

스마트 홈을 위한 사용자 위치와 모션 인식 기반의 실시간 휴먼 트래커

최 종 화^{*} · 박 세 영^{**} · 신 동 규^{***} · 신 동 일^{****}

요 약

스마트 홈(smart home)은 인간과 홈의 컨텍스트(context) 정보를 이용하여 인간에게 자동적인 홈 서비스(Home service)를 제공할 수 있는 미래의 환경이다. 인간의 위치와 모션은 스마트 홈에서 굉장히 중요한 컨텍스트이다. 본 논문은 스마트 홈에서 인간의 위치와 모션을 예측할 수 있는 실시간 휴먼 트래커(tracker)를 연구하였다. 실시간 휴먼 트래커를 위해 4개의 네트워크 카메라를 사용하였다. 본 논문에서는 실시간 휴먼 트래커의 구조를 설명하고, 인간의 위치와 모션을 자동적으로 예측 및 판단하는 알고리즘을 제안하였다. 인간 위치를 위해서 3개의 배경 이미지를 이용하였다(이미지1: 빈 방 이미지, 이미지2: 거주자가 채워진 가구 및 가전 이미지, 이미지3: 전체 이미지). 실시간 휴먼 트래커는 3개의 이미지를 비교하여 각 이미지로부터 추출되는 특징 값을 결정하고, 이들 특징 값을 SVM(Support Vector Machine)을 이용하여 각각의 모션을 예측하였다. 3개의 배경 이미지를 이용한 인간 위치 인식실험은 평균 0.037 초가 소요되었다. SVM을 이용한 모션 인식 요소에서, 각 동작에 대하여 1000번씩 측정했고, 모든 모션의 정확도 평균은 86.5%의 정확도를 보였다.

키워드 : 실시간 휴먼 트래커, 스마트 홈, 유비쿼터스 컴퓨팅, 패턴인식

Real-Time Human Tracker Based on Location and Motion Recognition of User for Smart Home

Jonghwa Choi^{*} · Seyoung Park^{**} · Dongkyoo Shin^{***} · Dongil Shin^{****}

ABSTRACT

The ubiquitous smart home is the home of the future that takes advantage of context information from the human and the home environment and provides an automatic home service for the human. Human location and motion are the most important contexts in the ubiquitous smart home. We present a real-time human tracker that predicts human location and motion for the ubiquitous smart home. We used four network cameras for real-time human tracking. This paper explains the real-time human tracker's architecture, and presents an algorithm with the details of two functions (prediction of human location and motion) in the real-time human tracker. The human location uses three kinds of background images (IMAGE1: empty room image, IMAGE2: image with furniture and home appliances in the home, IMAGE3: image with IMAGE2 and the human). The real-time human tracker decides whether the human is included with which furniture (or home appliance) through an analysis of three images, and predicts human motion using a support vector machine. A performance experiment of the human's location, which uses three images, took an average of 0.037 seconds. The SVM's feature of human's motion recognition is decided from pixel number by array line of the moving object. We evaluated each motion 1000 times. The average accuracy of all the motions was found to be 86.5%.

Keywords : Real-Time Human Tracker, Smart Home, Ubiquitous Computing, Pattern Recognition

1. 서 론

스마트 홈(Smart home)은 인간과 홈의 컨텍스트(context)

를 비교하여 자동적인 홈 서비스를 제공한다 [1]. 인간의 행동 패턴을 분석하기 위해서는 '누가', '언제', '어디서', '무엇을', '어떻게', '왜'와 같은 정보들이 필요하다 [2]. 이러한 고차원적인 정보들을 획득하기 위한 인간의 위치와 동작 정보는 스마트 홈에서 아주 중요한 컨텍스트이다. 예를 들어, TV 프로그램을 보기 위해서 쇼파에 앉을 때 스마트 홈은 인간의 선호하는 채널을 조사하여 자동적으로 홈 서비스를 제공한다. 스마트 홈 서비스는 인간과 홈의 환경으로부터 많은 컨텍스트 정보를 얻게 되지만 그 중 중요한 정보는 인

* 이 논문은 2008년도 세종대학교 교내연구비 지원에 의한 논문임.

† 정 회 원 : ㈜휴보로 R&D 기술연구소장

** 준 회 원 : 세종대학교 컴퓨터공학부 학부생

*** 종신회원 : 세종대학교 컴퓨터공학과 교수(교신저자)

**** 종신회원 : 세종대학교 컴퓨터공학과 부교수

논문접수 : 2008년 10월 16일

수정일 : 1차 2009년 1월 12일, 2차 2009년 2월 12일

심사완료 : 2009년 2월 12일

간의 위치와 동작에 관한 것이다 [3].

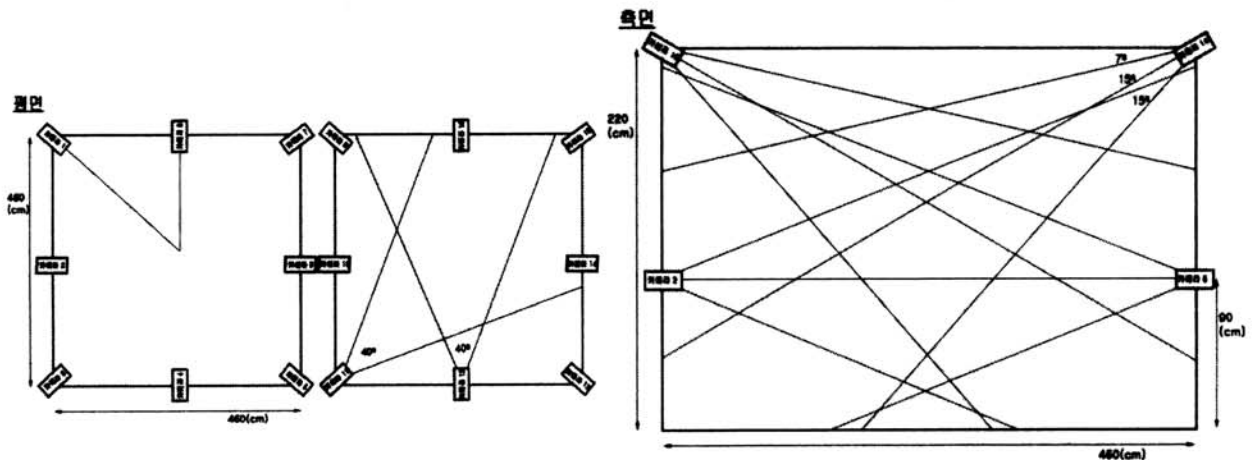
위치인식에 관한 연구는 어떤 센서장비를 사용하였는가에 따라서 시스템을 분류할 수 있으며, 카메라를 사용하지 않고 압력센서, 적외선 등을 사용하는 방법과 카메라를 사용하는 방법이 있다. 그 중 카메라를 사용하는 방법은 다른 센서 장비들에 비해 설치가 편리하고 사람의 몸에 별 다른 장치를 소지 않아도 된다는 장점이 있기 때문에 현재의 위치 인식 연구에는 카메라를 이용한 방법이 많이 사용되고 있다. 하지만, 카메라를 이용하여 위치 인식을 할 때에는 여러 가지 문제점이 발생 할 수 있다. 첫째, 빛의 세기의 변화에 따라 이미지가 서로 다르게 인식될 수 있다. 둘째, 물체의 이동과 인간의 이동을 서로 구분해야 한다. 셋째, 가구 및 가정용품의 재배치 및 이사를 통하여 배경이미지가 변할 수 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해서 간단한 조작으로 원활한 위치인식을 할 수 있는 방법이 필요하다.

인간의 위치를 추적하고 동작을 예측하기 위해서는 사물 또는 사물과 겹쳐져 있는 인간을 구분해 내는 일은 중요한 일이다. 이를 구분해 내기 위해서 본 논문에서는 실시간으로 3개의 이미지(이미지1: 빈 방 이미지, 이미지2: 거주자가 제의 된 가구 및 가전 이미지, 이미지3: 전체 이미지)를 비교하고 인간의 위치를 결정한다. 인간의 동작을 예측하기 위해서 SVM(Support Vector Machine)을 이용하였고, 인간의 이미지 픽셀 분류를 이용해서 인간의 위치를 추적하고 인간의 동작을 예측할 수 있는 실시간 트랙커를 본 논문에서는 제안하였다.

2. 관련 연구

스마트 스페이스(Smart space)를 위한 휴먼 트랙커는 많은 방법으로 연구되었다. Pfunder는 인간을 추적하기 위한 실시간 시스템으로서, 배경으로부터 인간을 분류해내기 위해서 색과 모양의 다중 클래스 통계 모델을 이용하고 시각 범위

아래의 인간의 머리와 손을 찾고 추적한다 [4]. Tominaga 와 Hongo는Percept-Room에서 캡처된 다중 채널 동작 이미지로부터 인간의 위치와 손을 드는 동작들을 배경이미지와 프레임 제거를 통하여 다중 카메라의 윤곽들의 통합을 통합하여 추출해 내는 방법을 제시하였다 [5]. Percept Room 프로젝트에서는 벽의 상층부에 8대 벽의 중간 높이에 8대 총 16대의 카메라를 설치하였으며 각 카메라에 비춰진 사용자가 존재할 수 있는 영역들의 교집합을 구하여 사용자의 위치를 알아내는 방법을 사용한다 [5, 10]. 그러나 실내의 가구 및 가정용품과 인간의 위치와의 관계를 고려하지 않아서 상황에 맞는 서비스를 하기 힘든 점이 있다. (그림 1)은 Percept Room의 카메라 배치도를 보여준다. KidRoom에서는 기존에 알려진 제한된 공간에서의 트래킹 시스템을 이용하였다 [6]. Guohui Li 와 Jun Zhang은 어두움과 소음에 의한 방해와 조명의 변화에 대한 다중 기술의 통합과 배경 템플릿에 근거한 비디오 스트림으로부터 동적 객체를 발견하기 위한 효과적인 접근법을 제안하였다 [7]. Microsoft의 EasyLiving에서는 거실에서 다수의 인간들의 트래킹을 위해서 2대의 컬러 스테레오 카메라를 사용하였다. 스테레오 이미지들은 인간의 위치를 위해 사용되며 컬러이미지는 사용자 간의 식별을 위하여 사용된다 [8]. 그러나 EasyLiving에서는 물체의 이동을 고려하지 않고, 소파의 앉았는지의 여부를 위해서 압력센서를 한다는 한계를 보여준다. MIT의 House_n에서는 천장에 카메라를 설치하여 작은 방에서 다수의 사용자 위치를 추적하는 방법을 제시하였다 [9]. 그러나 카메라를 천장에 설치하였기 때문에 넓은 지역에서 더 많은 카메라를 사용해야 하고 사용자와 다른 물체를 구분하기가 어렵다는 단점이 있다. 이와 같은 기존의 연구들과 달리 본 논문에서 제안하는 실시간 휴먼 트랙커는 4대의 카메라만을 이용하여 가구 또는 가전 등과 함께 있는 인간을 구별해 내고 동작을 예측 할 수 있다.



(그림 1) Percept room 구조도

3. 휴먼트래커의 구성

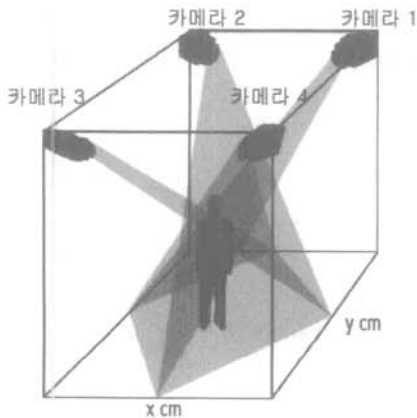
3.1 실험 공간의 구성

스마트 홈에서의 휴먼트래커를 위한 실험공간에서는 인간의 실시간 이미지를 얻기 위해서 4개의 디지털 네트워크 카메라를 사용하였다. 실험에서의 카메라 시스템은 10 base-T LAN을 사용하였고 1개의 서버 카메라(32bit RISC CPU)와 3개의 클라이언트 카메라로 구성된다. 4대 카메라의 시각은 위, 아래, 오른쪽, 왼쪽 90도로 한정되도록 설치하였다. (그림 2)는 실시간 휴먼 트래커의 카메라 배치도를 보여준다.

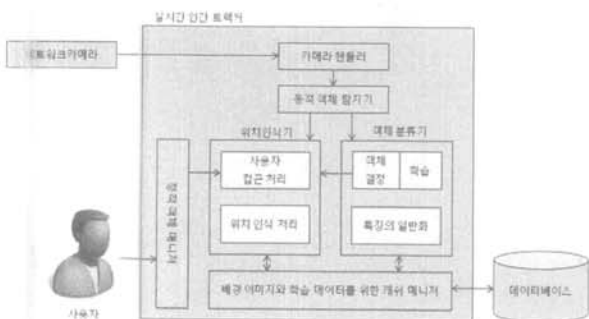
3.2 실시간 휴먼 트래커

실시간 휴먼 트래커는 스마트 홈을 위한 사용자의 위치와 동작 예측을 수행한다. (그림 3)은 실시간 휴먼 트래커 구조를 보여준다.

카메라 핸들러는 인간의 위치를 결정하기 위해서, 2초마다 디지털 네트워크 카메라로부터 컬러이미지(720x486 픽셀)를 가지고 온다. 또한 카메라의 동작여부를 체크해서 네트워크 전송오류의 검출 및 복구, 이미지의 해상도 및 선명도의 조정 등 카메라에 관련된 모든 정보를 관리한다. 동적 객체 탐지기는 움직이는 객체의 공간을 배경이미지와 획득한 이미지 사이의 차이를 이용해서 이동하는 물체의 영역을 검출하여 위치 인식기로 검출한 영역과 함께 배경 처리된 전체이미지를 전송하고, 객체 분류기로는 검출된 영역의 이



(그림 2) 실시간 휴먼 트래커 카메라 배치도



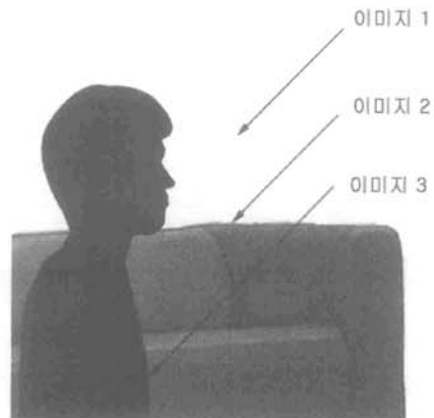
(그림 3) 실시간 휴먼 트래커의 구조

미지만을 전송한다. 객체 분류기는 포착된 이동하는 객체가 인간인지 아닌지의 판별을 담당한다. 이를 위해서 교차학습 알고리즘을 사용한다. 그리고 위치인식기로 동적 객체를 이용하여 검출된 영역이 인간인지 아닌지 판별한 정보를 전송한다. 위치 인식기는 스마트 홈에서 가구와 가정용품 정보를 이용해서 인간의 위치를 추정한다. 4대의 카메라로부터 전송된 이미지를 바탕으로 인간으로 구분된 영역의 절대위치 좌표를 계산하고, 정적 객체 매니저에서 설정된 주요 가구 및 가전의 위치 정보를 바탕으로 사용자의 권역정보를 계산한다. 정적 객체 매니저는 권역정보를 계산하기 위해서 필요한 가구 및 가전의 위치를 설정하기 위한 도구를 제공하며 설정된 가구 및 가전의 위치 데이터를 관리하고 갱신하는 역할을 담당한다.

4. 휴먼트래커의 내부 알고리즘

4.1 인간의 구분

이미지에 인간과 함께 가구 또는 가전이 포함되어 있는지를 결정하기 위해서 입력된 이미지에서 미리 저장되어있는 이미지를 제거하는 방법을 사용하였고, 이를 위해 3개의 이미지(이미지1: 빈 방 이미지, 이미지2: 거주자가 채워진 가구 및 가전 이미지, 이미지3: 전체 이미지)를 사용했다. (그림 4)는 사용된 이미지의 예제이다. 실시간 휴먼 트래커는 이미지1과 이미지2사이의 차이가 다른 부분을 찾아내고 이를 통해 스마트 홈에서의 가구 및 가전의 위치를 알아낼 수 있다. 그리고 알아낸 가구의 위치 좌표는 실루엣 메소드를 사용하여 결정한다 [11]. 이때, 단순히 이미지3에서 이미지1과 2를 제거 함으로써 인간을 구별하는 것은 정확하지 않을 수 있기 때문에 다음과 같은 추가적인 방법들이 필요하다. 첫째, 미세한 움직임의 처리는 영역의 크기 임계 값을 사용하여 임계 값 보다 클 경우만 이동이 있는 영역으로 판단하여 미세한 움직임은 이동한 영역으로 검출하지 않게 한다. 둘째, 사용자의 이동과 물체의 이동을 구별하여 물체의 이동에 의한 배경의 변화는 이동전의 영역과 이동후의 영역의 배경을 갱신해주어야 한다.



(그림 4) 인간의 구분을 위한 이미지 예제

4.2 인간의 위치인식

인간의 위치인식은 위치인식기를 이용하여 결정한다. 그리고 2가지 형태로써 절대좌표와 상대적 위치로서의 권역정보를 산출하게 된다. 절대좌표는 이미지1과 이미지2의 차이를 통하여, 가구와 가정용품들의 위치를 얻고, 위치 정보를 통해 픽셀 좌표(x, y)를 얻어서 가구와 가전의 절대좌표를 구한다. 인간이 집안으로 들어온다면, 이미지 2와 이미지 3의 차이를 통해서 휴먼 트랙커는 인간 이미지의 픽셀 좌표를 얻고 가구와 가전 등의 픽셀 좌표와 비교 한다. 이렇게 함으로써 인간의 위치를 분석한다. 권역정보는 사용자가 특정한 가구 또는 가전과 가까운 정도를 의미하며. 이는 절대위치와 다르게 ‘쇼파 앞’, ‘창문 주변’ 등의 중요한 의미를 갖게 된다.

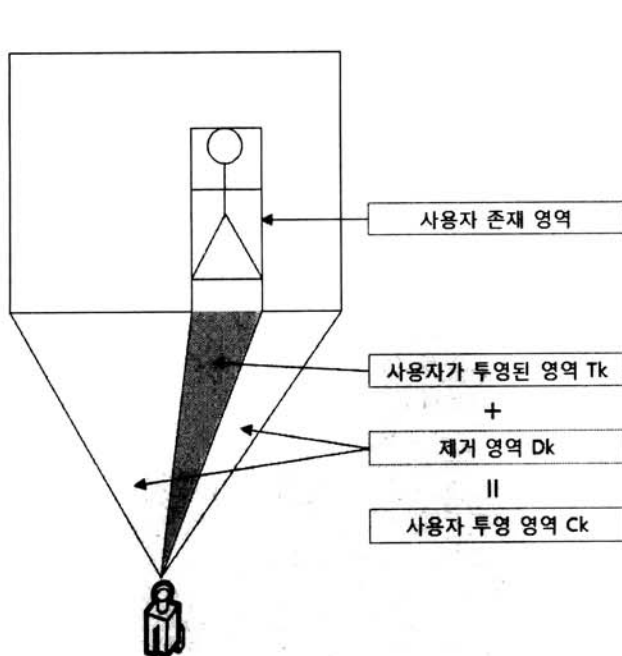
인간의 절대위치 좌표는 동적 객체 탐지기로부터 검출된 데이터와 객체 분류기로부터 인간인지 아닌지의 판단 데이터가 사용된다. 절대위치 좌표의 계산은 실루엣을 이용한 방법을 바탕으로 하였다 [11].

카메라에서 비출 수 있는 사용자가 존재할 수 있는 영역을 사용자 투영영역이라 정의하고, $C_k(k=1,2,3,4$; 카메라 번호)로 나타낸다. 4대카메라의 사용자 투영영역을 모두 합한 것을 F라 정의한다. F는 식(1)과 같다.

$$F = C_1 \cup C_2 \cup C_3 \cup C_4 \quad (1)$$

사용자가 존재하지 않는 영역을 제거 영역 D_k 라고 정의하고, 사용자 투영영역에서 제거 영역을 제거하여 사용자가 투영된 영역을 구할 수 있다. 이는 T_k 로 나타낸다. T_k 는 식(2)로 표현할 수 있다.

$$T_k = C_k - D_k \quad (2)$$



사용자의 절대위치 P는 각 카메라에서 사용자가 투영된 영역 T_k 의 교집합을 통해 구해진다. P의 식은 (3)으로 나타낼 수 있다.

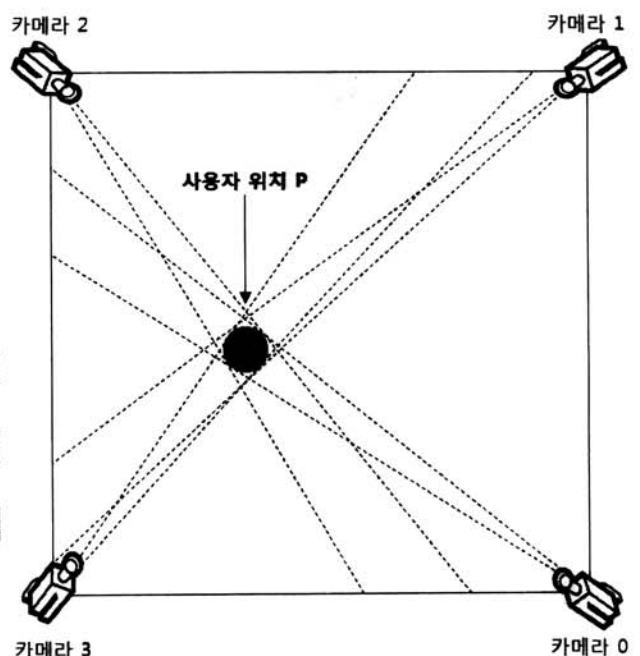
$$P = T_1 \cap T_2 \cap T_3 \cap T_4 \quad (3)$$

(그림 5)은 사용자의 절대위치를 계산하기 위해 사용한 방법을 보여준다.

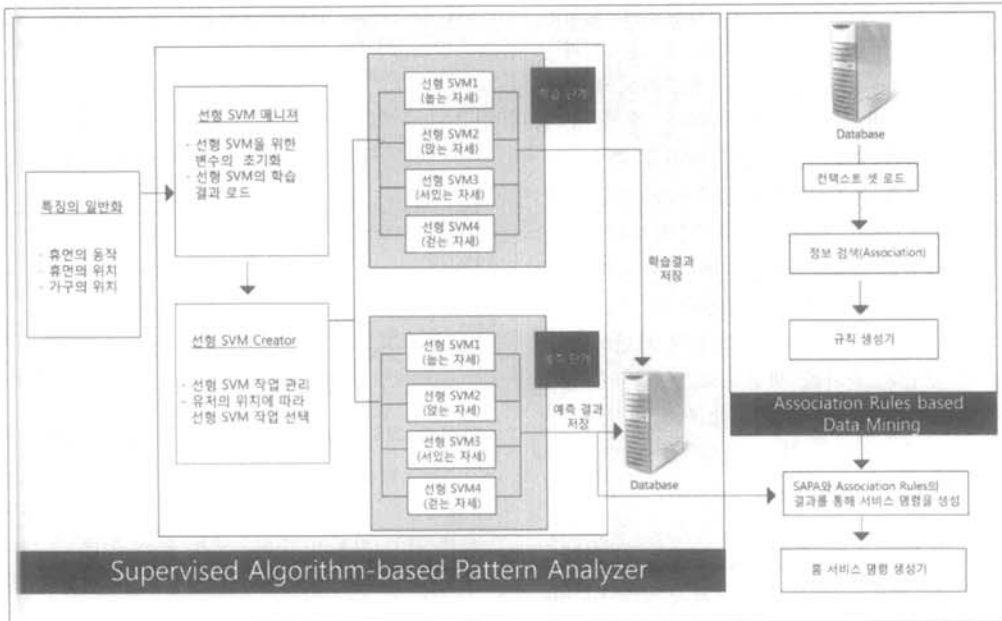
인간의 위치가 특정한 가구나 가전과 가까이에 있는지에 대한 정보는 절대좌표가 아닌 추상적인 주변정보로서 나타낸다. 예를 들어, 창가, 쇼파의 주변, 냉장고의 주변, 책상의 주변과 같이 나타낸다. 이러한 가까운 정도를 계산하기 위해서는 우선 각 이미지의 픽셀당 실제 거리를 가로, 세로 방향으로 측정하고, 주요 가구 및 가전을 선정한다. 선정된 가구 및 가전을 정적 객체라고 하고, 정적 객체 매니저를 통하여 정적 객체의 경계(edge)를 추출하여 객체의 영역을 저장하고 관리한다. 인간으로 판단된 영역과, 저장된 정적 객체와의 거리를 측정하여 가장 가까운 정적 객체를 판별해낸다. 이렇게 하여 가전이나 가구에 가까이에 있는지에 대한 정보를 계산한다.

4.3 인간의 동작인식

인간의 동작인식은 위치인식과 달리 객체 분류기를 이용하여 분류한다. 인간의 여러 가지 동작을 예측하기 위해서는 미리 학습 시켜놓은 알고리즘에 각 이미지의 특징 값을 넣음으로써 동작을 예측해야 한다. 본 논문에서는 인간의 동작인식을 위해서 교차학습 방법 중에 하나인 SVM(Support Vector Machine)을 사용하였다 [12]. (그림 6)은 객체 분류기의 구조를 나타낸다. SVM중에서 실험에서는 고차원 데이



(그림 5) 인간의 절대위치 계산



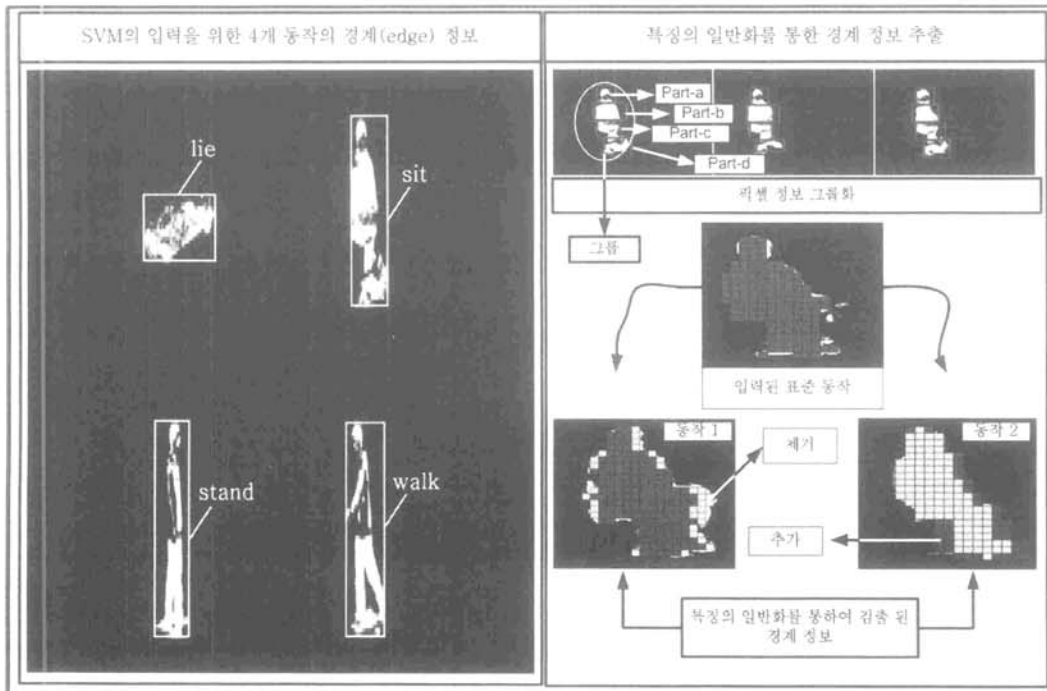
(그림 6) 객체 분류기의 구조

터에도 잘 작동하며 차원 문제의 제약을 피할 수 있는 선형 (Linear) SVM을 세부 알고리즘으로써 사용하였다.

선형 SVM을 학습시키고 실제 동작을 분류와 예측하기 위해서 표준 동작(Standardized motion)을 정의하고 카메라에서 전송된 이미지와 표준 동작과의 차이 정보인 경계 (Edge)정보를 이용하였다. 경계 정보는 특징의 일반화 과정을 통하여 계산하였다. 특징의 일반화 과정은 표준 동작과 전송된 이미지를 비교하여, 전송된 이미지 중 다른 부분을 제거하거나 새로운 픽셀을 더함으로써 경계정보를 구할 수

있다. 경계의 각 픽셀에는 0에서 255까지의 픽셀 값이 할당 되어있다. 이 할당된 값을 정규화 시켜서 각각의 픽셀 값을 0에서 1의 값으로 바꾸어 SVM의 입력 데이터로 이용하는 방법을 사용하였다. (그림 7)은 실제 경계정보를 구하기 위한 표준화 과정을 보여준다.

처음 학습기간 동안에 얻은 모든 데이터는 하나의 데이터 베이스에 저장하여, 동작들을 구별하고, 학습시키는데 사용 하였다. 데이터의 범위가 벗어나는 것을 막기 위해서 선형 SVM을 학습시키기 이전에 필터를 사용하여 쓰레기 값이



(그림 7) SVM을 입력을 위한 경계 (edge) 정보

입력되지 않도록 하였고 학습과정과 예측과정에서 생성된 결과는 데이터베이스에 저장하였다. 이렇게 예측된 결과는 연관성 규칙 마이닝과 함께 새로운 동작을 일으키도록 명령을 할 수도 있다. 인간의 여러 동작 중 누워있는 동작, 앉아 있는 동작, 서있는 동작과 걷는 동작 4개 동작을 분류하는 실험을 하였으므로 각각의 동작에 대한 이미지를 가지고 학습 시키고 인식 시켰다. 이러한 각 동작을 분별하기 4개의 선형 SVM을 각각 따로 구성하고, 이미지에서 추출한 경계(edge) 정보를 가지고 미리 학습된 선형 SVM을 이용하여 사용자의 동작이 4개의 동작 중 어떤 동작인지 판단하였다. 각 선형 SVM에서 판단한 결과를 바탕으로 입력된 이미지가 인간인지 아닌지를 구별한다. 학습이 잘 이루어 지지 않았을 경우, 데이터 베이스로부터 학습 데이터를 입력 받고 데이터 베이스에 저장한다. 컨텍스트의 정확도가 설정해 놓은 미리 정해 놓은 임계치(threshold) 보다 낮을 경우에는 제공 가능한 서비스 목록을 제시해야 한다. 본 논문에서는 제공 가능한 서비스의 목록을 제시하기 위해서 3가지의 방법을 사용하였다. 첫 번째로 동일한 컨텍스트 상황에서 가장 많은 빈도수의 명령을 선택할 수 있게 하였고 두 번째로 최근 일정한 기간 동안 동일한 컨텍스트 상황에서 가장 많은 빈도수의 명령을 선택하게 하였다. 마지막으로 제공 가능한 모든 서비스의 목록에서 랜덤하게 선택할 수 있는 방법을 사용하였다.

5. 실험과 평가

실시간 휴먼 트랙커는 인간의 위치와 동작을 결정한다. 만약 인간의 위치가 스마트 홈에 배치된 가구(가전) 등과 함께 포함되어 있다면, 실시간 휴먼 트랙커는 학습된 모션 판단에 의해서 인간의 동작을 인식한다. <표 1>이 실험에서

<표 1> SVM의 정규화 된 입력 값 테이블

픽셀번호 실험 횟수	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	...
눕다 1	0.013	0.019	0.021	0.032	0.037	0.040	0.044	0.053	0.056	0.066	...
눕다 2	0.006	0.009	0.010	0.012	0.013	0.014	0.016	0.017	0.020	0.019	...
...											
눕다 1000	0.008	0.014	0.016	0.016	0.018	0.021	0.016	0.023	0.030	0.031	...
앉다 1	0.001	0.001	0.001	0.004	0.002	0.005	0.003	0.004	0.008	0.004	...
앉다 2	0.013	0.01	0.016	0.017	0.027	0.035	0.038	0.051	0.041	0.065	...
...											
앉다 1000	0.003	0.019	0.036	0.045	0.047	0.049	0.051	0.046	0.048	0.038	...
서있다 1	0.022	0.021	0.014	0.018	0.021	0.019	0.025	0.023	0.031	0.026	...
서있다 2	0.043	0.049	0.063	0.045	0.046	0.042	0.034	0.032	0.035	0.033	...
...											
서있다 1000	0.028	0.026	0.031	0.032	0.037	0.037	0.030	0.040	0.041	0.038	...
걷다 1	0.032	0.045	0.061	0.058	0.067	0.068	0.063	0.055	0.050	0.045	...
걷다 2	0.012	0.018	0.014	0.017	0.025	0.018	0.024	0.025	0.022	0.020	...
...											
걷다 1000	0.042	0.046	0.048	0.059	0.059	0.086	0.093	0.097	0.088	0.089	...

<표 2> 인간의 위치와 동작 인식에 대한 성능 실험 결과(SV : support vector / LV : longest vector / KE : kernel evaluation)

구분	객체 위치 소요시간 (초)	객체 동작			인식 정확성		
		SV의 수	LV의 평균	KE의 수	전체	성공	정확도
눕다	0.03699	171	1.75761	14204	1000	930	93.0%
앉다	0.03719	125	2.02598	13085	1000	911	91.9%
서다	0.03687	102	2.01333	13377	1000	821	82.1%
걷다	0.03695	98	2.14278	13335	1000	793	79.3%

입력된 정규화된 값을 나타낸다. 실험은 각 모션 별로 1000 번씩 측정 하였고, <표 1> 에서 측정실험 값을 나타내었다. <표 2>는 각 모션의 실험결과를 보여준다. SVM을 이용한 인간 위치 실험의 수행속도는 평균 0.037 초이며, 모션 인식의 정확도 평균은 86.5%를 보였다. 인식의 정확도는 눈으로 인간의 자세를 확인하여, 실험결과와 비교하여 측정하였다.

6. 결 론

본 논문은 스마트 홈을 위해서 인간의 위치와 동작을 예측할 수 있는 실시간 휴먼 트랙커를 제안하였으며, 2가지 기능, 즉 인간의 위치인식과 동작 인식을 수행하는 알고리즘을 설계하였다. 실시간 휴먼트랙커는 인간이 가구 또는 가정용품등과 함께 포함되어 있는 상황에서 3개의 이미지의 분석을 통해서 인간의 위치를 판단한다. 입력된 이미지에서 인간이 없는 이미지를 제거함으로써 인간을 구별해 내고, 실루엣을 이용한 방법으로 사용자의 절대위치를 계산하였다. 인간의 동작은 SVM을 이용해서 예측하였다. 인간의 동작을 SVM을 사용하여 학습시키고, 실제로 입력된 이미지의 값을 가지고 실제 인간의 동작을 분류하고 예측하였다. 대부분의 트래킹 시스템들이 많은 수의 카메라를 이용하는데 비하여 본 논문에서는 4개의 네트워크 카메라만을 사용하여 정확도를 얻도록 설계하였으며, 평균 86.5%의 정확도를 얻을 수 있었다.

향후의 연구에서는 어두울 때와 밝기가 바뀔 상황에 대한 알고리즘에 대해서 연구할 것이며, 스마트 홈 시스템, 헬스케어 시스템 등에서 적용할 수 있는 상황에 적합한 알고리즘의 개발에 대하여 연구를 진행할 것이다. 또한, 보다 많은 컨텍스트를 포함하여 컨텍스트의 관리 및 처리가 가능하도록 하고, 사용자의 위치 및 사용자의 자세 컨텍스트의 정확도를 높이기 위한 방법도 함께 진행 할 것이다.

참 고 문 헌

[1] Das. S. K, Cook. D. J, "Guest Editorial - Smart Homes. Wireless Communications," IEEE. vol.9, Issue 6, (2002) pp.62-62.

[2] SeieJang, WoontackWoo, "A unified context-aware application model," Lecture Notes in Computer Science, Volume 2680/2003, August, 2003, pp.178-189.

[3] Jonghwa Choi, Dongkyoo Shin and Dongil Shin, "Research and implementation of the contextaware middleware for controlling home appliances," Consumer Electronics, IEEE Transactions on, Vol.51, Issue1, (2005) pp.301-306.

[4] Christopher Wren, Ali Azarbayejani, Trevor Darrell, Alex Pentland, "Pfinder : Real-time Tracking of the human Body". Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, Vol.19, Issue 7, (1997) pp.780-785.

[5] Masafumi Tominaga, Hitoshi Hongo, Hiroyasu Koshimizu, Yoshinori Niwa, Kazuhiko Yamamoto, " Estimation of human motion from multiple cameras for gesture recognition" Pattern Recognition, (2002) pp.401-404.

[6] Aaron Bobick, James Davis, "Real-time recognition of activity using Temporal Templates," In Proc, Third IEEE Workshop on Application of Computer Vision, (1996) pp.1233-1251.

[7] Guohui Li, Jun Zhang, Hongwen Lin, Tu D, Maojun Zhang, "A moving object detection approach using integrated background template for smart video sensor," Instrumentation and Measurement Technology Conference, IMTC 04. Proceedings of the 21st IEEE. vol.1, (2004) pp.462-466.

[8] John Krumm, Steve Harris, Brian Meyers, Barry Brumitt, Michael Hale, Steve Shafer, " Multi-camera multi-person tracking for EasyLiving" Visual Surveillance. Proceedings, Third IEEE International Workshop on, (2000) pp.3-10.

[9] Rania Y. Khalaf Stephen S. Intille, "Improving multiple people tracking using temporal consistency," Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, MA, MIT Dept, of Architecture House_n Project Technical Report, 2001.

[10] Hitoshi Hongo, Hiroki Watanabe, Mamoru Yasumoto, Yoshinori Niwa and Kazuhiko Yamamoto, "Eye Regions Extraction for Omni-directional Gaze Detection Using Multiple Cameras," Proc, IASTED Conference on Signal Processing, Pattern Recognition and Applications(SPPRA2001), Jul2001, pp.241-246.

[11] M. Tominaga, H. Hongo, H. Koshimizu, Y. Niwa, K. Yamamoto, "Estimation of human motion from multiple cameras for gesture recognition," Pattern Recognition, 2002, Proceedings, 16th International Conference on, Volume 1,11-15 Aug., 2002 pp.401-404, Vol.1.

[12] CHRISTOPHER J.C. BURGESS, "A tutorial on support vector machines for pattern recognition," Data Mining Knowl, Disc, (1998) pp.1-47.



최종화

e-mail: jhchoi@huboro.co.kr

2001년 세종대학교 컴퓨터공학부(공학사)

2005년 세종대학교 컴퓨터공학과(석사)

2008년 세종대학교 컴퓨터공학과(박사)

2007년~2009년 안보경영연구원 책임연구원

2009년~현 재 ㈜휴보로 R&D 기술연구

소장

관심분야: 지능형 홈 네트워크, 게임물리엔진, 신경망, HCI



박세영

e-mail : sypark@gce.sejong.ac.kr

2003년~현 재 세종대학교 컴퓨터공학부

학부생

관심분야: 무선 네트워크, 유비쿼터스

컴퓨팅, 멀티미디어DRM



신동규

e-mail : shindk@sejong.ac.kr

1986년 서울대학교 계산통계학과(이학사)

1992년 Illinois Institute of Technology

전산학과(공학석사)

1997년 Texas A&M University 전산학과

(공학박사)

1986년~1991년 한국국방연구원 연구원

1997년~1998년 현대전자 멀티미디어연구소 책임연구원

1998년~현 재 세종대학교 컴퓨터공학과 교수

관심분야: 상황인식 미들웨어, 웹기반 멀티미디어, 멀티미디어

DRM



신 동 일

e-mail : dshin@sejong.ac.kr

1988년 연세대학교 전산학과(이학사)

1993년 M.S. in Computer Science,
Washington State University

1997년 Ph.D in Computer Science,
University of North Texas

1997년~1998년 시스템공학연구소 선임연구원

1998년~현 재 세종대학교 컴퓨터공학과 부교수

관심분야: 상황인식 미들웨어, 무선인터넷, 게임, 지능형
에이전트, HCI