대학 디지털정보통신과

<주관심분야: 통신, 컴퓨터, 신호처리>



곽 경 섭(정회원)

1977년 2월 인하대학교 전기
공학과 학사 졸업

1981년 12월 미국 USC전자
공학과 석사 졸업

1988년 2월 미국 UCSD통신이론
및 시스템 공학박사

1988년 2월~1989년 2월 미국 HughesSystems
연구원

1989년 2월~1990년 3월 미국 IBM Network
Analysis Center 선임연구원

1995년 1월~1999년 12월 IEEE Seoul Section
총무 이사

2000년 3월~ 2002년 2월 인하대학교 정보통신
대학원 원장

2002년 1월~현재 한국통신학회 부회장

2003년~현재 World Scientific Journal Assoc.
Editor

2003년 8월~현재 인하대학교 초광대역
무선통신 연구센터 센터장

<주관심분야: UWB, 이동통신, MIMO, 무선네트
워크>