

다변량 퍼지 의사결정트리의 적응 기법

전문진

한국항공우주연구원 다목적 3호체계팀

e-mail : mjjeon@kari.re.kr

Adaptation method of multivariate fuzzy decision tree

Moon-Jin Jeon

Kompsat-3 SE&I, Korea Aerospace Research Institute

요 약

다변량 퍼지 의사결정트리(이하 MFDT)는 학습 모델의 구조가 간소하고 분류율이 높다는 장점 때문에 일반 퍼지 의사결정트리를 대신해 손동작 인식 시스템의 분류기로 사용되었다. 다양한 사용자의 손동작 특성을 분류하기 위해 여러 개의 인식 모델을 만들고 새로운 사용자에게 가장 적합한 모델을 선택해 사용하는 모델 선택 기법도 손동작 인식에 적용되었다. 모델 선택 과정을 통해 선택된 모델은 기존 모델 중에서 새로운 사용자의 특성에 가장 가깝지만 해당 사용자에게 최적화된 모델이라고는 할 수 없다. 이 논문에서는 MFDT 모델을 새로 입력된 데이터를 이용해 적응시키는 방법을 설명하고 실험 결과를 통해 적응 성능을 검증한다.

1. 서론

최근 인간-컴퓨터 상호작용 기술이 발전함에 따라 인식 시스템에 개인화의 개념이 적용되고 있다. 모든 사람을 위한 손동작 인식 시스템은 인식 모델의 학습이 용이하다는 장점이 있지만 개인의 특성을 반영하지 않았기 때문에 높은 인식률을 얻기 힘들다는 단점이 존재한다. 이러한 단점을 해결하는 방법으로 개인화된 인식시스템의 개념이 도입되었고 표정인식 등에 적용되어 인식률의 향상을 얻을 수 있었다[1]. 손동작 인식의 경우 분류에 효과적인 특징을 추출하고 개인화된 모델을 자동으로 생성하기 위한 방법으로 다변량 퍼지 의사결정트리(MFDT) 학습 및 분류 방법이 제안되었다. 또한 사용자 종속 모델을 생성하고 모델 선택 기법을 적용해 기존의 인식 시스템에 비해 향상된 인식률을 얻었다[2]. 모델 선택을 이용해 선택된 모델은 기존의 모델 중에서는 새로운 사용자의 특성에 가장 가깝지만 사용자에게 최적화된 모델이라고는 할 수 없다. 선택된 모델은 사용자 적응 과정을 통해 사용자의 손동작 특성에 적응될 수 있다. 이 논문에서는 새로 입력된 데이터를 이용해 MFDT 모델을 적응시키는 방법에 대해 설명하고 실험 결과를 통해 적응 성능을 검증한다. 2 장에서는 MFDT 적응 기법을 설명하고 3 장에서는 실험 결과를 설명한다. 4 장에서는 이 논문의 결론을 내리며 추후 연구과제에 대해 설명한다.

2. MFDT의 적응

MFDT 학습을 통해 형성된 인식 모델은 그림 1 과 같다. 각 노드는 속성벡터와 퍼지 소속함수 정보를

가지며 단말 노드는 클래스 정보를 갖는다.

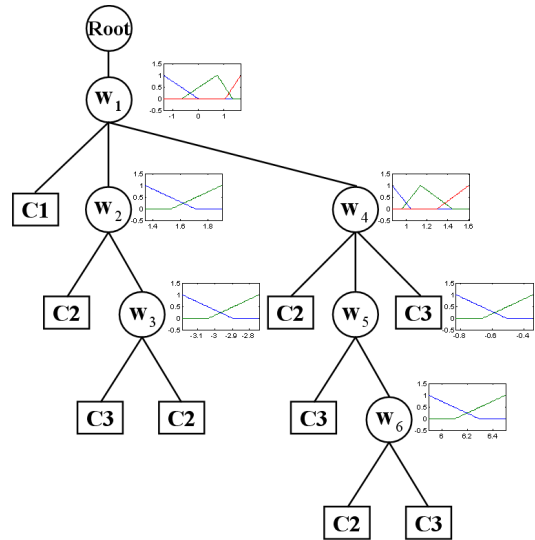


그림 1. 다변량 퍼지 의사결정트리

클래스 정보를 포함한 데이터가 하나씩 입력될 때마다 MFDT 각 노드의 퍼지 소속함수는 Gradient descent 기반의 Incremental adaptation 을 이용해 적응된다. 그림 2 는 각 노드를 구성하는 퍼지 소속함수의 파라미터를 나타낸다.

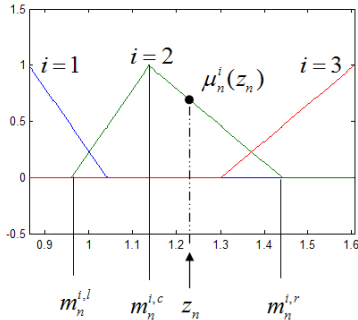


그림 2. MFDT의 각 노드를 구성하는 퍼지 소속함수의 파라미터

MFDT 적용은 다음과 같은 과정을 따른다.

- 1) 근 노드부터 각 단말 노드까지 이어진 경로 상에 위치한 노드의 속성 벡터를 이용한 데이터의 사영

$$z_n = \mathbf{w}_n^T \mathbf{x}$$

\mathbf{w}_n : 근 노드에서 n 번째에 위치한 노드의 속성 벡터

$$T = \prod_{n=1}^N \mu_n^i(z_n)$$

N : 해당 단말 노드의 부모 노드의 깊이

- 2) Gradient descent 를 이용해 각 노드의 소속 함수를 적응

$$m_n^{i,l} = m_n^{i,c} - \gamma(m_n^{i,c} - m_n^{i-1,c})$$

$$m_n^{i,r} = m_n^{i,c} + \gamma(m_n^{i+1,c} - m_n^{i,c})$$

n : 노드 번호, i : 소속 함수 번호

$$\mu_n^i(z_n) = \begin{cases} \frac{z_n - (1-\gamma)m_n^{i,c} - \gamma m_n^{i-1,c}}{\gamma(m_n^{i,c} - m_n^{i-1,c})}, & z_n < m_n^{i,c} \\ \frac{z_n - (1-\gamma)m_n^{i,c} - \gamma m_n^{i+1,c}}{\gamma(m_n^{i,c} - m_n^{i+1,c})}, & z_n > m_n^{i,c} \end{cases}$$

$$E = \frac{1}{2}(T-1)^2 = \frac{1}{2} \left(\prod_{n=1}^N \mu_n^i(z_n) - 1 \right)^2$$

$$\frac{\partial E}{\partial m_n^{i,c}} = \begin{cases} \left(\prod_{n=1}^N \mu_n^i(z_n) - 1 \right) \cdot \left(\prod_{\substack{k=1 \\ k \neq n}}^N \mu_k^i(z_k) \right) \cdot \frac{m_n^{i-1,c} - z_n}{\gamma(m_n^{i,c} - m_n^{i-1,c})^2}, & z_n < m_n^{i,c} \\ \left(\prod_{n=1}^N \mu_n^i(z_n) - 1 \right) \cdot \left(\prod_{\substack{k=1 \\ k \neq n}}^N \mu_k^i(z_k) \right) \cdot \frac{m_n^{i+1,c} - z_n}{\gamma(m_n^{i,c} - m_n^{i+1,c})^2}, & z_n > m_n^{i,c} \end{cases}$$

$$m_n^{i,c} \leftarrow m_n^{i,c} - \eta \frac{\partial E}{\partial m_n^{i,c}}$$

$$m_n^{i,l} \leftarrow m_n^{i,c} - \gamma(m_n^{i,c} - m_n^{i-1,c})$$

$$m_n^{i,r} \leftarrow m_n^{i,c} + \gamma(m_n^{i+1,c} - m_n^{i,c})$$

$$m_n^{i+1,l} \leftarrow m_n^{i+1,c} - \gamma(m_n^{i+1,c} - m_n^{i,c})$$

$$m_n^{i-1,r} \leftarrow m_n^{i-1,c} + \gamma(m_n^{i,c} - m_n^{i-1,c})$$

- 3) T-norm 값의 변화가 미리 정의된 값보다 작아질 때까지 2)를 반복해 수행한다.

3. 실험 결과

그림 3은 User Independent 모델, 모델 선택을 통해 선택된 모델을 적응시키는 과정에서 측정된 10명의 사용자의 평균 인식률을 나타낸다. 5 세트의 데이터를 이용해 적응시킨 결과 User dependent 모델에 근접한 인식률을 얻을 수 있었다. UI 모델의 경우 방대한 노드 구조 때문에 적응 후에도 낮은 인식률을 보였다.

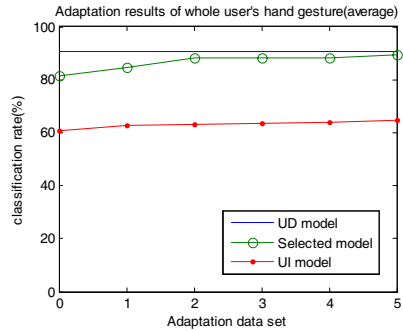


그림 3. 사용자 적응

4. 결론 및 추후 과제

이 논문에서는 Gradient descent 기법을 이용해 MFDT를 적응시키는 방법에 대해 설명하였고 실험을 통해 적응이 수행될수록 인식률이 향상되는 것을 보였다. 현재는 소속함수의 파라미터만 적응시켰지만 속성 벡터를 적응 과정에 포함시킨다면 좀 더 사용자 특성에 가까운 인식 모델을 얻을 수 있을 것이다.

참고문헌

- [1] 김대진, 퍼지 신경망을 이용한 영상 기반 개인화 얼굴 표정 인식 시스템, 박사 학위 논문, 한국과학기술원, 2004.
- [2] 전문진, 도준형, 이상완, 박광현, 변중남, 소프트웨어 컴퓨팅 기법을 이용한 개인화된 손동작 인식 시스템, 한국지능시스템학회 논문지 제 18 권, 1 호, pp. 53-59, 2008년 2월