

논문 2010-47SP-6-3

# B-스플라인 능동적 윤곽 기반 얼굴 검출을 위한 차 에지 영상 획득

( Difference Edge Acquisition for  
B-spline Active Contour-Based Face Detection )

김 가 현\*, 정 호 기\*\*, 서 재 규\*, 김 재 희\*\*

( Gahyun Kim, Ho Gi Jung, Jae Kyu Suhr, and Jaihie Kim )

## 요 약

본 논문은 B-스플라인 능동적 윤곽을 차 에지 영상에 적용하여 얼굴을 검출함에 있어, 검출 결과의 정확도를 제고하고 연산량을 감소시키는 방법을 제안한다. 제안 방법은 먼저, 차이 영상의 첨도(kurtosis)를 이용하여 사용자의 움직임량을 추정한다. 이때, 첨도 값에 따라 사용자의 움직임량이 작다고 판단된 경우에는 윤곽선 적합을 실시하지 않으며, 움직임량이 크다고 판단된 경우에만 윤곽선 적합을 실시한다. 그 후, 윤곽선 적합을 위하여 이진화된 차이 영상의 거리변환(distance transform)된 결과와 현재 영상의 에지(edge)를 사용하여 움직임과 관련된 차 에지 영상을 추출하고, 마지막으로 이렇게 추출된 차 에지 영상에 윤곽선 적합을 실시하여 얼굴의 위치를 검출하게 된다. 첨도를 이용하여 사용자의 움직임량을 추정하는 방법은 윤곽선 적합 결과를 안정화시켜주는 동시에 연산량을 절약시켜주며, 현재 영상의 에지와 이진화된 차이 영상의 거리변환을 사용한 움직임 에지 추정 방법은 윤곽선 처짐과 불연속적인 에지 추출의 문제점을 개선시켜준다. 실험을 통해, 제안한 방법이 기존의 윤곽선 처짐이나 에지 끊어짐에 의한 오류를 줄여 주는 동시에, 약 39%의 영상에 대한 윤곽선 적합을 생략시켜주어 연산량을 줄여 줄 수 있음을 확인하였다.

## Abstract

This paper proposes a method for enhancing detection performance and reducing computational cost when detecting a human face by applying B-spline active contour to the frame difference of consecutive images. Firstly, the method estimates amount of user's motion using kurtosis. If the kurtosis is smaller than a pre-defined threshold, it is considered that the amount of user's motion is insufficient and thus the contour fitting is not applied. Otherwise, the contour fitting is applied by exploiting the fact that the amount of motion is sufficient. Secondly, for the contour fitting, difference edges are detected by combining the distance transformation of the binarized frame difference and the edges of current frame. Lastly, the face is located by assigning the contour fitting process to the detected difference edges. Kurtosis-based motion amount estimation can reduce a computational cost and stabilize the results of the contour fitting. In addition, distance transformation-based difference edge detection can enhance the problems of contour lag and discontinuous difference edges. Experimental results confirm that the proposed method can reduce the face localization error caused by the contour lag and discontinuity of edges, and decrease the computational cost by omitting approximately 39% of the contour fitting.

**Keywords :** B-스플라인 능동적 윤곽선, 얼굴 검출, 첨도(kurtosis), 차 에지 영상(difference edge)

\* 학생회원, \*\* 정회원, 연세대학교 전기전자공학과, 생체인식연구센터

(School of Electrical and Electronic Engineering, Yonsei University, Biometric Engineering Research Center)

※ 본 연구는 2002년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단 지정 생체인식연구센터의 지원을 받아 이루어졌습니다.(R112002105070020(2010))

접수일자: 2010년4월20일, 수정완료일: 2010년7월14일

## I. 서 론

현대인의 일상생활은 휴먼 컴퓨터 인터랙션(Human Computer Interaction)과 밀접한 관계를 맺고 있다. 특히, 컴퓨터 비전 기술을 사용한 컴퓨터 인터랙션에서는 입력 영상으로부터 사용자의 얼굴을 검출하는 것이 매

우 중요한 요소이다. 영상에서 얼굴을 검출하는 방법은 크게 지식 기반 방법(knowledge-based method), 불변 특징 방법(invariant feature approach), 외형 기반 기법 (appearance-based method), 템플릿 정합법(template matching method)으로 분류될 수 있다<sup>[1]</sup>. 지식 기반 방법은 얼굴 특징간의 관계에 근거하여 얼굴의 위치를 추정하는 방법이고, 불변 특징 방법은 표정, 자세 등에 무관하게 추출 가능한 특징을 사용하여 얼굴을 검출하는 방법으로 피부색 기반 검출법<sup>[2]</sup>이 그 예이다. 외형 기반 기법은 아다부스트(AdaBoost) 기반 얼굴 검출기<sup>[3]</sup>와 같이 학습을 통하여 얼굴의 패턴을 알아내고 이를 통하여 얼굴을 검출하는 방법이다. 마지막으로 템플릿 정합법은 AAM(Active Appearance Models)<sup>[4]</sup>, 능동적 윤곽선(active contour)<sup>[5]</sup>과 같이 얼굴의 전체 혹은 부분적인 형태를 이용하여 얼굴을 찾는 방법이다.

특히, 템플릿 정합 방법 중 능동적 윤곽<sup>[6]</sup> 방법에 속하는 B-스플라인 능동적 윤곽(B-spline active contour)을 사용하여 얼굴의 위치를 추정하는 방법은 기존의 스네이크(snake)를 이용한 능동적 윤곽 방법과 달리 템플릿의 모양을 강제하기에 용이하다는 특징을 갖는다. 이러한 B-스플라인 능동적 윤곽 방법의 템플릿으로 사람의 머리-어깨 영역의 형태인 오메가( $\Omega$ ) 모양<sup>[7]</sup>을 강제하여 얼굴 검출에 사용하면, 안경, 마스크 등의 가려짐과 자세에 강인하게 얼굴의 위치를 추정할 수 있다는 장점을 갖게 된다<sup>[8-9]</sup>.

능동적 윤곽 기반 방법은 어떤 에지(edge)에 외곽선을 적합(fitting)하느냐에 따라 전경(foreground) 경계기반, 현재 영상의 에지 기반, 차 에지(difference edge) 영상 기반으로 구분할 수 있다. 전경 경계 기반 방법은 안정적으로 배경을 모델링 할 수 있는 경우에 효과적으로 사용될 수 있지만, 동영상 촬영 시간이 짧아서 배경 모델링이 어려운 경우에는 성능이 저하될 수 있다는 한계를 가진다. 현재 영상의 에지를 기반으로 하는 방법은 촬영 시간에 관계없이 단일 영상에도 적용이 가능하지만, 배경이 복잡한 경우에는 사람 이외의 부분에서 추출된 에지가 올바른 외곽선 적합을 방해할 수 있다는 단점을 갖게 된다. 마지막으로 차 에지 영상 기반 방법은 동영상 촬영 시간이 짧은 경우에도 적용이 가능하며, 배경이 복잡한 상황에 강인하다는 장점을 갖지만, 사용자의 움직임이 느리면 에지를 거의 발생시키지 않고 움직임이 빠르면 매우 두꺼운 에지를 발생시켜 에지 추출의 결과가 사용자의 움직임에 의존적이라는 단점을

갖는다.

본 논문은 능동적 윤곽 기반 방법을 차 에지 영상에 적용하여 사람의 얼굴을 검출하는 과정의 효율성과 정확도를 높이는 방법을 제안하였다. 제안된 방법을 적용하여 사람의 얼굴을 검출하는 과정은 그림 1과 같다. 먼저, 획득된 현재 영상과 기준 영상의 차이 영상(frame difference)을 생성하고 침도 값을 추정한다. 이때, 추정된 침도 값이 임계값 이상이면, 사용자의 움직임이 크다고 판단하여 현재 영상의 에지 영상을 구하고 이진화된 차이 영상의 거리변환(distance transform)된 영상을 생성한다. 그 후, 현재 영상의 에지에 해당하는 거리 변환 값이 임계값 이하인 성분만을 골라내어 능동적 윤곽 적합(active contour fitting)을 적용한다.

이와 같이 차 에지 영상 추출에 침도를 이용한 움직임 크기의 판단 방법을 적용함으로써 다음과 같은 세 가지 효과를 얻을 수 있다. 첫째, 기존 방법에서 움직임 크기에 따라 불규칙한 두께로 획득되던 이진화된 차이 영상을 움직임 크기와 상관없이 비교적 균질하게 획득할 수 있게 된다. 둘째, 사용자가 일정 수준 이상 움직임 경우에만 능동적 윤곽을 적용함으로써 잘못된 윤곽 적합을 피하는 동시에 불필요한 연산을 줄일 수 있다. 셋째, 현재 영상의 에지에 가까운 이진화된 차이 영상

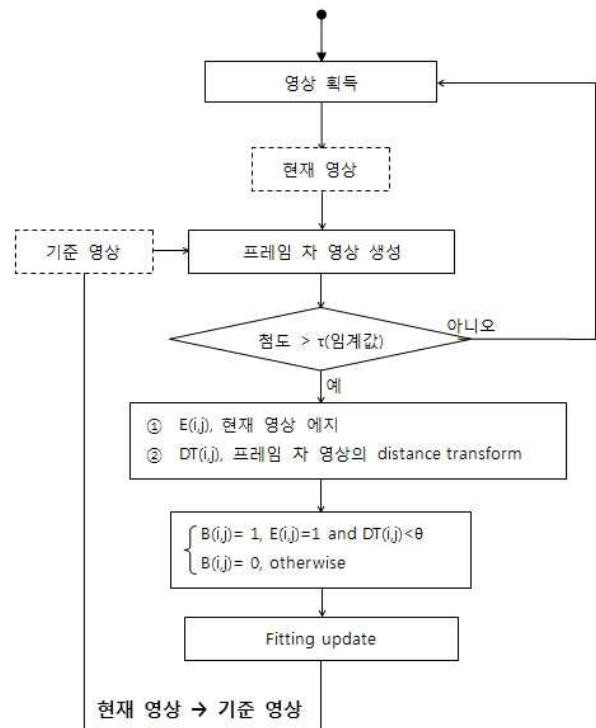


그림 1. B-spline 기반 얼굴 검출 과정  
Fig. 1. Procedure of B-spline based face detection.

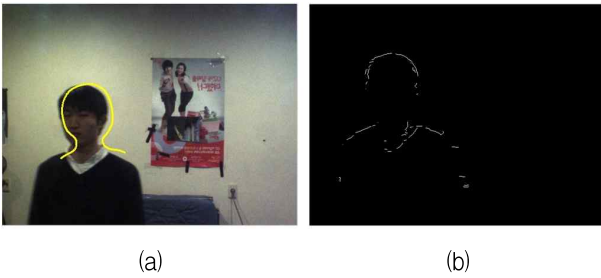


그림 2. 사용자의 움직임량에 따라 발생할 수 있는 문제점의 예시 (a)사용자의 큰 움직임으로 인해 발생한 윤곽선 처짐 현상 (b)사용자의 작은 움직임으로 인해 끊어진 차 에지 영상 획득  
Fig. 2. Examples of the occurable problems dependent on the amount of user's motion (a)the contour lag by too fast user (b)the unlinked difference edge by too slow user.

성분만을 사용자의 윤곽선으로 간주함으로써, 비교적 정확한 윤곽선을 획득하여 사용자의 움직임 크기에 따라 발생할 수 있었던 그림 2 (a)와 같은 윤곽선 처짐 현상이나 그림 2 (b)와 같은 끊어진 차 에지 영상 획득 문제를 해결할 수 있게 된다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. II장에서는 본 논문에서 사용하는 B-스플라인 능동적 윤곽 방법에 대해 소개하고, III장에서는 능동적 윤곽 기반 사람 검출을 위해 사용자의 움직임을 판단하는 방법과 정확한 에지 검출 방법에 대해 설명한다. IV장에서는 제안된 방법의 실험 결과 및 분석을 보여주며, 마지막으로 V장에서 본 논문의 결론을 제시한다.

## II. B-스플라인 능동적 윤곽(B-spline active contour)

물체 영역 추출(object segmentation) 및 추적(object tracking) 등 다양한 응용분야에서 사용되는 B-스플라인 능동적 윤곽 방법<sup>[5]</sup>은 식 (1)과 같이 기저 함수(basis function)  $B(s)$ 의 가중 합으로 윤곽선  $\mathbf{x}(s)$ 를 표현한다.

$$\mathbf{x}(s) = \sum_{n=0}^{N_B-1} x_n B_n(s) \quad (1)$$

위 식에서  $N_B$ 는 기저 함수의 수,  $x_n$ 은  $n$ 번째 기저 함수  $B_n(s)$ 의 가중치를 의미한다. 본 논문에서는 20개의 기저 함수( $N_B=20$ )를 사용하였다. 그림 3(a)는 사용된 20개의 기저 함수를 보여주며, (b)는 기저 함수의 가중 합으로

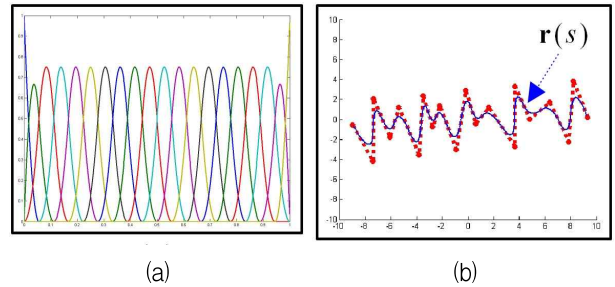


그림 3. (a)20개의 기저함수 (b)기저 함수의 가중 합으로 표현된 곡선 r(s)  
Fig. 3. (a)20 basis functions (b)curve r(s) represented by weighted sum of basis functions.

표현된 곡선의 예를 보여준다.

템플릿을 기저 함수에 투영한 결과인 템플릿 윤곽선  $\mathbf{Q}_0$ 의 x축, y축 성분을 스피라인 벡터  $\mathbf{Q}_x^0, \mathbf{Q}_y^0$ 라 하면, 유클리디안 변환(Euclidean transform)을 허용하는 형상 매트릭스(shape matrix)  $\mathbf{W}$ 는 식 (2)와 같이 구성될 수 있다.

$$\mathbf{W} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \mathbf{Q}_x^0 & -\mathbf{Q}_y^0 \\ 0 & 1 & \mathbf{Q}_y^0 & \mathbf{Q}_x^0 \end{pmatrix} \quad (2)$$

$\mathbf{W}$ 로 표현 가능한 윤곽선 공간(contour space) 상의 임의의 윤곽선  $\mathbf{Q}$ 는 식 (3)과 같이 표현될 수 있다.

$$\mathbf{Q} = \mathbf{W}\mathbf{X} + \mathbf{Q}_0 \quad (3)$$

위 식에서  $\mathbf{X}$ 는 템플릿 윤곽선이 변형된 정도를 나타내는  $4 \times 1$  벡터로 변이(translation), 회전(rotation), 크기 변환(scaling)으로 이루어진다. 이 때, 윤곽선  $\mathbf{Q}$ 는 템플릿 윤곽선  $\mathbf{Q}_0$ 를 유클리디안 변환 할 수 있는 범위 안에서만 정의된다.

B-스플라인 능동적 윤곽 방법을 사용하여 대상 사물의 위치와 방위(orientation)를 추정하기 위해서는 윤곽선 적합 과정이 필요하게 된다. 윤곽선 적합은 식 (4)와 같이 관찰된 윤곽선  $\mathbf{Q}_f$ 와 형상 벡터  $\mathbf{X}$ 에 의해 표현된 윤곽선  $\mathbf{Q}(=\mathbf{W}\mathbf{X} + \mathbf{Q}_0)$  사이의 차이를 최소화하는 과정이다.

$$\min_{\mathbf{X}} \|\mathbf{W}\mathbf{X} + \mathbf{Q}_0 - \mathbf{Q}_f\|^2 \quad (4)$$

대상 사물의 에지에 템플릿 윤곽선을 적합 시키기 위해서는 먼저, 대상 사물의 외곽을 나타내는 에지를 알아내고(III-2 참조), 그 후,  $\mathbf{X}$  추정을 위한 반복 루프(iteration loop)를 수행하게 된다. 각 반복 시행 시에는

템플릿 윤곽선 상의 일정 간격 떨어진 점에서 법선 벡터를 구하고, 이것이 대상 사물의 에지와 만나는 점을 찾아 그 거리를 계산하여 이를 오차항(error term)으로 사용한다. 매번 반복마다 형상 벡터에 오차항을 반영하여 형상 벡터를 갱신함으로써 템플릿 윤곽선이 대상 사물의 에지에 가깝게 적합 되도록 한다<sup>[5]</sup>. 본 논문에서는 프레임마다  $X$  추정 루프의 반복 횟수를 25회로 설정하여 사용하였다.

### III. 사람 검출

#### 1. 첨도를 이용한 사용자의 움직임 판단

고정된 프레임 간격을 사용하여 차이 영상(frame difference)을 생성하는 경우에는 사용자의 움직임량에 따라 비균질한 차 영상이 생성된다. 이러한 비균질한 차 영상은 부정확하고 불안정한 차 에지 영상을 생성하게 되고, 결과적으로 부정확한 윤곽선 적합(fitting)을 초래하게 된다. 본 절에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 제안된 연속 영상으로부터 균질한 차이 영상을 획득하는 방법에 대하여 설명한다.

균질한 차이 영상을 획득하는 방법 중 대표적인 것은 연속 영상으로부터 사용자의 움직임량을 추정하여 일정량 이상의 움직임이 발생하였을 때만 차이 영상을 생성하는 것이다. 이러한 움직임량 추정은 잡음이 심하고 윤곽선이 불완전한 경우 즉, 사용자의 움직임이 작은 경우에 대한 윤곽선 적합을 생략할 수 있게 해줌으로써 연산량을 절약시켜줄 수 있다.

이렇게 영상으로부터 사용자의 움직임량을 추정하는 가장 간단한 방법은 이진화된 차이 영상에서 값이 1인 픽셀, 즉 온픽셀(on-pixel)의 수를 사용하는 것이다. 하지만 이 방법의 성능은 어떠한 이진화 방법을 사용하는가에 매우 의존적이다. 일반적으로 사용되는 차이 영상의 이진화 방법은 영상의 평균  $\mu$ 와 표준편차  $\sigma$ 를 계산한 후,  $\mu \pm 3\sigma$ 를 임계값으로 하여 두 임계값 사이 값을 가지는 픽셀은 0, 그 이외 픽셀은 1을 할당하는 것이다. 3시그마 규칙(three-sigma rule)<sup>[10]</sup>에 따라 픽셀의 약 99.7%는  $\mu \pm 3\sigma$  사이의 값을 가지므로,  $\mu \pm 3\sigma$ 를 임계값으로 하면 사용자의 움직임은 포함하되 잡음 성분 픽셀들은 제거할 수 있게 된다. 이러한 3시그마 규칙에 의한 이진화 방법은 계산이 쉽고 연산량이 적다는 장점을 갖지만, 움직임이 전혀 없는 경우에도 일정 비율 이상의 픽셀을 움직임과 관련된 에지로 분류하여 차이 이진 영

상에 잡음을 발생시킨다는 단점이 있다. 또한, 이러한 잡음은 온픽셀 수를 사용한 움직임량 추정을 부정확하게 만들게 된다.

본 논문에서는 보다 정확하게 영상으로부터 사용자의 움직임량을 추정하여 차이 영상을 생성하기 위하여 차이 영상의 첨도<sup>[11]</sup>를 이용하는 방법을 제안하였다. 첨도  $\gamma_2$ 는 확률 분포의 뾰족함(peakedness)에 관한 측도로서 식 (5)와 같이 표현될 수 있다.

$$\gamma_2 = \frac{\mu_4}{\sigma^4} \quad (5)$$

위 식에서  $\mu$ 는 평균  $\mu$ 에 대한 4차 모멘트(moment)이고  $\sigma$ 는 표준 편차이다.  $\gamma_2$ 가 3에 가까울수록 확률 밀도 함수(probability density function)는 표준 정규 분포를 따르고, 0에 가까울수록 라플라스 분포(Laplace

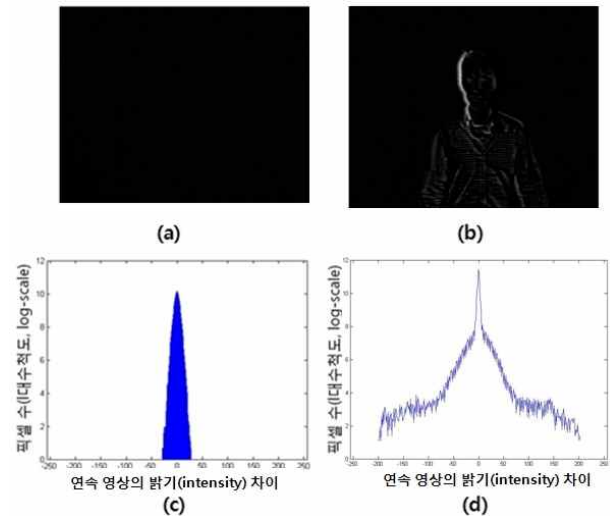


그림 4. 차이 영상과 각 차이 영상들의 밝기 분포 (a)사용자가 등장하지 않은 경우 연속 영상의 이진화된 차이 영상 (b)사용자가 등장한 경우 차이 영상의 이진화된 결과 영상 (c)첨도 값이 약 3.49로 확률 밀도 함수가 WGN을 따르는 (a)의 히스토그램, (d)확률 밀도 함수가 WGN을 따르지 않고 첨도 값이 약 44.63인 (b)의 히스토그램

Fig. 4. Frame difference images and their histograms for intensity (a)The binarized frame difference in the case of no user in the images (b)the binarized frame difference of image being user (c)histogram of the frame difference that the distribution of frame difference is the WGN and kurtosis value is about 3.49 (d)histogram of an image being user that the distribution of frame difference is not the WGN and kurtosis value is about 44.63.

distribution)에 가까우며  $I_2$ 가 3보다 커질수록 확률 밀도 함수가 표준 정규 분포로부터 멀어진다. 그림 4는 고정 카메라에서 동일한 시간 차이를 두고 촬영된 두 쌍의 영상으로부터 계산된 차이 영상과 이 차이 영상들의 밝기(intensity) 확률 분포를 보여준다. 그림 4(a)는 사용자의 움직임이 거의 없는 경우이고, (b)는 사용자의 움직임이 큰 경우이다. 이 그림에서 사용자가 등장하지 않은 경우에는 확률 분포가 WGN(White Gaussian Noise)을 따르고 이에 따라 첨도 값은 3에 근접하게 된다. 반면, 영상에 사용자가 등장하면 확률 밀도 함수가 WGN으로부터 상이해지게 되며, 이에 따라 첨도 값이 증가하게 된다. 따라서 본 논문에서는 차이 영상의 첨도 값이 3 이상이면서 설정된 임계값 이하일 때는 사용자의 움직임량이 작다고 판단하고, 첨도 값이 임계값 이상일 때는 움직임량이 크다고 판단하였다. 이때, 사용되는 임계값은 실험에 의해 20으로 설정되었다.

첨도 값을 사용하여 움직임량을 판단한 후 움직임이 크다고 판단된 경우에만 차이 영상을 이진화하여 차 에지 영상을 생성하고 이에 윤곽선 적합을 실시한다. 그리고 움직임이 작다고 판단된 경우에는 윤곽선 적합을 실시하지 않음으로써 얼굴 검출을 생략한다. 움직임량이 작은 경우에는 차이 에지 영상에서 사용자의 외곽선이 부정확하게 추출되기 때문에, 이 결과에 윤곽선 적합을 실시하면 적합을 하지 않은 것 보다 더 부정확한 결과를 생성할 수 있게 된다. 또한 사용자의 움직임량이 작다는 것은 사용자가 영상에서 거의 움직이지 않았다는 것을 의미하므로 이전에 적합한 결과를 갱신할 필요가 없게 된다. 이렇게 움직임량이 작을 때 윤곽선 적합을 생략하는 것은 부정확한 적합 결과를 피하는 동시에 불필요한 연산량을 줄여주는 효과를 가진다.

## 2. 사용자의 정확한 에지 검출

III-1의 방법으로 생성된 이진화된 차이 영상(그림 5(a))에 B-스플라인 능동적 윤곽 기반 방법을 직접 적용하면 그림 5(b)와 같이 윤곽선 처짐(contour lag) 현상이 발생하게 된다. 이러한 현상은 이진화된 차이 영상이 그림 5(a)와 같이 현재 영상과 이전 영상의 에지를 포함하면서 두껍게 생성되기 때문에 발생하게 된다. 이렇게 현재 영상에서 정확한 사용자의 위치를 추정하는 것을 방해하는 윤곽선 처짐 현상을 해결하기 위하여, Lin<sup>[12]</sup>은 이진화된 차이 영상과 현재 영상의 에지를 논리적 AND함으로써 움직임에 관련된 차 에지 영상

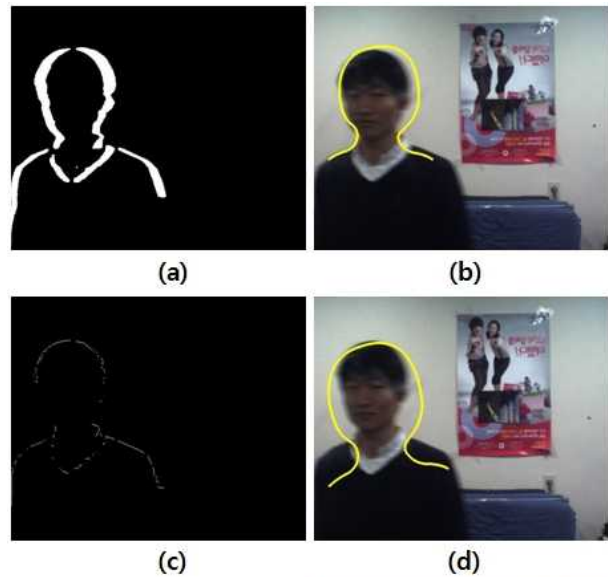


그림 5. 단순 이진화된 차이 영상과 Lin의 방법으로 추출된 차 에지 영상에 윤곽 적합시 발생한 문제점 (a)현재 영상과 전 영상의 이진화된 차이 영상 (b)(a)를 대상으로 윤곽선 적합 수행 결과 윤곽선 처짐 현상 발생 (c)Lin<sup>[12]</sup>의 방법으로 구한 끊어진 차 에지 영상 (d)(c)를 대상으로 윤곽선 적합 수행 결과 부정확하게 윤곽선 검출

Fig. 5. The problems occurred when contour fitting is applied to the binarized frame difference and the difference edge by Lin's method (a)the binarized frame difference of the current frame and the previous frame (b)the contour lag by implementing contour fitting process to (a) (c)unlinked difference edge by Lin's method (d)improper contour detection of user due to run contour fitting targeting (c).

(difference edge)을 계산하는 방법을 제안하였다. 하지만 이 방법은 영상에 나타난 사용자의 움직임이 작아 차이 영상의 이진화 결과가 얇게 나타난 경우나 빠른 움직임으로 인해 이진화된 차이 영상과 현재 영상의 에지의 위치가 어긋난 경우에 외곽선의 연결이 끊어진 에지를 생성한다는 문제점을 갖게 된다. 그림 5 (c)와 (d)는 빠른 움직임으로 인해 이진화된 차이 영상과 현재 영상의 에지의 위치가 어긋난 경우와 이를 사용하여 윤곽선 적합을 실시한 예를 보여준다.

이러한 문제를 해결하기 위하여 본 논문에서는 현재 영상의 에지와 이진화된 차이 영상의 거리 변환(distance transform)<sup>[13]</sup>된 값을 사용하여 움직임에 관련된 에지 픽셀을 선택하는 방식을 제안하였다. 제안 방법은 이진화된 차이 영상을 거리 변환한 결과와 현재 영상에서 에지를 추출한 결과를 식 (6)을 통해 융합하여 차 에지



영상을 획득하는 것이다.

$$B(i, j) = \begin{cases} 1, & E(i, j) = 1 \wedge DT(i, j) < \theta \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (6)$$

여기서  $B(i, j)$ 는  $(i, j)$ 위치에서 추출된 차 에지 영상을 의미하고,  $E(i, j)$ 는 현재 영상의 에지 성분을 나타내며,  $DT(i, j)$ 는 이진화된 차이 영상의 거리 변환 결과를 의

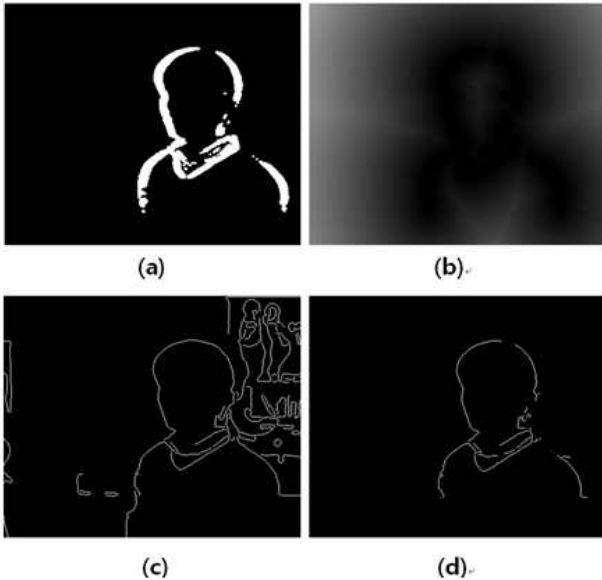


그림 6. 제안된 차 에지 영상 추출 방법 (a)현재 영상과 기준 영상의 이진화된 차이 영상 (b)(a)의 거리 변환된 결과 영상 (c)현재 영상의 에지 (d)제안된 방법에 의해 구해진 차 에지 영상

Fig. 6. The proposed method extracting the difference edge (a)the binarized frame difference of the current frame and the standard frame (b)the result of distance transform of (a) (c)edge of the current frame (d)the difference edge obtained by using proposed method.

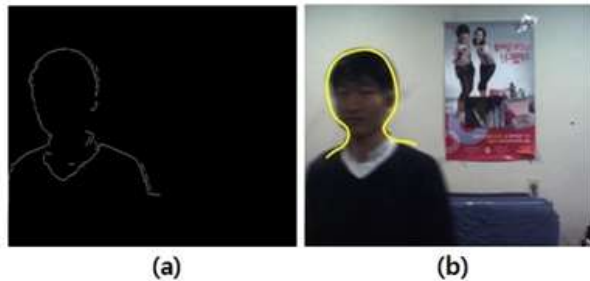


그림 7. (a)제안된 방법으로 구한 연결된 차 에지 영상 (b)(a)를 대상으로 윤곽선 적합 수행 결과 정확한 윤곽선 검출

Fig. 7. (a)linked difference edge of by the proposed method (b)proper contour detection due to run contour fitting targeting (a).

미한다. 식 (6)을 통하여 현재 영상의 에지 픽셀 중 이진화된 차이 영상에 근접한 픽셀들만 선택함으로써 움직임에 관련된 차 에지 성분을 효과적으로 추출할 수 있게 된다. 그림 6은 제안된 차 에지 영상 추출 방법을 설명한다. 이 그림에서 (a)와 (b)는 이진화된 차이 영상과 이의 거리변환 결과를 보여주고, (c)와 (d)는 현재 영상에서 추출된 에지와 제안된 방법으로 생성된 최종 차 에지 영상을 보여준다. 그림 7(a)와 (b)는 제안된 방법으로 추출된 차 에지 영상과 이를 사용하여 윤곽선 적합을 실시한 예를 보여준다.

#### IV. 실험

제안된 방법의 성능을 평가하기 위하여 본 논문에서는 실내 환경에서 촬영된 6개의 연속 영상을 사용하였다. 사용된 연속 영상의 해상도는 640x480 픽셀이며, 초당 15 프레임의 속도로 촬영되었다.

제안된 차 에지 영상 획득 방법을 평가하기 위하여 B-스플라인 능동적 윤곽 기반 얼굴 검출 방법에 단순 이진화된 차이 영상과 Lin의 방법으로 획득된 차 에지 영상, 그리고 제안된 방법으로 추출된 차 에지 영상을 적용한 후, 이로부터 추출된 머리-어깨 윤곽선의 정확도를 비교하였다. 이를 위한 성능 평가 기준으로는 얼굴 검출 오차를 사용하였으며, 이 오차는 윤곽선 적합 수행 결과 획득되는 윤곽선과 수동으로 입력된 그라운드 트루스(ground truth) 윤곽선 사이의 유클리디안 거리(Euclidean distance)를 의미한다.

그림 8은 4개의 연속 영상을 대상으로 단순 이진화된 차이 영상과 제안된 방법으로 획득된 차 에지 영상을 사용하여 머리-어깨 윤곽선을 검출한 결과를 보여준다. 실선은 단순 이진화된 차이 영상을 사용한 결과를 의미하고, 점선은 제안된 방법으로 획득된 차 에지 영상을 사용한 결과를 나타낸다. 이 그림에서 가로축은 얼굴 중심의 변이(translation)를 의미하며, 세로축은 얼굴 검출 오차를 의미한다. 따라서 이 그림은 사용자의 움직임 임량 대비 얼굴의 검출 오차를 측정한 결과를 보여준다고 말할 수 있다. 그림 8에서 볼 수 있듯이 4가지의 경우 모두에서 사용자의 변이가 작을 때에는 두 방법 모두 작은 얼굴 검출 오차를 갖는 것을 볼 수 있다. 하지만 사용자의 변이가 커질수록 단순 이진화된 차이 영상을 사용한 경우는 얼굴 검출 오차가 급격히 증가하는 반면, 제안된 방법을 사용한 경우에는 얼굴 검출 오차

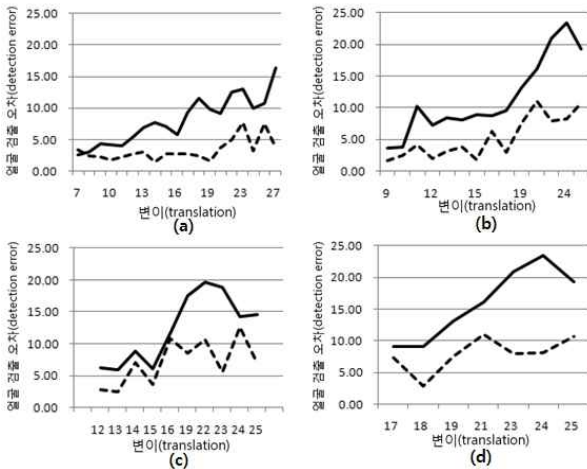


그림 8. 단순 이진화된 차이 영상과 제안된 방법에 의해 구해진 차 에지 영상에 윤곽 적합한 결과 비교(a), (b), (c), (d) 가로축은 사용자의 이동량, 세로축은 얼굴 검출 오차를 나타냄. 실선은 단순 이진화된 차이 영상을 윤곽선 적합 대상으로 사용한 결과, 점선은 제안된 방법에 의해 구해진 차 에지 영상을 대상으로 한 결과.

Fig. 8. Comparison of results applying contour fitting to binarized frame difference by three-sigma rule and the difference edge by proposed method (a), (b), (c), (d) horizontal axis means translation of user, vertical axis means the face detection error. The solid line is a result obtained by using the binarized frame difference of the current frame and the previous frame as an object of contour fitting and the dotted line is a result obtained by fitting to the difference edge by proposed method.

가 비교적 완만하게 증가하는 것을 관찰 할 수 있었다. 이러한 결과가 얻어진 이유는 단순 이진화된 차이 영상을 사용하는 경우는 사용자의 변이가 커질수록 즉, 차이 영상의 이진화 결과가 두꺼워 질수록 윤곽선 처짐 현상이 더욱 심각하게 발생하는 반면, 제안된 방법은 이진화된 차이 영상의 거리변화 결과와 현재 영상의 에지를 융합하여 사용함으로써 이러한 윤곽선 처짐 현상이 일어나는 것을 막을 수 있었기 때문이다.

그림 9은 2개의 연속 영상을 대상으로 Lin의 방법으로 추출된 차 에지 영상과 제안된 방법으로 획득된 차 에지 영상을 사용하여 머리-어깨 윤곽선을 검출한 결과를 보여준다. 실선은 Lin의 방법으로 추출된 차 에지 영상을 사용한 결과를 의미하고, 점선은 제안된 방법으로 획득된 차 에지 영상을 사용한 결과를 나타낸다. 이 그림에서 가로축은 영상의 프레임 번호를 의미하며, 세

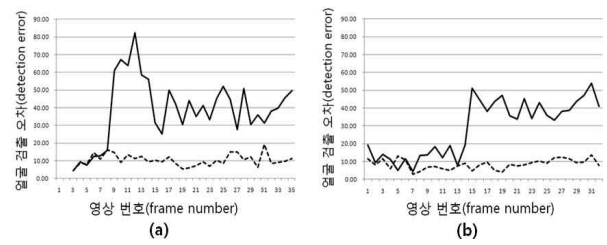


그림 9. Lin의 방법과 제안된 방법으로 구해진 차 에지 영상에 윤곽 적합한 결과 비교 (a), (b) 시간에 따라 사용자의 움직임이 감소하는 경우 나타나는 얼굴 검출 오차 결과. 실선은 Lin<sup>[2]</sup>의 방법에 의해 구해진 차 에지 영상을 윤곽선 적합 대상으로 사용한 결과, 점선은 제안된 방법에 의해 구해진 차 에지 영상을 대상으로 한 결과

Fig. 9. Comparison of results applying contour fitting to the difference edges by Lin's method and proposed method (a), (b) the face detection error when the translation of user decreases over time. The solid line is a result obtained by using the difference edge by Lin's method as an object of contour fitting and the dotted line is a result obtained by fitting to the difference edge by proposed method.

로축은 얼굴 검출 오차를 의미한다. 사용된 2개의 연속 영상은 모두 초기에는 사용자의 움직임이 활발하지만 영상 뒷부분으로 갈수록 움직임이 적어지는 특성을 갖는다. 이 그림에서 Lin의 방법은 연속 영상 초기에는 적은 얼굴 검출 오차를 보이지만, 연속 영상이 진행될수록 오차가 급격히 높게 나타나는 것을 확인 할 수 있었다. 반면에 제안된 방법을 사용한 결과는 연속 영상의 전반에 걸쳐서 비교적 적은 얼굴 검출 오차를 보임을 확인할 수 있었다. 이러한 결과가 보여 지게 되는 이유는 Lin의 방법은 사용자의 움직임이 적게 나타나는 경우에 윤곽선이 끊어진 형태의 차 에지 영상을 생성하는 반면, 제안된 방법은 이진화 된 차이 영상의 거리변화 결과와 현재 영상의 에지를 융합하여 사용함으로써 비교적 끊어지지 않은 형태의 윤곽선을 획득할 수 있었기 때문이다.

본 논문에서는 제안된 침도 값을 사용하여 움직임을 판단한 후 움직임양이 적은 경우에는 윤곽선 적합을 수행하지 않는 접근 방법을 6개의 연속 영상에 적용한 결과 윤곽선 추출의 정확도를 저하시키지 않으면서 약 38.6%의 영상에 대한 윤곽선 적합을 생략할 수 있었다.

## V. 결 론

본 논문에서는 B-스플라인 능동적 윤곽 기반 얼굴 검출 방법을 사용함에 있어 사용자의 움직임에 관계없이 비교적 균질의 이진화 된 차 에지 영상을 획득하고, 이를 통해 정확한 차 에지 영상을 추출하는 방법을 제안하였다. 본 논문이 제안한 방법은 2가지 기여점이 있다.

- 1) 침도 값 기반 움직임 판단 방법을 사용함으로써 균질한 이진화 된 차 에지 영상을 획득하는 동시에 불필요한 윤곽선 적합 연산을 생략하는 효과를 얻을 수 있었다.
- 2) 거리변환 기반 차 에지 영상 획득 방법을 사용함으로써 윤곽선 처짐 현상 및 끊어진 윤곽선에 의한 문제를 효과적으로 해결할 수 있었다.

## 참 고 문 헌

- [1] M. H. Yang, D. J. Kriegman, N. Ahuja, "Detecting Faces in Images: A Survey", In IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 24(1) 34-58, January 2002.
- [2] P. Kakumanu, S. Makrogiannis, N. Bourbakis, "A Survey of Skin-color Modeling and Detection Methods", Pattern Recognition, 40, 1106-1122, 2007.
- [3] P. Viola, M. J. Jones, "Robust Real-Time Face Detection", International Journal of Computer Vision, 57(2) 137-154, 2004.
- [4] T. F. Cootes, G. J. Edwards, and C. J. Taylor, "Active appearance models", In IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 23(6) 681 - 685, June 2001
- [5] A. Blake, M. Isard, "Active Contours: The Application of Techniques from Graphics, Vision, Control Theory and Statistics to Visual Tracking of Shapes in Motion", Springer-Verlag, 1998.
- [6] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes: Active Contour Models", International Journal of Computer Vision, vol. 1, pp. 321-331, 1988.
- [7] B. Wu, R. Nevatia, "Detection and Segmentation of Multiple, Partially Occluded Objects by Grouping, Merging, Assigning Part Detection Responses", International Journal of Computer Vision, 82 (2) 185-204, April 2009.
- [8] 김가현, 서재규, 정호기, 김재희, "B-spline Active Contour 기반 원거리 홍채 인식 시스템의 얼굴 검출 성능 평가," 대한전자공학회 추계학술대회, 제

32권, 제2호, 275쪽-276쪽, 2009년.

- [9] G. H. Kim, J. K. Shur, H. G. Jung, J. H. Kim, "Face Verification by using B-spline Active Contour and Skin Color Information," submitted to International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision
- [10] [http://en.wikipedia.org/wiki/Three-sigma\\_rule](http://en.wikipedia.org/wiki/Three-sigma_rule)
- [11] <http://en.wikipedia.org/wiki/Kurtosis>
- [12] Daw-Tung Lin, Ming-Ju Liu, "Face Occlusion Detection for Automated Teller Machine Surveillance", The Pacific-Rim Symposium on Image and Video Technology(PSIVT), LNCS 4319, pp.641-651, 2006.
- [13] Breu, Heinz, J. Gil, D. Kirkpatrick, M. Werman, "Linear Time Euclidean Distance Transform Algorithms," In IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 17(5) 529-533, May 1995.



저 자 소 개



김 가 현(학생회원)  
 2009년 이화여자대학교 정보통신  
 학과 학사 졸업.  
 2009년~현재 연세대학교 전자  
 공학과 석박사 통합 과정.  
 <주관심분야 : 지능형 감시 시스  
 템, 컴퓨터 비전, 생체인식>



서 재 규(학생회원)  
 2005년 인하대학교 전자공학과  
 학사 졸업.  
 2007년 연세대학교 전기전자  
 공학과 석사 졸업.  
 2007년~현재 연세대학교 전기  
 전자공학과 박사 과정.  
 <주관심분야 : 지능형 감시시스템, 지능형 자동차  
 시스템, 컴퓨터 비전>



정 호 기(정회원)  
 1995년 연세대학교 전기전자  
 공학과 학사 졸업.  
 1997년 연세대학교 전지전자  
 공학과 석사 졸업.  
 2008년 연세대학교 전기전자  
 공학과 박사 졸업.  
 1997년~2009년 (주)만도 중앙연구소 책임연구원  
 2009년~2010년 연세대학교 생체인식센터  
 전임연구원  
 2010년~현재 연세대학교 전기전자공학과  
 연구교수  
 <주관심분야 : 컴퓨터 비전 응용, 지능형 자동차,  
 지능형 감시 시스템>



김 재 희(정회원)-교신저자  
 1979년 연세대학교 전자공학과  
 학사 졸업.  
 1982년 Case Western Reserve  
 University 전기공학과  
 석사 졸업.  
 1984년 Case Western Reserve  
 University 전기공학과  
 박사 졸업.  
 1984년~현재 연세대학교 전기전자공학부 교수  
 2002년~현재 (과학기술부 지정 ERC) 생체인식  
 연구센터 소장  
 2005년~현재 한국공학한림원 정회원  
 2008년~현재 한국바이오인식포럼(KBA) 의장  
 <주관심분야 : 생체인식, 패턴인식, 영상처리 및  
 인식>