

논문 2012-50-5-23

각 분할 스핀 영상을 사용한 3차원 얼굴 특징점 검출 방법

(Robust 3D Facial Landmark Detection Using Angular Partitioned Spin Images)

김 동 현*, 최 강 선**

(Dong-Hyun Kim and Kang-Sun Choi[Ⓒ])

요 약

스핀 영상은 3차원 표면의 특징을 효과적으로 표현하기 때문에 3차원 얼굴에서 특징점을 검출하는데 많이 이용된다. 하지만 기존의 스핀 영상은 표면의 법선 벡터 방향에 따라 매우 다른 스핀 영상이 만들어지는 단점이 있다. 또한 해당 영역 내에 존재하는 모든 점을 2차원으로 변환하여 고려하기 때문에 3차원 표면 특징이 모호해질 수 있다. 본 논문에서는 검색 영역을 분할한 스핀 영상을 이용하는 3차원 얼굴 특징점 검출 방법을 제안하였다. 기준점으로부터 떨어진 각도에 따라 검색범위를 분할하여 분할된 영역 내 점들에 대해 스핀 영상을 구성하여 방향에 따른 특징 추출을 극대화했다. 법선 벡터 평탄화를 이용하여 표면 법선 벡터 방향에 대한 잡음 민감성을 줄여 정확한 형태의 스핀 영상을 얻도록 했다. 실험을 통해 제안한 방법으로 찾은 특징점과 실측 특징점과의 거리차를 비교하여 기존방법에 비해 약 34% 향상된 정확도를 얻음을 확인했다.

Abstract

Spin images representing efficiently surface features of 3D mesh models have been used to detect facial landmark points. However, at a certain point, different normal direction can lead to quite different spin images. Moreover, since 3D points are projected to the 2D (α - β) space during spin image generation, surface features cannot be described clearly. In this paper, we present a method to detect 3D facial landmark using improved spin images by partitioning the search area with respect to angle. By generating sub-spin images for angular partitioned 3D spaces, more unique features describing corresponding surfaces can be obtained, and improve the performance of landmark detection. In order to generate spin images robust to inaccurate surface normal direction, we utilize on averaging surface normal with its neighboring normal vectors. The experimental results show that the proposed method increases the accuracy in landmark detection by about 34% over a conventional method.

Keywords : 3D landmark detection, spin image, 3D face recognition.

1. 서 론

얼굴 인식은 영상 내에서 얼굴의 특징을 효과적으로 표현하여 기존 얼굴 특징 정보와 비교하는 것으로 주로 생체 인식을 응용하는 출입 통제 보안 시스템, 여권 개인 확인 시스템 그리고 범죄자, 미아 검색 시스템 등등

의 다양한 분야에서 연구가 활발히 진행되고 있다^[1]

기존 2차원 영상에서의 얼굴 인식은 주변 환경에 따라 달라지는 밝기, 자세의 변화, 다양한 얼굴 표정에 대해서 적절히 대응하지 못했기 때문에, 좋은 성능을 내기 어려웠다. 이를 해결하고자 여러 밝기와 자세에 강인한 얼굴 인식 방법들이 제안되었으나, 제한된 환경에서만 좋은 성능이 보장되는 문제점이 있다^[2-3].

이러한 문제점을 해결하고자 3차원 영상으로 확장하여 얼굴 인식을 수행하는 연구가 시도됐다^[4-6]. 3차원 정보는 2차원 정보에 비해 깊이 정보와 질감 정보를 추가할 수 있어 얼굴 인식 시스템의 성능을 향상시킬 수 있다.

* 학생회원, ** 평생회원, 한국기술교육대학교 전기전자통신공학과

(Department of Electrical, Electronics and Communication Engineering, Korea University of Technology and Education)

Ⓒ Corresponding Author(E-mail:ks.choi@koreatech.ac.kr)

접수일자: 2013년1월7일, 수정완료일: 2013년4월24일

과거에는 3차원 영상 정보 획득 장비의 높은 가격과 정보를 처리하는 컴퓨터 성능의 제약으로 해당 연구가 활발히 진행되지 못하다가 최근 획득 장비가 많이 저렴해지고 컴퓨터 성능의 향상으로 3차원 얼굴 영상 정보를 쉽게 다룰 수 있게 됐다.

얼굴 인식, 얼굴 표정 인식 등의 주요 얼굴 영상 처리 분야에서는 3차원 얼굴 특징점을 찾는 방법이 선행 작업으로 처리 되어야 하며, 특징점의 정확도는 이후 얼굴 인식 시스템에 큰 영향을 준다.

3차원 얼굴 특징점을 검출하는 방법은 크게 곡률(Curvature) 기반방법^[7]과 표면 형태(Surface Shape) 기반 방법^[8-9] 두 가지로 분류할 수 있다.

곡률 기반 방법은 3차원 점들의 기하학적 관계로부터 계산된 곡률로 형태를 표현한다. 곡률 기반 방법은 주변 점들의 상대적인 위치에 따라서 형태를 표현하는데 좋은 성능을 나타내지만, 형태가 연속적으로 표현되지 못하는 단점이 있다.

표면 형태 기반 방법은 3차원 얼굴 표면의 형태를 다른 공간으로 변환하여 표현하는 것으로 스핀 영상(Spin Image)이라고 불리는 방법이 제안됐다^[8]. 3차원 폴리곤 메쉬(Polygon Mesh) 모델에서 임의의 한 점에 대한 스핀 영상은, 해당 점을 기준으로 주변 공간을 다수의 겹치지 않는 원통형 구간으로 나뉘, 같은 원통 구간 내 속한 점들의 개수를 영상화한 것이다.

스핀 영상은 3차원 폴리곤 메쉬 모델의 회전, 크기, 자세 변화에도 동일하게 표현하기 때문에 3차원 형태 표현에 좋은 성능을 나타낸다. 하지만 방향성 없이 각 원통 내의 모든 점을 고려하기 때문에 표면 특징이 모호하게 나타날 수 있어 얼굴 내 여러 곳에서 특징점이 검출될 수도 있다.

또한 법선 벡터의 방향에 따라, 겹치지 않는 원통구간의 축이 함께 변하게 돼 얼굴 내에 동일 특징점 위치라도 매우 다른 스핀 영상이 만들어 질 수 있다. 이러한 현상은 보급화된 3차원 영상 획득 장비를 통해 얻어지는 3차원 표면 데이터에 존재하는 잡음으로 인해 빈번히 발생하며, 이는 특징점 검출 시스템의 성능을 저하시키는 원인이 된다.

본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위하여 각각의 원통을 추가로 각 범위로 분할하여 방향에 따른 세부적인 표면 특징을 표현할 수 있는 각 분할 스핀 영상 구성 방법을 제안한다. 또한 제안한 방법에서는 점과 주변 점들의 법선 벡터들을 함께 고려해 높은 신뢰도의 법선 벡터 방향을 예측하여 표면 잡음에 대해서도 강인

한 스핀 영상을 만들고, 형태 지표(Shape Index)를 이용하여 검색할 후보점의 개수를 줄여 검출 시간을 효과적으로 단축하게 된다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 기존 3차원 얼굴 특징점 검출 알고리즘을 설명하고 III장에서는 제안하는 각 분할 스핀 영상을 이용한 3차원 얼굴 특징점 검출방법에 대해서 기술한다. IV장에서는 실험을 통하여 제안하는 방법의 성능을 검증한다. V장에서는 본 논문의 결론을 도출한다.

II. 기존 3차원 얼굴 특징점 검출 알고리즘

물체를 3차원으로 표현하기 위해 물체의 표면을 점, 선, 면의 집합체로 정의하는 폴리곤 메쉬 모델을 주로 이용한다. 이러한 메쉬는 기하학적인 정보와 연결 정보로 구성되어 있다. 기하학적인 정보로 내재된 3차원 물체의 특징점을 검출하기 위해서 3차원 물체의 형태를 나타낼 수 있는 방법으로 형태 지표와 스핀 영상이 있다.

2.1. 형태 지표

Dorai와 Jain은 3차원 물체 표면의 지역적인 특징을 나타내고자 표면의 주곡률을 이용하는 형태 지표 방법을 제안했다^[7]. 점 p 에서 표면 주변의 주곡률을 이용하여 계산된 형태지표 $SI(p)$ 를 식(1)과 같이 정의한다.

$$SI(p) = \frac{1}{2} - \frac{1}{\pi} \tan^{-1} \frac{k_1(p) + k_2(p)}{k_1(p) - k_2(p)}. \quad (1)$$

식 (1)에서 k_1 은 최대 주곡률이고 k_2 는 최소 주곡률이며 $SI(p)$ 는 $[0, 1]$ 의 범위를 갖는다. 평면인 표면에서는 $k_1 = k_2 = 0$ 이기 때문에 형태지표를 구할 수 없다. 형태 지표가 1에 가까울수록 봉우리(Peak)같이 볼록한 모양이고, 0에 가까울수록 계곡(Valley)과 같이 오목한 모양이 나타난다.

그림 1은 주요 얼굴 특징점에서의 형태 모양과 그에 대한 형태 지표를 함께 보여준다. 형태 모양을 쉽게 파악하기 위해 기준이 되는 중심점부터 멀어질수록 파란색에서 빨간색으로 표시했다. 그림 1에서 볼 수 있듯이, 얼굴에서 코끝점과 턱끝점의 형태는 캡 모양이고, 입끝점과 눈 바깥쪽끝점의 형태는 안장(Saddle) 모양을 띄며, 눈 안쪽끝점의 형태는 컵(Cup) 모양으로 특징지어 지는데, 이에 해당하는 형태지표는 각각 1, 0.5, 0으로 서로 다른 형태임을 알 수 있다.

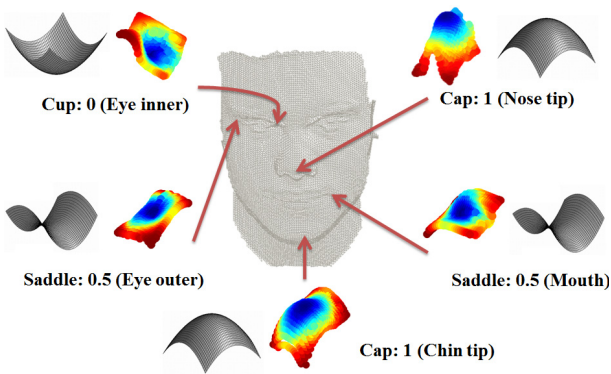


그림 1. 다양한 얼굴 표면 형태에 대한 형태 지표.
Fig. 1. Shape index of various facial surface shapes.

2.2. 스핀 영상

형태 지표는 쉽고 빠르게 형태를 표현해 주지만, 대략적인 형태만을 추정할 수 있기 때문에, 많은 특징점 후보군이 생긴다는 단점이 발생한다. 예를 들어, 그림 1에서 볼 수 있듯이 1에 가까운 형태 지표를 갖는 점들을 찾으면 코끝과 턱끝 부분 등에서 많은 점들이 나타나게 된다.

이러한 단점을 보완하기 위해 Johnson와 Herbert는 임의의 기준점을 중심으로 주변 영역 내 점들의 분포를 나타내는 스핀 영상을 제안했다^[8]. 스핀 영상은 3차원 표면의 특징을 효과적으로 표현하기 때문에, 3차원 얼굴 인식 분야에서 형태 기술자(Shape Descriptor)로 많이 사용되고 있다.

임의의 기준점 p_o 에서의 스핀 영상을 구하는 경우를 가정하고, p_o 에서의 법선 벡터와 접평면을 각각 n 과 P 라 하자. 이때, 주변의 점 p_x 를 P 에 투사시킬 경우, 식 (2)와 식(3)을 이용하여, 투사된 점과 p_o 간의 거리인 α 와 p_x 와 투사된 점 사이의 투사 거리 β 를 얻을 수 있다.

$$\alpha = \sqrt{\|p_x - p_o\|^2 - (n \cdot (p_x - p_o))^2} \quad (2)$$

$$\beta = n \cdot (p_x - p_o) \quad (3)$$

스핀 영상은 임의의 p_o 에 대해, p_o 를 중심으로 일정 범위 내에 있는 모든 주변점 p_x 에 대한 α 와 β 를 얻고, 이를 α 와 β 를 축으로 하는 2차원 공간에 표시하는 것이다. 주변점들의 α, β 공간 상 분포를 효과적으로 표현하기 위해, 히스토그램(Histogram)과 같이, α, β 축을 각각 동일한 길이의 구간으로 나눔으로써, 그리드(Grid)를 형성하고, 각 그리드 빈(Bin) 영역 내 포함된

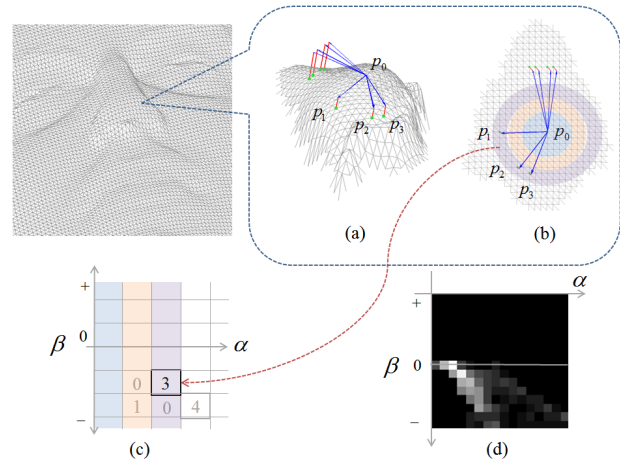


그림 2. 스핀 영상 생성 예. (a) 기준점과 주변점의 조감도. (b) 기준점과 주변점의 투사도. (c) 그리드 빈 누적 과정. (d) 결과 스핀 영상.

Fig. 2. An example of generating a spin image. (a) Bird's-eye view of the point configuration. (b) Top view of the point configuration. (c) Grid bin accumulation. (d) Resultant spin image.

점들의 개수를 세어, 수치화한다.

그림 2는 얼굴의 폴리곤 메쉬 내 코끝점을 기준점 p_o 로 하여, 스핀 영상을 생성하는 예를 보여준다. 실제 폴리곤 메쉬 내에는 많은 점들이 촘촘히 연결되어 있지만, 쉬운 이해를 위해, 그림과 같이 3개의 초록 점들만 고려하도록 하자.

그림 2(a)와 그림 2(b)는 각 점들의 배치를 쉽게 이해하기 위해, 각각 해당 부분을 비스듬한 옆과 위에서 바라볼 때 얻어진 영상이다. 여기서 투사 거리 β 는 붉은 선으로, α 는 파란 선으로 표시됐다. 점 p_1, p_2, p_3 는 p_o 의 접평면으로부터 아래 방향으로 유사한 투사 거리를 갖고 있다. 또한, 법선 벡터로부터 떨어진 거리도 유사하여 보라색 원통형 구간에 위치함을 볼 수 있다.

따라서 그림 2(c)와 같이 세 점 모두 동일한 그리드 빈에 계수되어, 해당 빈은 3의 값을 갖게 된다. 주변의 다른 점들에 대해서도 동일한 과정을 거쳐 알맞은 빈에 값을 증가시킨다. 그림 2(d)는 각각의 빈에 있는 값을 영상 화소값으로 변환하여 코끝점에 대한 스핀 영상을 나타낸다.

그림 2에서 알 수 있듯이, 스핀 영상의 각 빈들은 실제 3차원 공간상에 서로 겹치지 않는 원통형 공간들의 의미하게 되고, 해당 공간 내 포함된 점들의 개수를 빈값으로 하여 스핀 영상이 얻어지게 된다. 따라서 스핀 영상은 3차원 표면에 있는 점들이 각각의 원통 공간 내에 어떻게 분포하는지를 2차원 영상으로 효과적으로 표현

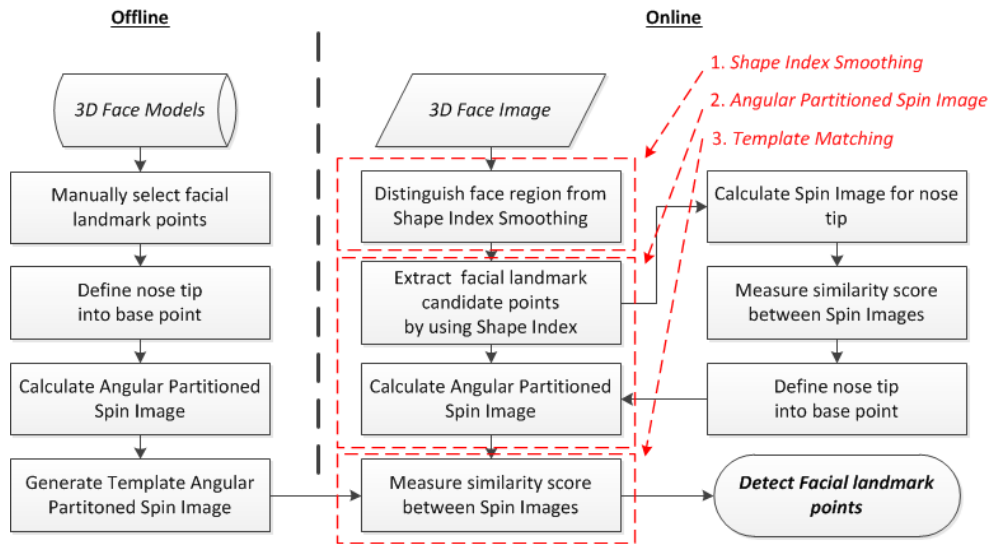


그림 3. 3차원 얼굴 특징점 검출 알고리즘의 블록도.
 Fig. 3. Block diagram of 3D face landmark detection.

하게 된다.

2.3. 3D Facial Region Retrieval (3DFRR)

스핀 영상이 3차원 표면의 특징을 효과적으로 표현 하긴 하지만, 특징점을 찾기 위해 폴리곤 메쉬 내의 모든 점들에 대해 각각 스핀 영상을 생성하여 비교하는 것은 엄청난 계산량으로 인해 검출 속도가 느릴 뿐 아니라, 정확도가 떨어지는 단점이 있다.

Perakis *et al.*은 형태 지표와 스핀 영상의 장점을 합하여, 얼굴 내 특징점을 찾는 3차원 얼굴 영역 검색 방법을 제안했다^[11]. 속도가 빠른 형태 지표를 통해 찾고자 하는 특징점과 유사한 형태를 지니는 점들을 특징점 후보로 선택하여 우선적으로 대상의 개수를 줄인다. 이후 특징점 후보에 대해서만 스핀 영상을 얻어 템플릿 매칭을 통해 특징점을 찾아 검출 속도 및 정확도를 향상시키는 방법이다.

하지만 다음과 같은 스핀 영상 표현 방법의 추가적인 두 가지 단점으로 인해 정확도 향상에 한계가 있다. 첫째로, 얻어지는 스핀 영상이 사용되는 법선 벡터에 민감하게 변화되기 때문에 매우 정확한 법선 벡터가 요구된다. 각 원통 구간은 해당 점의 법선 벡터를 축으로 구성되기 때문에, 법선 벡터 방향이 변하면 구성되는 원통 공간의 방향도 변하게 되어, 동일한 3차원 곡면임에도 전혀 다른 스핀 영상이 생성될 수 있다.

보급화된 3차원 영상 획득 장비를 통해 얻어지는 3차원 표면 데이터에서는 표면 잡음으로 인해 동일한 특성을 지닌 3차원 곡면의 인접한 점임에도 불구하고, 법선

벡터의 방향이 크게 변동하며, 이는 스핀 영상을 이용하는 특징점 검출 시스템의 성능을 저하시키는 원인이 된다.

둘째로, 3차원 곡면을 형태 지표에 비해 효과적으로 기술하기는 하지만, 곡면 형태를 표현하는데 상당한 모호함을 가지고 있다. 이는 법선 벡터로부터의 거리만을 고려할 뿐, 각 원통 공간 내에 점들이 어떻게 분포하고 있는지에 대한 정보가 없기 때문이다. 이러한 원인으로 인해, 다른 모양의 곡면임에도 유사한 스핀 영상이 얻어질 수 있어 특징점을 검출하는데 어려움이 있다.

III. 제안하는 3차원 얼굴 특징점 검출 알고리즘

그림 3은 제안하는 3차원 얼굴 특징점 검출 알고리즘의 블록도를 보여준다. 제안하는 알고리즘은 3차원 얼굴 모델에 대해서 형태 지표 평탄화(Shape Index Smoothing), 각 분할된 스핀 영상(Angular Partitioned Spin Image)생성 그리고 템플릿 매칭(Template Matching)을 포함하여 크게 3단계로 이뤄져 있다.

스핀 영상은 3차원 표면을 보다 정확하게 표현하는 반면 계산량이 많은데 반해, 형태 지표는 계산량이 매우 적은 장점이 있다. 따라서 얼굴 특징점이 속하는 형태 지표의 범위를 알맞게 설정하여 해당 점들에 대해서만 검출 후보로서 스핀 영상을 생성 및 비교하여, 검출 시간을 단축시킬 뿐 아니라, 보다 신뢰도를 높일 수 있다.

형태 지표 평탄화 단계에서는 형태 지표 계산에 필요

한 곡률 측정 시 발생하는 국지적인 잡음의 영향을 줄여, 보다 정확하고 균일한 형태 지표를 얻도록 한다. 각 분할된 스핀 영상 생성 단계에서는 앞서 기술된 기존 스핀 영상 표현 방법의 단점을 극복하고자, 표면 잡음에 강인한 형태 기술을 하기 위해 주변 점들의 법선 벡터의 평균을 이용한다. 또한 3차원 곡면의 특성을 보다 효과적으로 나타내기 위해 여러 개의 각 범위로 분할된 스핀 영상을 만든다.

마지막 템플릿 매칭 단계에서는 기 추출된 템플릿 분할 스핀 영상과 특징 후보점에서 얻어진 분할 스핀 영상의 유사도를 바탕으로 최적의 특징점을 검출한다. 이후로 각 단계에 대해 자세히 설명하고자 한다.

3.1. 형태 지표 평탄화

형태 지표는 각 3차원 점에서의 주곡률을 이용하여 형태를 추정하는데 3차원 표면의 주곡률은 표면 잡음에 매우 민감한 단점이 있다. 따라서 인접한 점들의 위치로 계산된 주곡률을 이용하게 되면 같은 형태의 표면에서도 균일하지 못한 형태 지표를 얻을 수 있다. 이와 같이 정확하지 못한 형태 지표를 이용하게 되면, 얼굴 특징점이 속하는 형태 지표의 범위를 넓게 설정해야 되며, 이는 검출 후보를 적절하게 축소하지 못해 검출 시간이 늘어나는 문제가 발생할 수 있다.

제안된 형태 지표 평탄화 과정에서는, 곡률을 계산할 때 필요한 이웃한 점들의 범위, 즉 곡률 거리를 평균적인 얼굴 크기에 맞춰 설정함으로써, 정확하고 균일한 형태 지표를 얻도록 한다^[10].

그림 4는 주곡률을 계산할 때 필요한 이웃한 점들의 범위를 달리하여, 즉 곡률 거리를 변경하며 얻어진 형태 지표를 보여준다. 곡률 거리를 증가시킬수록 보다 균일한 형태 지표가 얻어지나 이와 반대로 얼굴의 작은 특징은 제대로 표현되지 못함을 확인할 수 있다. 거리가 25mm 이상일 때, 형태지표의 변화가 거의 없음을 확인할 수 있다. 제안된 방식에서는 곡률 거리를 25mm로 설정하여 평탄화된 형태 지표를 추출했다.

3.2. 분할된 스핀 영상

제안하는 스핀 영상 생성 방법에서는 우선 3차원 영상 획득 시 빈번히 발생하는 표면 잡음에 의한 법선 벡터 방향의 오류를 최소화하기 위해, 스핀 영상을 생성하고자 하는 점으로부터 일정 거리 이내의 주변 점들에 대한 법선 벡터들을 평균하여 함께 고려함으로써 법선 벡터 방향의 신뢰도를 향상시킨다.

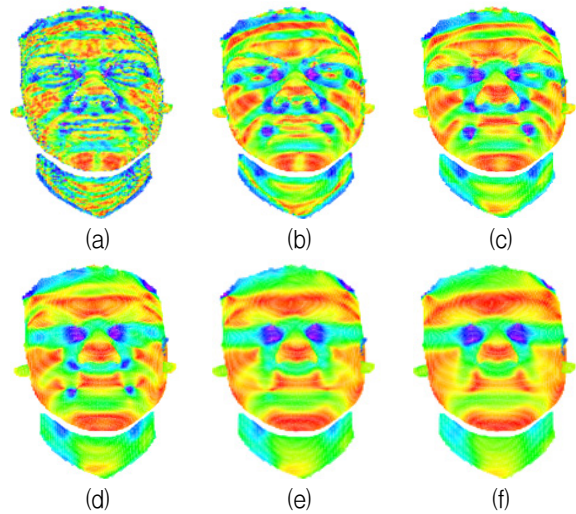


그림 4. 곡률 거리에 따라 계산된 얼굴 형태 지표. (a) 5mm, (b) 10mm, (c) 15mm, (d) 20mm, (e) 25mm, (f) 30mm.

Fig. 4. Shape index with respect to curvature distance. (a) 5mm, (b) 10mm, (c) 15mm, (d) 20mm, (e) 25mm, (f) 30mm.

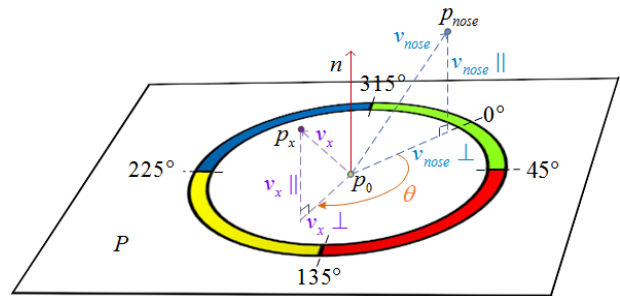


그림 5. p_0 의 접평면 P 에서 분할 스핀 영상 구성.
Fig. 5. Spin image configuration on the tangent plane P .

또한 해당 점 주변의 3차원 공간을 나누는 데 있어, 기존의 법선 벡터로부터의 거리와 접평면으로부터의 거리로 나뉜 원통형 공간을 각 범위별로 추가 세분화된 공간으로 구분하여, 곡면 형태를 표현하는데 있어 발생하는 모호함을 효과적으로 줄이게 된다.

이때 각을 측정하기 위해서는 기준이 되는 위치가 필요한데, 본 연구에서는 얼굴의 중심에 위치하고 주변보다 돌출되어 가장 큰 특징을 가지고 쉽게 검출되는 코 끝점을 기준점으로 삼는다.

그림 5는 점 p_0 에서 각 분할 스핀 영상을 구하고자 하는 예를 보여주고 있다. p_0 에서 코끝점 p_{nose} 를 잇는 벡터를 v_{nose} 라 할 때, 접평면 P 에 투사된 점벡터 $v_{nose \perp}$ 의 방향을 p_0 의 기준각 0° 로 설정한다. 이후 주변점 p_x 에 대해, p_x 와 p_0 를 잇는 v_x 의 점벡터 $v_x \perp$

과 $v_{nose} \perp$ 이 이루는 사이각 θ 를 겹치지 않는 구간으로 나눠 원통 공간을 세분한다.

그림 5에서는 $315^\circ \sim 45^\circ$, $45^\circ \sim 135^\circ$, $135^\circ \sim 225^\circ$ 그리고 $225^\circ \sim 315^\circ$, 네 개의 각 범위로 분할되어 있다. 각각의 각 범위로부터 기존의 스핀 영상이 얻어지기 때문에, 그림 5의 구성에서는 4개의 각 분할 스핀 영상이 얻어지게 되며 p_x 는 $135^\circ \sim 225^\circ$ 에 대한 스핀 영상에 계수된다.

3.3. 템플릿 매칭

제안하는 방법은 얼굴의 3차원 점들에 대해서 각각 각분할 스핀 영상을 만들 수 있다. 얼굴 특징점들의 검출방법은 먼저, 얼굴의 특징점의 각분할 스핀 영상들에 대해서 학습하고, 학습된 각분할 스핀 영상들과 입력된 3차원 점들의 각분할 스핀 영상들 간의 유사도를 계산하고, 가장 유사도가 높은 점을 특징점으로 정한다.

식 (4)에서 두 개의 스핀 영상의 정규화된 상관 계수(normalized linear correlation coefficient)를 구하면 스핀 영상의 유사도 S 를 계산할 수 있다.

$$S(P, Q) = \frac{N \sum p_i q_i - \sum p_i \sum q_i}{\sqrt{(N \sum p_i^2 - (\sum p_i)^2)(N \sum q_i^2 - (\sum q_i)^2)}} \quad (4)$$

$$TM(p) = \sum_i S_i \quad (5)$$

식(4)에서 P, Q 는 분할 스핀 영상이고 N 은 스핀 영상의 크기, p_i, q_i 는 P, Q 에서 i 번째 위치에 있는 값이다. 형태 지표의 범위에 있는 특징 후보점 p 에서 각으로 분할된 영역의 스핀 영상들과 미리 학습된 템플릿 특징점 각 분할 스핀 영상들의 유사도를 계산한다. p 의 총 유사도는 식(5)와 같이 p 에서 각 분할된 스핀 영상들의 유사도를 모두 더한다. 유사도 값이 가장 높은 점을 특징점으로 검출한다.

IV. 실험

제안한 얼굴 특징점 검출 방법의 실험을 위해 GavabDB에서 제공하는 3차원 얼굴 데이터를 사용했다^[12]. GavabDB에는 총 61명의 사람마다 자세, 표정이 다른 9개의 얼굴 데이터를 가지고 있다. 실험에서는 9개의 얼굴 데이터 중에 정면 자세 얼굴 데이터를 이용했다. 또한 제안하는 방법의 성능을 비교 평가하기 위해 앞서 설명된 3DFRR 방법^[9]을 이용했다.

제안하는 방법을 실험하기 위해, 형태 지표 평탄화 과정에서 곡률 계산 범위를 25mm로 설정했다. 특징점에서 생성된 스핀영상의 끝점위치에도 3차원 점들이 포함될 수 있도록 스핀 영상의 탐색 범위인 빈의 구간 길이와 영상의 가로, 세로 크기를 나타내는 빈 개수를 각각 2mm, 16칸으로 정했다.

코끝점은 기존 스핀 영상 템플릿 매칭방법을 이용하여 해당 위치를 찾는다. 코끝모양은 유난히 돌출되어 있어 기존 방법으로 찾은 위치의 정확도는 매우 높다. 각 분할 스핀 영상 생성을 위해, 그림 5와 같이 $315^\circ \sim 45^\circ$, $45^\circ \sim 135^\circ$, $135^\circ \sim 225^\circ$ 그리고 $225^\circ \sim 315^\circ$, 네 개의 각 범위로 분할했다. 그림 6은 3차원 얼굴 데이터에서 오른쪽 눈 바깥쪽점을 기준점으로 하여 생성된 기존 스핀 영상과 각 분할 스핀 영상의 결과를 함께 보여주고 있다. $315^\circ \sim 45^\circ$, $45^\circ \sim 135^\circ$, $135^\circ \sim 225^\circ$ 그리고 $225^\circ \sim 315^\circ$ 의 분할 영역을 각각 초록색, 빨간색, 노란색, 파란색으로 표시했다.

기존 스핀 영상은 α 가 작은 부분, 즉 접선 벡터에 가까운 부근에는 주변 점들이 β 가 0인 부분, 즉 접평면 근처에 모여 있음을 알 수 있다. α 가 증가하면서 주변 점들이 접평면을 기준으로 높은 영역부터 낮은 영역까지 고르게 퍼져 있음을 알 수 있다. 하지만 이와 같이 β 축면으로 균일하게 분포했다는 정보는 3차원 곡면을 기술하기에는 매우 모호한 문제가 있다.

이에 반해 각 분할된 스핀 영상에서는 네 각 범위에서 보다 명확한 3차원 곡면 특성을 보여준다. 기준점으로부터 볼 쪽으로 내려가는 빨간 각 범위에서는 주변점

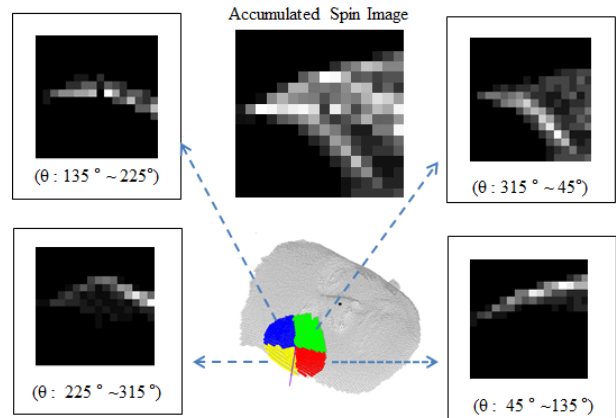


그림 6. 오른쪽 눈 바깥쪽에서의 생성된 기존 스핀 영상 및 분할 스핀 영상.

Fig. 6. Conventional spin image at the right eye outer corner and corresponding angular partitioned spin images.

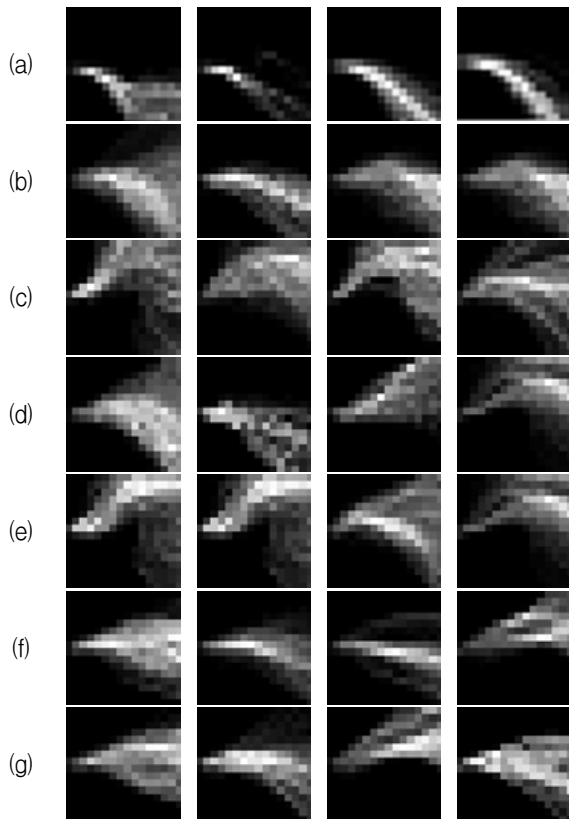


그림 7. 템플릿 내 실측 특징점들의 각 분할 스핀 영상. (a) 턱끝 스핀영상. (b) 오른쪽 눈 바깥쪽 스핀 영상. (c) 오른쪽 눈 안쪽 스핀 영상. (d) 왼쪽 눈 바깥쪽 스핀 영상. (e) 왼쪽 눈 안쪽 스핀 영상. (f) 오른쪽 입끝 스핀 영상. (g) 왼쪽 입끝 스핀 영상.

Fig. 7. Angular partitioned spin images of the ground-truth landmarks. (a) For chin tip. (b) For right eye outer corner. (c) For right eye inner corner. (d) For left eye outer corner. (e) For left eye inner corner. (f) For right mouth corner. (g) For left mouth corner.

들이 법선 벡터로부터 멀어질수록 접평면으로부터 높이 올라간 곳에 위치함을 알 수 있다. 이마쪽으로 올라가는 파란 각 범위에서는 주변점들이 거의 접평면 근처에 분포하며 법선 벡터로부터 멀리 떨어진 부분에서는 접평면의 아래 부분으로 위치함을 볼 수 있다.

얼굴 안쪽 방향인 초록색 각 범위에서는 기존 스핀 영상과 유사하게 주변점들이 β 축면으로 넓게 분포됨을 보여주지만, α 가 증가하면서 접평면으로부터 아래로 내려가는 점들이 주를 이루고 있음을 알 수 있다.

이와 같이 제안한 각 분할 스핀 영상 생성 방법은 법선 벡터를 기준으로 원형 대칭적이지 않은 3차원 곡면에 대해, 기존 스핀 영상 생성 방법에 비해 훨씬 명확한 특징을 기술할 수 있는 장점이 있다.

표 1. 기존의 방법과 제안한 방법으로 구한 특징점과 실제 특징점과의 오차거리.

Table 1. Distance of facial landmarks detected by 3DFRR and the proposed method.

얼굴 특징점	오차거리			
	평균(mm)		표준편차.(mm)	
	3DFRR	Proposed	3DFRR	Proposed
오른쪽 눈 바깥쪽점	9.74	5.85	5.63	4.25
오른쪽 눈 안쪽점	6.44	4.66	3.68	2.32
왼쪽 눈 안쪽점	5.56	4.32	2.87	2.36
왼쪽 눈 바깥쪽점	8.41	6.89	5.79	4.73
오른쪽 입끝점	16.20	5.78	8.86	4.58
왼쪽 입끝점	12.13	7.01	8.10	5.74
턱끝점	15.58	6.53	7.51	4.68
모든 특징점에 대한 평균 오차	10.58	5.86	6.06	4.09

그림 7은 템플릿 매칭을 하기 위해, 표준 얼굴 데이터의 실측(Ground-truth) 특징점에 대해 생성된 템플릿 각 분할 스핀 영상을 보여준다.

얼굴 특징점 검출 성능을 확인하기 위해, 3DFRR 방법과 제안한 방법으로 얻어진 얼굴 특징점들과 실측 특징점 간의 오차 거리를 식(6)와 같이 유클리디안 거리(Euclidean distance) d 로 구하고, 이들의 통계적 특성을 표 1에 정리했다.

$$d(p, q) = \sqrt{(p_1 - q_1)^2 + (p_2 - q_2)^2 + (p_3 - q_3)^2} \quad (6)$$

식(6)에서 p, q 는 3차원 점들이고 p_1, q_1 는 점들의 x 축값 p_2, q_2 는 점들의 y 축값 p_3, q_3 는 점들의 z 축값이다.

제안한 방법이 3DFRR 방법에 비해 약 34% 표준편차가 줄어들어, 다양한 얼굴 데이터에서 평균적으로 1.8배 더 정확하게 특징점의 위치를 검출하는 것을 확인했다. 특히 3DFRR 방법은 뚜렷한 3차원 곡면 특징이 적은 입끝점에서 상대적으로 큰 오차 거리를 보여줬는데, 제안한 방법은 약 2.3배 정확도를 높여 다른 특징점에 대한 오차 거리와 유사한 성능을 보여줬다. 제안한 방법의 다른 성능평가를 위해 3DFRR방법과 제안한 방법의 정확도(precision)와 재현율(recall)을 식(7)과 식(8)을 이용하여 계산하고 계산된 결과를 그림 8에 나타냈다.

$$precision = \frac{\text{number of correct positive}}{\text{total number of matches}} \quad (7)$$

$$recall = \frac{\text{number of correct positive}}{\text{total number of positives}} \quad (8)$$

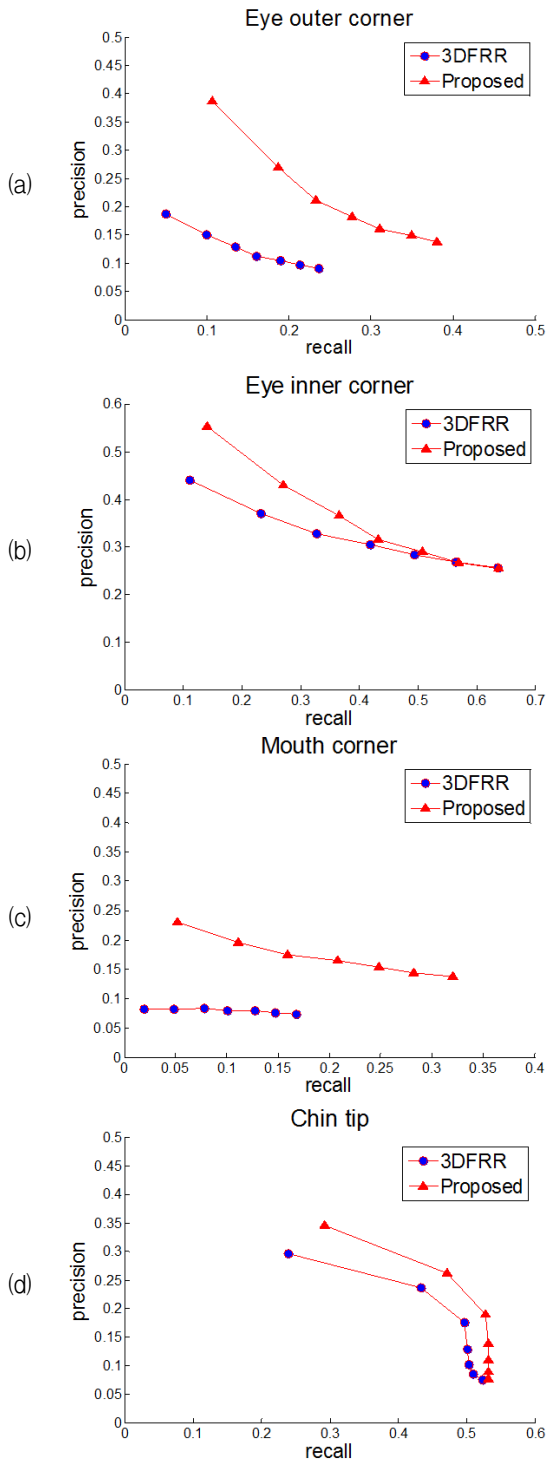


그림 8. 각 얼굴 특징점 검출에 대한 재현율-정확도 곡선. (a) 눈 바깥쪽점. (b) 눈 안쪽점. (c) 입끝점. (d) 턱끝점.

Fig. 8. Recall-Precision Graph at facial landmark points. (a) For eye outer corner. (b) For eye inner corner. (c) For mouth corner. (d) For chin tip.

정확도는 전체 후보 특징점들 중에서 각각의 방법으로 추출된 특징점들 중에 문턱값 (Threshold value) 이

내의 존재하는 특징점들의 비율을 나타낸 것이고, 재현율은 각각의 방법으로 추출된 전체 특징점들 중에서 문턱값 이내의 존재하는 특징점들의 비율을 나타낸다.

따라서 정확도, 재현율 값이 높을수록 성능이 좋은 방법이다. 그림 8에서 볼 수 있듯이, 여러 특징점 위치에서 제안한 방법이 기존 방법보다 정확도와 재현율이 높다. 오차거리결과와 비슷하게 정확도와 재현율의 값이 입끝점에서 가장 낮고 눈 안쪽점에서 가장 높다.

V. 결 론

본 논문에서는 형태 지표 평탄화 및 평균 법선 벡터를 사용하여 3차원 데이터 획득 시 발생하는 표면 잡음에 강인한 특징점 검출 방법을 제안했다. 또한 검색 영역을 각 범위로 분할한 스피ن 영상을 이용하여 3차원 곡면을 보다 명확하게 기술할 수 있는 방법을 제시했고 이를 3차원 얼굴 특징점 검출에 적용하여 검출 성능이 향상됨을 보여줬다. 실험을 통하여 제안한 방법이 오차거리 계산을 통해 기존의 방법에 비해 약 1.8배 정확도를 높이고, 신뢰도를 34% 향상시킴을 확인했다.

참 고 문 헌

- [1] W. Zhao, R. Chellappa, and A. Rosenfeld, "Face recognition: a literature survey," *ACM Computing Surveys*, vol. 35, no. 4, pp. 399-458, Dec. 2005.
- [2] 이형지, 정재호, "밝기, 명암도, 크기, 회전, 위치 변화에 강인한 얼굴인식," 전자공학회 논문지, 제 47권 SP편, 제 1호, 35-43쪽, 2010년 1월
- [3] 이상섭, 이수영, 김중규, "조명 환경에 강인한 얼굴 인식 성능향상을 위한 Bilateral 필터 기반 조명 정규화 방법에 관한 연구," 전자공학회 논문지, 제 47권 SP편, 제 4호, 49-55쪽, 2010년 4월
- [4] J. Kittler, A. Hilton, M. Hamouz, and J. Illingworth, "3D assisted face recognition: A survey of 3D imaging, modelling and recognition approaches," *Proc. of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 114-121, Washington DC, USA, June 2005.
- [5] C. Samir, A. Srivastava, and M. Daoudi, "Three-dimensional face recognition using shapes of facial curves," *IEEE Trans. Pattern Analysis And Machine Intelligence*, vol. 28, no. 11, pp. 1858-1864, Nov. 2006.
- [6] E. Vezzetti, and F. Marcolin, "3D human face description: landmarks measures and geometrical

features,” *Image and Vision Computing*, vol. 30, pp. 698-712, 2012.

- [7] C. Dorai and A. K. Jain, “COSMOS-A Representation Scheme for 3D Free-Form Objects,” *IEEE Trans. Pattern Analysis And Machine Intelligence*, vol. 19, no. 10, pp. 1115-1130, Oct. 1997.
- [8] E. Johnson and M. Hebert, “Using spin images for efficient object recognition in cluttered 3d scenes,” *IEEE Trans. Pattern Analysis And Machine Intelligence*, vol. 21, no. 5, pp. 433-449, May 1999.
- [9] Y. Wang, J. Liu, and X. Tang, “Robust 3D face recognition by local shape difference boosting,” *IEEE Trans. Pattern Analysis And Machine Intelligence*, vol. 32, no. 10, pp. 1858-1870, Oct. 2010.
- [10] P. Szeptycki, M. Ardabilian, and Liming Chen, “A coarse-to-fine curvature analysis-based rotation invariant 3D face landmarking,” *Conf. Biometrics: Theory, Applications, and Systems*, Lyon, France, pp. 1-6, Sept. 2009.
- [11] P. Perakis, T.Theoharis, G. Passalis, and I.A Kakadiaris, “Automatic 3D facial region retrieval from multi-pose facial datasets,” *Proc. Eurographics Workshop on 3D Object Retrieval*, Munich, Germany, pp. 37-44, Mar. 2009.
- [12] A.B. Moreno and A. Sanchez, “GavabDB: A 3D face database,” *Proc. COST275 Workshop on Biometrics on the Internet*, Vigo, Spain, pp. 75-80, Mar. 2004.

— 저 자 소 개 —



김 동 현(학생회원)
2010년 한국기술교육대학교
전기전자통신공학부
공학사 졸업.
2012년~한국기술교육대학교
전기전자통신공학과
석사 과정.

<주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터 비전, 영상인식>



최 강 선(평생회원)-교신저자
1997년 고려대학교 전자공학과
학사 졸업.
1999년 고려대학교 전자공학과
석사 졸업.
2003년 고려대학교 컴퓨터공학과
박사 졸업.

2003년~2004년 Univ. of Southern California 방
문 교수

2005년~2008년 삼성전자 책임연구원

2008년~2011년 고려대학교 연구교수

2011년~현재 한국기술교육대학교 전기전자통신
공학부 조교수

<주관심분야 : 영상신호처리, 컴퓨터 비전, 영상인
식, 영상압축>