

퍼지 가비지 모델과 사용자 적응을 이용한 의미 있는 동작 검출

Gesture Spotting using Fuzzy Garbage Model and User Adaptation

양승은, Seung-Eun Yang*, 박광현, Kwang-Hyun Park*, 장효영, Hyoyoung Jang*,

도준형, Jun-Hyeong Do*, 허성희, Sunghoi Huh**, 변증남, Zeungnam Bien*

*한국과학기술원 전자전산학과, **한국과학기술원 인간친화 복지 로봇시스템 연구센터

요약 첨단 기술의 발전과 함께 장애인 및 노약자의 삶의 질에 대한 관심이 증가함에 따라 사용자가 각종 시스템들을 보다 쉽게 제어할 수 있는 방법들이 많이 연구되고 있다. 그 중 하나로 정의된 손 움직임 동작을 인식하여 가전기기 혹은 환경 제어 시스템, 홈 로봇 등에 명령을 내리는 기술을 예로 들 수 있다. 하지만, 정의된 손 움직임이 일상생활에서 발생하는 동작과 비슷한 경우 오작동을 일으킬 가능성이 있으며, 이를 차단하기 위해 복잡한 동작을 명령어로 사용할 경우 사용자의 편의성을 떨어뜨린다. 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 비슷한 동작 중에서 특정 동작을 검출할 수 있는 퍼지 가비지 모델을 제안한다. 퍼지 가비지 모델이란 인식하고자 하는 특정 동작을 제외한 다른 유사 동작의 특성을 반영하여 구현한 퍼지 모델을 말한다. 따라서 사용자의 동작으로부터 특징 값을 구한 후 이를 특정 동작에 대한 퍼지 모델과 퍼지 가비지 모델에 각각 대입하여 얻은 결과를 비교해서 어떤 동작이 발생하였는지 결정한다. 또한 사용자의 행동 특성은 개인마다 다르게 나타나고 동일 사용자라 하더라도 경우에 따라 동작에 편차가 나타날 수 있기 때문에 특정 사용자에 대한 시스템의 적응이 필요하다. 이를 위해 다양한 경우를 고려하여 최적화된 값을 찾을 수 있는 진화 알고리즘을 이용하여 퍼지 모델 파라미터를 갱신하는 방법을 제안한다. 제안한 방법의 타당성을 검증하기 위해 5명의 사용자로부터 명령 동작과 의미 없는 유사 동작의 데이터를 획득하여 실험 결과를 보인다.

핵심어: 손 동작 기반 인터페이스, 동작 검출, 퍼지 가비지 모델, 사용자 적응

1. 서론

현재 세계 각국에서 인구 고령화와 저 출산 현상, 장애인의 인구 증가로 인해 앞으로 노인 및 장애인을 돌볼 수 있는 인력의 부족 문제가 예상되고 있다 [1,2]. 이에 따라 사용자가 가전기기를 보다 쉽게 제어할 수 있는 다양한 기술들이 연구되고 있으며 한국과학기술원의 인간친화 복지 로봇시스템 연구센터에서는 사용자의 손 동작을 이용하여 가전기기를 선택하고 조종할 수 있는 소프트리모컨 시스템을 개발하였다 [3]. 이때 사용하는 명령 동작은 그림 1에서 도시된 것과 같이 10가지의 서로 다른 동작을 사용한다.











				
전진	후진	위	아래	오른쪽
				
왼쪽	시계방향 회전	반 시계 방향 회전	시계방향 반회전	반 시계 방향 반회전

그림 1 소프트리모컨 시스템의 10가지 명령 동작

하지만 이와 같이 사용자의 편의성을 위해 명령동작을 단순한 동작으로 정의할 경우 일상생활에서 유사한 동작이 나타날 수 있게 된다. 이때 시스템은 유사동작을 명령동작으로 인식하여 사용자의 의도와 상관없이 오작동을 하게 된다. 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 비슷한 동작 중에서 의미 있는 동작을 검출하는 방법으로 퍼지 가비지 모델을 제안한다.

사용자의 행동은 항상 동일한 형태로 나타나지 않고 시간에 따라, 그리고 사용자에 따라 다른 특성으로 나타난다. 따라서 사용자의 행동을 확률 혹은 통계적 모델로 표현하는 것은 매우 어렵다. 이에 대해 퍼지 로직을 사용할 경우 퍼지화된 값을 사용하므로 특성 편차에 대한 영향을 줄일 수 있고 사용자의 행동 특성에 대한 관찰을 통해 획득한 지식을 쉽게 반영할 수 있다는 장점이 있다 [4].

인식하고자 하는 사용자의 행동에 대한 퍼지 모델과 이와 유사한 의미 없는 모든 행동의 특성을 반영한 퍼지 가비지 모델을 구현하면 각각의 모델을 통해 사용자의 행동이 명령동작일 정도와 유사동작일 정도를 수치적으로 구할 수 있다. 이 두 수치를 비교하여 최종적으로 사용자의 행동을 인식하게 된다. 두 가지 모델을 사용할 경우 각각의 경우에 행동 인

식에 대한 적절한 가변적인 문턱값을 얻을 수 있으므로 상황에 따라 변화하는 사용자의 특성을 반영하는 인식기를 구현할 수 있다.

그러나 시스템을 사용하는 각각의 사용자에게 따라 행동 특성이 다르므로 이에 대한 시스템의 적응이 필요하다. 이 과정에서 다양한 경우를 고려하는 탐색 능력이 우수한 유전자 알고리즘(GA)를 이용하였다. 또한 동일한 사용자라 하더라도 시간에 따라 다른 행동 특성이 나타날 수 있는데 이에 대해 최대 경사법을 이용하여 시스템 적응을 실시한다. 따라서 시스템 적응을 두 단계로 나누어 각 단계에서 요구되는 조건을 만족시키고 전체 인식 성능을 개선시킨다.

2절에서는 본 연구에서 사용한 가정과 해결하고자 하는 문제에 대해 구체적으로 정리한다. 3절에서는 사용자의 의미 있는 행동 인식 방법으로 행동 인식에 필요한 특징 선택, 퍼지 가비지 모델의 구현, 사용자에게 대한 시스템 적응 방법을 설명한다. 다음으로 4절에서 5명의 사용자를 대상으로 한 실험 결과를 정리하고 5절에서 결론 및 추후 연구과제를 살펴 보도록 한다.

2. 연구 목적 및 가정

본 연구의 목적은 미리 정의된 명령 동작과 이와 유사한 동작을 구분하는 것이다. 그림 2에서 도시된 바와 같이 사용자의 행동을 각각의 기본적인 손의 이동 동작(위, 아래, 왼쪽, 오른쪽)으로 구분한 후 이를 명령동작인지 유사동작인지 최종 구분을 한다.

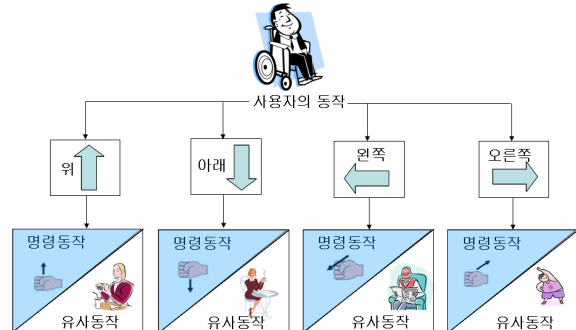


그림 2 명령 동작과 유사동작의 구분

본 연구에서는 두 대의 USB 카메라를 이용하여 사용자의 손과 얼굴을 검출하고 검출된 영역의 이동 궤적을 이용하여 행동을 구분한다. 한 명의 사용자가 시스템을 이용하고 손과 얼굴의 영역은 정확히 검출이 되었다는 가정하에 연구를 진행한다. 그리고 다루는 문제는 명령 동작과 이와 유사 동작의 구분이므로 각각의 기본 단위의 동작(위, 아래, 왼쪽, 오른쪽)은 잘 구분되었다는 가정하에 그 이후 단계의 과정을 다룬다.

3. 의미 있는 동작 검출 방법

본 절에서는 의미 있는 동작 검출 방법에 대해 구체적으로 다룬다. 그림 3과 같은 과정을 통해 사용자의 의미 있는 동작을 인식하게 되는데 특징 검출, 제한한 퍼지 가비지 모

델을 통한 행동 인식, 사용자에게 대한 시스템 적응 방법 순으로 정리하도록 한다.

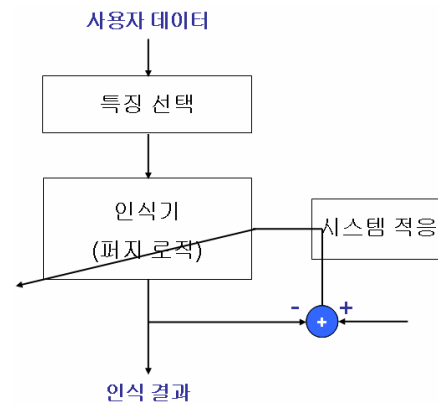


그림 3 시스템 구현도

3.1 특징 선택

사용자의 의미 있는 동작을 검출하기 위해서는 의미 있는 동작과 이와 유사한 동작을 구분할 수 있는 특징을 찾아야 한다. 우선 관찰을 통해 '위' 명령어와 이와 유사한 식사 동작을 구분하기 위한 특징으로 표 1의 특징 후보를 구하였다.

표 1 행동 인식을 위해 사용하는 특징 후보

- 손 이동 시 손과 얼굴의 거리 변화
- 명령 동작 후 손과 얼굴의 거리
- 명령 동작 후 손의 정지 시간
- 손의 이동 거리
- 손의 이동 시간
- 손의 이동 속도
- 손 이동 궤적의 이심률
- 손 이동 속도의 평균
- 손 이동의 최대 주파수
- 손 이동 속도의 중앙값
- 손 이동 속도의 표준편차

그러나 주어진 모든 특징을 이용하여 행동 인식기를 구현할 경우 정의해야 하는 퍼지 규칙의 수가 많아지고 전체적인 복잡도가 증가하게 된다. 또한 각 경우에 대한 적절한 규칙을 정의하는 것도 어렵게 된다. 따라서 본 연구에서는 분리지표 행렬(Separability Index Matrix, SIM)과 클래스의 분류능력을 평가하는 클래스 분리도(Classifiability)에 기반한 특징집합선택 방법인 Separability Index Based Feature Selection Method (SIMF)를 사용하여 적절한 특징을 검출하였다 [5].

위 방법으로 적절한 특징을 검출을 해도 얼마나 많은 수의 특징을 사용해야 하는지에 대한 문제가 남는다. 4가지의 퍼지집합을 갖는 소속 함수를 사용할 경우 사용하는 특징의 개수 n 에 따라 정의되는 퍼지 규칙의 수는 4^n 으로 증가하게 된다. 따라서 사용하는 특징의 수가 증가하면 전체 복잡도가 급격히 커지는 것을 알 수 있다. 사용하는 특징의 수에 따른 각 클래스의 분리도를 보기 위해 바타차리아 거리

(Bhattacharyya distance)를 구하였다.

표 2 사용하는 특징 수에 따른 바타차리야 거리

	1	2	3	4
명령/식사동작	0.00594	0.00784	0.00897	0.01222

바타차리야 거리는 각 클래스간 분리도를 측정하는데 이용된다. 표 2의 결과를 보면 사용된 특징의 수가 1개에서 2개로 증가할 경우 바타차리야 거리가 크게 증가하지만 그 이후에는 크게 변화하지 않는 것을 알 수 있다. 따라서, 위 결과와 특징 증가 시 발생하는 복잡도의 증가를 고려하여 사용자의 의미 있는 행동을 인식하기 위한 특징으로 2개의 특징을 사용하기로 한다. 이때 선택된 특징은 표 3과 같으며 그 분포를 그림 4에 도시하였다.

표 3 '위' 명령과 식사동작을 구분하기 위한 특징

- 손 이동 시 손과 얼굴의 거리 변화
- 명령 동작 후 손과 얼굴의 거리

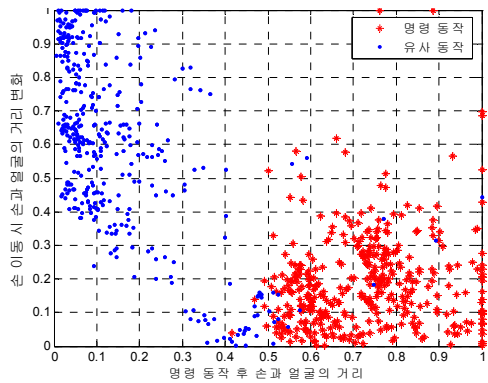


그림 4 '위' 명령과 식사 동작을 구분하기 위한 특징 분포

앞의 과정을 통해 획득한 특징을 이용하여 명령 동작을 인식하기 위해 그림 5와 같이 4가지의 퍼지 집합(ZO: Zero, PS: Positive Small, PM: Positive Medium, PB: Positive Big)을 갖는 소속함수를 사용하고 관찰을 통해 표 4에 제시된 규칙을 정의하였다. 이때 명령 동작과 식사 동작 5가지에 대한 비퍼지화 값은 그림 6과 같다. 비 퍼지화 방식은 합중심법(Center of Sums Method)을 사용하였다 [6].

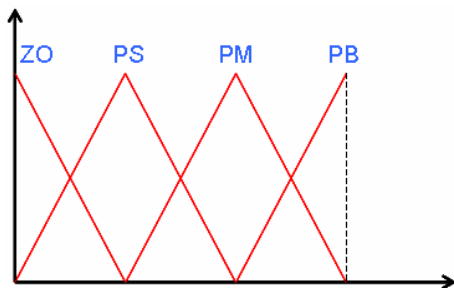


그림 5 '위' 명령인식을 위한 소속함수

표 4 '위' 명령 인식을 위한 퍼지 규칙

- If A is ZO and B is ZO then Out is ZO
- If A is ZO and B is PS then Out is ZO
- If A is ZO and B is PM then Out is ZO
- If A is ZO and B is PB then Out is PS
- If A is PS and B is ZO then Out is PS
- If A is PS and B is PS then Out is ZO
- If A is PS and B is PM then Out is ZO
- If A is PS and B is PB then Out is PB
- If A is PM and B is ZO then Out is PB
- If A is PM and B is PS then Out is PM
- If A is PM and B is PM then Out is PB
- If A is PM and B is PB then Out is PS
- If A is PB and B is ZO then Out is PB
- If A is PB and B is PS then Out is PB
- If A is PB and B is PM then Out is PM
- If A is PB and B is PB then Out is PS

A: 손 이동 시 손과 얼굴의 거리 변화
B: 명령 동작 후 손과 얼굴의 거리

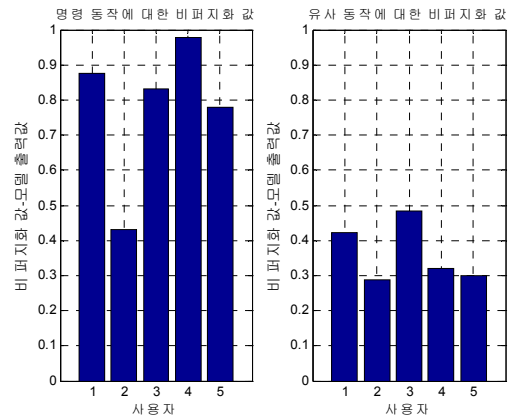


그림 6 명령과 식사동작에 대한 비퍼지화 값

그림 6에 도시된 바와 같이 명령 동작과 식사 동작에 대한 인식기의 출력 값을 이용하여 사용자의 행동이 무엇인지 결정할 수 있다. 그러나 이 과정에서 하나의 문턱값을 쓰게 되면 유사동작의 출력 값이 항상 명령 동작의 출력 값보다 작지 않으므로 명령인 동작이 명령이 아닌 것으로, 또는 명령이 아닌 동작이 명령 동작으로 오인식 될 수 있다. 따라서 하나의 문턱값을 사용함으로써 나타나는 문제를 해결하기 위해 퍼지 가비지 모델을 제안하였으며 다음절에서 이에 대해 구체적으로 다루기로 한다.

3.2 퍼지 가비지 모델

퍼지 가비지 모델이란 인식하고자 하는 행동을 제외한 유사 동작의 특성을 반영하여 구현한 퍼지 모델이다. 따라서 명령 동작에 대한 출력 값은 작고 유사 동작에 대한 출력 값은 크게 나타나게 된다. 반대로 명령 동작에 대한 퍼지 모델을 사용할 경우 명령 동작에 대한 출력 값이 유사동작에 대한 출력 값보다 크게 나타나게 된다. 따라서 사용자의 행동 데이터를 명령 모델과 가비지 모델에 입력하고 각 모델의 출

력 값을 비교하면 사용자의 행동이 어떤 동작인지 구분할 수 있게 된다. 퍼지 가비지 모델을 이용한 행동 인식 방법을 그림 7에 정리하였다. 두 모델로부터 얻은 출력 값을 비교하여 최종 인식을 한다.

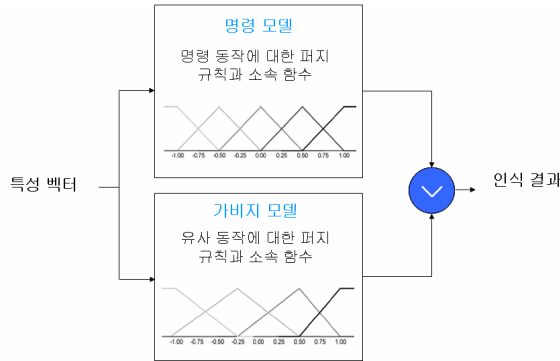


그림 7 퍼지 가비지 모델을 이용한 행동 인식

퍼지 가비지 모델을 구현하기 위해서는 SIMF로 획득한 특징을 이용하여 유사동작에 대한 규칙을 정의해야 한다. 가비지 동작(명령을 제외한 유사동작)에 대해 정의한 퍼지 규칙은 표 5와 같다.

표 5 가비지 동작에 대한 퍼지 규칙

- If A is ZO and B is ZO then Out is ZO
- If A is ZO and B is PS then Out is PM
- If A is ZO and B is PM then Out is PB
- If A is ZO and B is PB then Out is PB
- If A is PS and B is ZO then Out is PM
- If A is PS and B is PS then Out is PM
- If A is PS and B is PM then Out is PM
- If A is PS and B is PB then Out is PM
- If A is PM and B is ZO then Out is PS
- If A is PM and B is PS then Out is PS
- If A is PM and B is PM then Out is PS
- If A is PM and B is PB then Out is ZO
- If A is PB and B is ZO then Out is ZO
- If A is PB and B is PS then Out is PS
- If A is PB and B is PM then Out is ZO
- If A is PB and B is PB then Out is ZO

A: 손 이동 시 손과 얼굴의 거리 변화

B: 명령 동작 후 손과 얼굴의 거리

두 퍼지 모델을 이용하여 인식 성능을 높이려면 사용하는 소속 함수를 최적화 할 필요가 있다. 사용자의 행동 특성은 다양하게 나타나기 때문에 최적화 값에 대한 탐색 능력이 우수한 GA를 이용하여 최적화를 실시하도록 한다. 두 개의 입력과 하나의 출력으로 이루어진 퍼지 규칙에 대해 최적화 해야 하는 파라미터는 표 6에 제시된 바와 같다. w_l 과 w_r 은 소속 함수의 좌, 우측 길이, c 는 소속 함수의 중점을 나타낸다.

표 6 최적화 하는 퍼지 파라미터

	X_1 (특징 1)	X_2 (특징 2)	Y (출력)
ZO	w_{r1}	w_{r2}	w_r
PS	c_1, w_{l1}, w_{r1}	c_2, w_{l2}, w_{r2}	c, w_l, w_r
PM	c_1, w_{l1}, w_{r1}	c_2, w_{l2}, w_{r2}	c, w_l, w_r
PB	w_{l1}	w_{l2}	w_l

이때 사용한 최적화 함수는 수식 (1)과 같다. 학습하는 모든 데이터에 대해 올바른 결과로부터 잘못된 결과의 차를 평균한 값을 사용하여 최적화 한다. 이때 GA의 조건은 표 7과 같으며 최적화된 소속함수는 그림 8에 도시하였다.

$$\sum_{i=1}^N [(X_A(i) - Y_A(i)) + (X_B(i) - Y_B(i))] \quad (1)$$

N : 학습 데이터의 수

X_A : 명령 데이터를 명령 모델에 인가했을 때 출력

Y_A : 명령 데이터를 가비지 모델에 인가했을 때 출력

X_B : 가비지 데이터를 명령 모델에 인가했을 때 출력

Y_B : 가비지 데이터를 가비지 모델에 인가했을 때 출력

표 7 GA에서 사용하는 조건

Contents	사용한 값
각 파라미터에 대한 인구	50
각 파라미터에 할당된 bits	20
돌연변이(Mutation) 비율	0.02
교차(Crossover) 비율	0.25
총 세대 수	10000

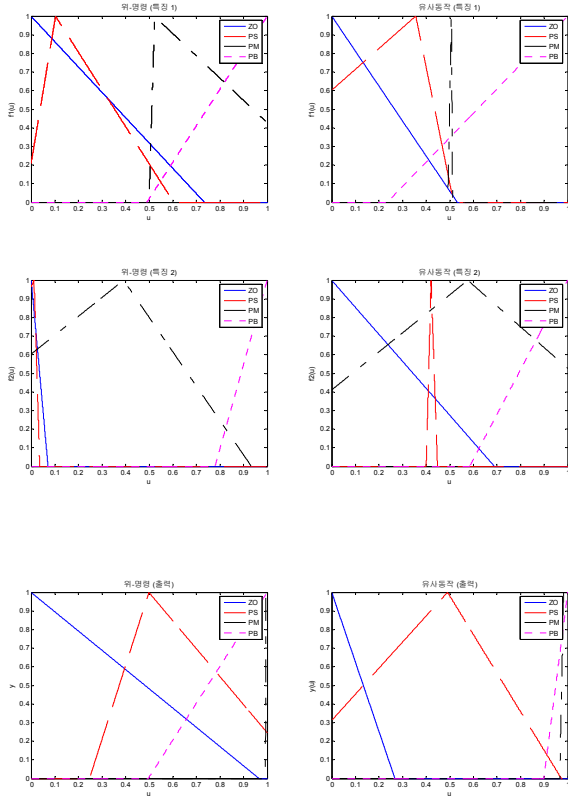


그림 8 GA를 이용한 소속함수 최적화(좌: 명령, 우: 가비지)

그림 8에서 얻은 명령과 가비지 모델에 대한 최적화된 소속함수를 구한 후 이를 이용하여 인식 실험을 실시하여 그 결과를 그림 9에 도시하였다. 두 그림은 사용자 1부터 5까지 행동 인식 과정에서 나타난 오인식률을 나타내고 있으며 좌측 그림의 경우 하나의 문턱값을 사용한 결과이고 우측 그림은 제한한 퍼지 가비지 모델을 이용한 실험 결과이다.

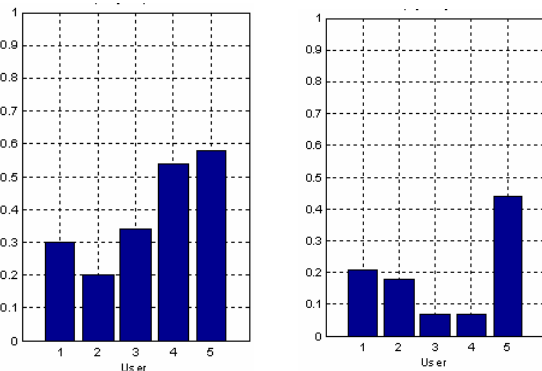


그림 9 사용자 행동 인식 시 나타나는 오인식률 (좌: 하나의 문턱값 이용, 우: 퍼지 가비지 모델 이용)

그림9의 결과를 보면 퍼지 가비지 모델을 사용한 경우의 오차가 하나의 문턱값을 이용한 경우보다 작게 나타나는 것을 알 수 있다. 그러나 우측의 실험 결과를 보면 사용자 5의 경우 다른 사용자에게 비해 오인식률이 크게 나타난다. 이렇듯 특정 사용자에게 더 큰 문제가 나타나는 이유는 위 실험의 경우 단일한 시스템을 서로 다른 사용자에게 적용했기 때문이다. 사용자의 행동 특성은 각 사용자마다 다르게 나타나

기 때문에 이러한 차이점을 고려하여 시스템의 인식률을 높이기 위해서는 사용자에게 대한 시스템의 적응이 필요하다. 다음 절에서 사용자에게 대한 시스템 적응 방법을 다루기로 한다.

3.3 사용자에게 대한 두 단계의 시스템 적응

사용자에게 대한 시스템의 적응 과정으로 우선 특정 사용자에게 대한 시스템 적응을 실시해야 한다. 그림 9에서도 살펴 보았듯이 특정 사용자의 경우 행동 특성이 다르기 때문에 인식 결과가 나쁘게 나타날 수 있다. 이 과정은 사용자가 시스템을 이용하기 전에 실시되어야 하므로 오프라인으로 수행될 수 있다. 또한 특정 사용자에게 대해 시스템을 다시 정의하는 과정으로 볼 수 있으므로 해당 사용자의 다양한 특성을 반영해야 한다. 3.2절에서 GA를 사용하여 소속함수를 최적화 하었는데 주어진 조건에서 역시 GA가 우수한 성능을 발휘할 수 있으므로 첫 번째 단계의 시스템 적응 과정에서 GA를 이용한다. GA에서 사용하는 조건은 앞 절의 최적화 과정과 동일하며 각 파라미터에 대한 초기값은 모든 사용자를 대상으로 했을 때 얻어진 최적화 값을 사용한다.

다음 단계로 생각해야 할 것은 시간에 따라 변화하는 사용자의 행동 특성이다. 사람은 기계와 달리 항상 정확하게 동일한 행동을 할 수 없고 시간에 따라 그 특성이 변할 수 있다. 이 경우 사용자가 시스템을 사용하는 과정에서 시스템 적응이 실시되어야 하므로 온라인으로 가능한 방법을 이용해야 한다. 최대 경사법의 경우 주어진 함수에 대해 가장 빨리 감소하는 방향을 구할 수 있으므로 짧은 시간에 수렴값을 구할 수 있다. 따라서 두 번째 시스템 적응 과정에서는 최대 경사법을 이용하도록 한다.

시스템 적응을 하는 방식으로는 미리 정의된 사용자의 행동을 인식하여 각 파라미터의 갱신 규칙을 통해 파라미터 값을 수정한다. 그러나 사용자의 행동은 우연히 평소와 다른 특성이 나타날 수 있다. 따라서 적응을 하는 과정에서 변화율을 크게 하면 잘못된 방향으로 적응이 이루어 지게 된다. 이에 따라 본 과정에서는 주어진 퍼지 규칙 중 해당 입력에 의해 사용된 규칙에 대한 퍼지 파라미터만 갱신하고 변화율을 작게 하였다.

각 파라미터를 갱신하는 방법은 식(3)과 같다. 사용자의 행동에 대한 모델의 출력값을 D 라고 할 경우 식(2)와 같이 오차 함수를 구할 수 있다. 또한 각 파라미터를 a 라고 할 경우 오차 함수 J 를 갱신하려는 파라미터로 편미분 하여 최대 경사법을 이용한 각 파라미터의 수정 규칙을 구할 수 있다.

$$J = \frac{1}{2} \times (1 - D)^2 \quad (2)$$

$$\alpha_{new} = \alpha_{old} - k \times \frac{\partial J}{\partial \alpha_{old}} \quad (3)$$

출력에 대한 소속함수를 그림 10과 같이 정의할 경우 소속 함수를 식 (4), (5)와 같이 갱신하고자 하는 파라미터로 나타낼 수 있다. 또한 소속함수의 중요한 위치는 식 (6)과 같이 파라미터 값으로 나타낼 수 있다. 위의 수식을 이용하여

각 파라미터 값의 갱신 방법과 편미분 값을 식(7)과 식(8), (9)에 정리하였다.

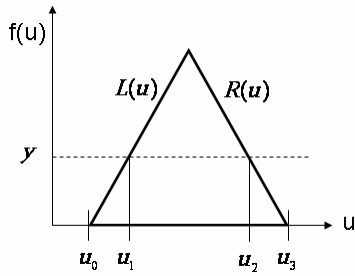


그림 10 출력에 대한 소속 함수

$$L(u) = \frac{u}{w_l} + \frac{1}{w_l} (w_l - c) = \frac{u}{c - u_0} - \frac{u_0}{c - u_0} \quad (4)$$

$$R(u) = -\frac{1}{w_r} (u - c) + 1 = \frac{u}{c - u_3} - \frac{u_3}{c - u_3} \quad (5)$$

$$u_0 = c - w_l, \quad u_1 = w_l \cdot y + c - w_l \quad (6)$$

$$u_2 = c + w_r - w_r \cdot y, \quad u_3 = c + w_r$$

$$\alpha_{sw} = \alpha_{old} - \eta \times (D-1) \times \left[\left(\sum_{i=1}^N \frac{\partial}{\partial \alpha_{old}} S_u \right) \times \left(\sum_{i=1}^N S_u \right) - \left(\sum_{i=1}^N S_u \right) \times \left(\sum_{i=1}^N \frac{\partial}{\partial \alpha_{old}} S \right) \right] \times \left(\sum_{i=1}^N S \right)^{-2} \quad (7)$$

$$S_u = \int_0^1 u \times f_1(u) du = \int_{u_0}^{u_1} u \times L_1(u) du + \int_{u_1}^{u_2} u \times y du + \int_{u_2}^{u_3} u \times R_1(u) du$$

$$S = \int_0^1 f_1(u) du = \int_{u_0}^{u_1} L_1(u) du + \int_{u_1}^{u_2} y du + \int_{u_2}^{u_3} R_1(u) du$$

$$\frac{\partial S}{\partial c} = 0, \quad \frac{\partial S}{\partial w_l} = \frac{(u_1 - u_0)(2yw_l - u_1 + u_0)}{2w_l^2} + y(1 - y) \quad (8)$$

$$\frac{\partial S}{\partial w_r} = -\frac{(u_3 - u_2)(2yw_r + u_3 - u_2)}{2w_r^2} + y(1 - y)$$

$$\frac{\partial S_u}{\partial c} = \frac{(u_1 - u_0)^2}{2w_l} + y(u_2 - u_1) + \frac{(u_3 - u_2)^2}{2w_r}$$

$$\frac{\partial S_u}{\partial w_l} = \frac{2u_1^2(y-1) - u_0^2 + u_1^2 - 2u_0u_1(y-1)}{2w_l} + \frac{2u_1^3 + u_0^3 - 3u_0u_1^2}{6w_l^2} - y(y-1)u_1 \quad (9)$$

$$\frac{\partial S_u}{\partial w_r} = \frac{2u_3^2(1-y) - u_2^2 + u_3^2 - 2u_2u_3(1-y)}{2w_r} - \frac{2u_2^3 + u_3^3 - 3u_2u_3^2}{6w_r^2} + y(1-y)u_2$$

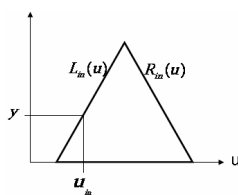


그림 11 입력에 대한 소속 함수

또한 입력에 대한 소속함수를 그림 11과 같이 나타낼 경

우 소속 함수는 식(10)과 같이 갱신하려는 파라미터로 표현할 수 있다. 입력 소속함수의 경우 함수의 왼쪽이 사용될 경우와 오른쪽이 사용될 경우로 나누어 생각해야 한다. 이에 대해 두 가지 경우로 나누어 각 파라미터에 대한 편미분 값을 표 8에 나타내었다.

경우 1	경우 2
$\frac{\partial S}{\partial c_m} = -\frac{1}{w_{l,m}} (w_l + w_r)(1 - y)$	$\frac{\partial S}{\partial c_m} = \frac{1}{w_{r,m}} (w_l + w_r)(1 - y)$
$\frac{\partial S}{\partial w_{l,m}} = \frac{c_m - u_{l,m}}{w_{l,m}^2} (w_l + w_r)(1 - y)$	$\frac{\partial S}{\partial w_{r,m}} = 0$
$\frac{\partial S}{\partial w_{r,m}} = 0$	$\frac{\partial S}{\partial w_{r,m}} = -\frac{c_m - u_{r,m}}{w_{r,m}^2} (w_l + w_r)(1 - y)$
$\frac{\partial S_u}{\partial c_m} = -\frac{1}{2w_{l,m}} (u_2^2 - u_1^2)$	$\frac{\partial S_u}{\partial c_m} = \frac{1}{2w_{r,m}} (u_2^2 - u_1^2)$
$\frac{\partial S_u}{\partial c_m} = \frac{c_m - u_{l,m}}{2w_{l,m}^2} (u_2^2 - u_1^2)$	$\frac{\partial S_u}{\partial c_m} = 0$
$\frac{\partial S_u}{\partial w_{l,m}} = 0$	$\frac{\partial S_u}{\partial w_{r,m}} = -\frac{c_m - u_{r,m}}{2w_{r,m}^2} (u_2^2 - u_1^2)$

온라인과 오프라인으로 이루어지는 시스템 적응 과정을 그림 12에 나누어 도시하였다. 그림 12(a)의 경우 각 사용자에게 대한 시스템 적응 과정을 나타내고 그림 12(b)는 실제 행동 인식 과정에서 시간에 따른 사용자 특성을 반영한 적응 과정을 나타낸다.

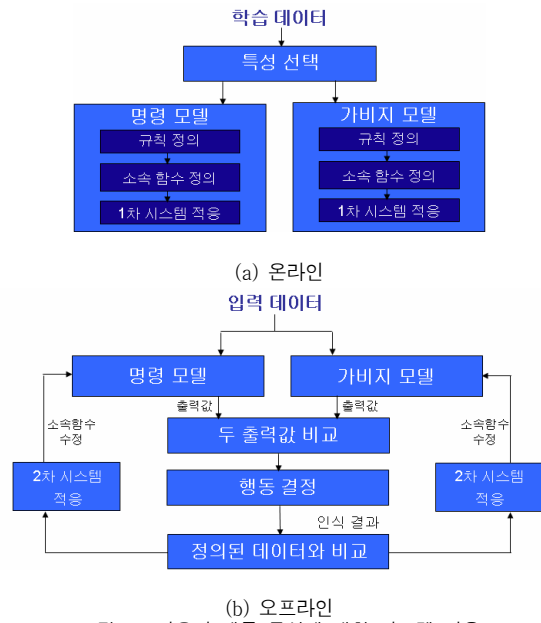


그림 12 사용자 행동 특성에 대한 시스템 적응

4. 실험 결과

5명의 사용자로부터 각 동작에 대해 75개의 데이터를 획득한 후 25개는 학습에 사용하고 50개는 테스트에 사용하였다. 그리고 기존의 소프트 리모컨 시스템, 하나의 문턱값을 이용한 퍼지 모델, 퍼지 가비지 모델(UI: User Independent), 퍼지 가비지 모델을 각 사용자에게 대해 적응(UD: User Dependent)한 경우로 나누어 실험을 실시하였다. 실험 결과는 표 9부터 표 12까지 나누어 정리하였다. R-R는 Recognition Rate, F·N는 False Negative error, F·P는 False Positive error를 나타낸다.

표 9 '위' 명령과 식사 동작 구분

	기존 시스템			퍼지 로직 + 하나의 문턱값			가비지 모델 (UI)			가비지 모델 + 시스템적응 (UD)		
	RR	FN	FP	RR	FN	FP	RR	FN	FP	RR	FN	FP
1	82	2.0	34.0	91	10	8	98	4	0	100	0	0
2	48	4.0	100.0	74	32	20	74	50	2	100	0	0
3	77	0.0	46.0	72	36	20	93	8	6	96	0	8
4	53	0.0	94.0	92	6	10	100	0	0	100	0	0
5	72	0.0	56.0	41	44	74	80	38	2	99	0	2

표 10 '위' 명령과 다양한 유사동작 구분

	기존 시스템			퍼지 로직 + 하나의 문턱값			가비지 모델 (UI)			가비지 모델 + 시스템적응 (UD)		
	RR	FN	FP	RR	FN	FP	RR	FN	FP	RR	FN	FP
1	57	2.0	84.0	61	16	62	62	64	12	85	16	14
2	50	4.0	96.0	64	28	44	62	58	18	88	6	18
3	56	0.0	88	57	24	62	53	74	20	99	2	0
4	61	0.0	78	55	34	56	87	4	22	98	2	2
5	59	0.0	82	62	6	70	82	6	30	94	4	8

표 11 '왼쪽' 명령과 독서 동작 구분

	기존 시스템			퍼지 로직 + 하나의 문턱값			가비지 모델 (UI)			가비지 모델 + 시스템적응 (UD)		
	RR	FN	FP	RR	FN	FP	RR	FN	FP	RR	FN	FP
1	59	0.0	82.0	49	26	76	95	8	2	97	6	0
2	52	8.0	88.0	87	22	4	85	26	4	98	2	2
3	50	2.0	98.0	75	36	14	94	10	2	99	2	0
4	49	4.0	98.0	78	20	24	97	4	2	100	0	0
5	50	0.0	100.0	83	4	30	95	0	10	100	0	0

표 12 '왼쪽' 명령과 다양한 유사 동작

	기존 시스템			퍼지 로직 + 하나의 문턱값			가비지 모델 (UI)			가비지 모델 + 시스템적응 (UD)		
	RR	FN	FP	RR	FN	FP	RR	FN	FP	RR	FN	FP
1	53	0.0	94.0	61	48	30	78	8	36	88	2	22
2	48	8.0	96.0	56	42	46	58	2	82	96	2	6
3	51	2.0	96.0	82	16	20	78	0	44	95	4	6
4	56	4.0	84.0	45	36	74	45	82	28	98	4	0
5	54	0.0	92.0	45	78	32	90	0	20	97	0	6

각각의 실험 결과를 비교해 보면 최종 결과의 경우 기존의 소프트 리모컨 시스템에 비해 인식률이 크게 개선되는 것을 확인할 수 있다. 특히 기존 시스템의 경우 명령이 아닌 동작을 명령 동작으로 오인식하는 F·P 오차가 크게 나타나는데 제안한 방법을 통해 이 문제가 감소하였으며 따라서 유사한 동작 중에서 의미 있는 동작을 검출하는 능력이 크게 증가한 것을 알 수 있다.

그러나 명령 동작과 유사한 동작이 한가지만 있는 경우와 다양한 유사 동작이 섞여 있을 경우의 인식률을 비교해 보면 유사동작이 여러 가지 있을 경우 인식률이 떨어진다. 이는 다양한 유사 동작들 중에서 명령 동작과 구분하기 위해 사용할 수 있는 공통적인 특성을 구하기가 어렵기 때문이다. 따라서 다양한 동작이 섞여 있는 경우에도 의미 있는 동작을 검출하기 위한 보완 방법이 필요하다.

5. 결론 및 추후 연구 과제

본 연구는 사용자의 손 운동을 인식하여 각종 가전기기를

제어하는 소프트 리모컨 시스템에서 명령이 아닌 유사 동작을 명령으로 오인식 하는 문제를 해결하기 위해 수행되었다. 유사한 동작과 명령 동작을 구분하기 위해 퍼지 가비지 모델을 제안하여 각 상황에 따라 행동 인식에 대한 가변적인 문턱값을 구하여 명령 동작을 인식할 수 있다.

또한 각 사용자에 따라 행동 특성이 다르게 나타날 수 있는데 이에 대해 GA를 이용하여 사용자에 대한 시스템 적응을 실시하였다. 그리고 동일한 사용자라 하더라도 시간에 따라 그 특성이 달라질 수 있는데 이에 대해서는 최대 경사법을 이용하여 사용하는 퍼지 파라미터를 갱신하도록 하였다. 제안한 방법에 대한 실험 결과를 4절에서 살펴 보았는데 기존 소프트 리모컨 시스템과 비교할 경우 전체적인 인식률이 크게 개선되는 것을 확인할 수 있었다.

그러나 4절에서도 살펴 보았듯이 사용자의 명령 동작이 다양한 유사 동작과 섞여 있을 경우 인식 결과가 나빠지게 된다. 따라서 다양한 동작이 섞여 있는 경우에도 명령 동작을 잘 검출할 수 있는 보완책이 필요하다. 그리고 본 연구에서 피실험자 5명을 대상으로 실험을 실시 하였는데 보다 많은 사용자에 대해서 실험을 진행 할 필요가 있다.

감사의 글

본 연구는 과학기술부/한국과학재단 우수연구센터육성사업의 지원으로 수행되었음(R11-1999-008).

참고문헌

- [1] Statistical Bureau, The Management and Coordination Agency, Japan & Korea National Statistical Office, Korea
- [2] B. S. Kim, "Rehabilitation and Assistive Devices," Proc. of Proceedings of 8th International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR 2003), Daejeon, Korea, 23-25 April 2003
- [3] J.-H. Do, J.-B. Kim, K.-H. Park, W.-C. Bang, and Z.Z. Bien, "Soft Remote Control System using Hand Pointing Gesture," Int. Journal of Human-friendly Welfare Robotic Systems, vol.3, no.1, pp.27-30, March 2002.
- [4] Kevin M. Passino, Stephen Yurkovich, Fuzzy Control, ADDISON-WESLEY, 1998
- [5] 한정수, 새로운 특징 집합 선택 방법과 근전도 신호 인식에의 응용, 박사학위논문, 한국과학기술원, 2006
- [6] 변증남, 퍼지논리 제어, 홍릉과학출판사, 1997