

단안의 무늬 그래디언트로 부터 통계학적 모델을 이용한 면 방향 추정

(Estimating Surface Orientation Using Statistical Model
From Texture Gradient in Monocular Vision)

鄭 成 七,* 崔 然 成,** 崔 宗 秀*

(Sung Chil Chung, Yeon Sung Choi and Jong Soo Choi)

要 約

무늬로 부터의 3차원 정보의 복구에 있어서, 투영의 왜곡효과는 왜곡된 무늬로 부터 구별되어야 한다. 그래서 본 논문에서는 가우스 구상의 보이는 면, 즉 반구상에서 무늬의 국소 해석을 통하여 면 방향을 구하는 근사화된 최대유사 추정법을 제시한다. 정사영과 원을 영상시스템과 무늬소로 가정하고 원의 호길이에 일정하게 존재하는 법선방향의 정사영을 통한 법선 분포의 변화로 부터 면 방향을 구한다. 구해진 면의 방향은 그래디언트 공간상의 한점으로 표시한 슬랜트와 틸트로 나타낸다. 또 구해진 면 방향은 바늘지도로 나타낸다. 입력 데이터로는 임의로 만든 제주도 지도와 원무늬를 사용하여 알고리즘을 적용하였다.

Abstract

To recover three dimensional information in Shape from Texture, the distorting effects of projection must be distinguished from properties of the texture on which the distortion acts.

In this paper, we show an approximated maximum likelihood estimation method in which we find surface orientation of the visible surface (hemisphere) in gaussian sphere using local analysis of the texture. In addition, assuming that an orthogonal projection and a circle is an image formation system and a texel (texture element) respectively, we derive the surface orientation from the distribution of variation by means of orthogonal projection of a tangent direction which exists regularly in the arc length of a circle.

We present the orientation parameters of textured surface with slant and tilt in gradient space, and also the surface normal of the resulted surface orientation as needle map. This algorithm is applied to geographic contour (artificially generated chejudo) and synthetic texture.

*正會員, 中央大學校 電子工學科
(Dept. of Elec. Eng., Chungang Univ.)
**正會員, 濟州大學校 情報工學科
(Dept. of Inform. Eng., Cheju Nat'l Univ.)
接受日字: 1988年 10月 13日

I. 서 론

컴퓨터 視覺 또는 映像理解 (image understanding)에서 중심적인 문제는 한장의 2차원 영상으로 부터 3차원 장면 정보 (scene information)의 복구이다. 한장의 2차원 영상은 3차원 세계의 모호한 표현이며, 많

은 다른 장면들도 똑같은 영상으로 될 수 있다. 그러나 인간의 시각조직(visual system)은 이런 형태의 표현으로부터 질적(qualitative)으로 바른 특성을 복구하는데 매우 뛰어났다고 알려져 있다. 계산시각(computational vision) 분야의 연구자들은 이러한 인간의 능력을 모방하기 위한 시도로서 뛰어난 많은 주제들을 고안하였다.^[1,2] 이들 주제들은 통칭하여 “本質的性質”로부터 形狀復舊(shape from intrinsic property)라고 불린다.^[3,13] 이러한 연구는 장면 모형화 문제(scene modeling)로서, shape from texture,^[5,6,7] shape from contour^[6], shape from shading^[14,15] 등으로 나뉘어 연구되고 있다.

본 논문에서는 무늬에서 형상복구의 알고리즘들을 검토하고 새로운 효율적인 알고리즘을 제안한다.

단안시(monocular vision)에 의한 무늬에서 3차원 정보의 복구라는 문제는 미국의 심리학자인 J.J Gibson (1950)^[20]에 의해 시작되었다. 그는 실 세계(real world)는 규칙적인 일정한 무늬소(texture element : texel)로 이루어져 있으며 이런 무늬소의 변화로부터 인간은 실 세계를 知覺(perception)할 수 있다고 하였다. 이 무늬소(texel)의 변화를 무늬 그래디언트(texture gradient)라고 한다. Gibson 이후 무늬로부터 3차원 정보, 즉 면의 방향(surface orientation)을 구하는 많은 연구가 이루어 졌다.^[4,5,6,7,10,20] 그러나 이들은 주로 Gibson이 가정한 것과 같이, 무늬소에 대한 제한(constraints)으로 무늬소의 배열이 규칙적이라는 실 세계에서 제대로 성립되지 않는 강한 가정과 영상형성모델(Image formation system)을 가정하여 역변환으로 원래의 면방향을 구하였다. 그러나 Witkin은^[8,9] Gibson의 가정을 완화하여 통계적인 방법으로 영상내에 존재하는 윤곽의 접선방향(tangent direction)의 분포를 구하여 가장 정확한 듯한 면의 방향을 구하였다. 하지만 Gibson의 가정을 배제하지 못했을 뿐만 아니라 너무나 복잡하다.

그래서 본 논문에서는 Witkin의 계산모델을 Newton 방정식을 이용, 근사화하여 효과적인 알고리즘을 제안하고, 인위적으로 만든 제주도 지도와 원 무늬영상에 적용하여 알고리즘의 유용성을 보인다. 그러나 본 알고리즘의 적용에 있어서도 Gibson의 가정을 완전히 배제할 수는 없었다.

II. 그래디언트 공간(Gradient space)^[14]

그래디언트 공간은 면 방향(surface orientation)을 표현하는 매우 편리한 방법이다. 다음과 같은 평면의 방정식

$$ax + by + cz + d = 0 \tag{1}$$

에서 방향은 평면의 법선 방향(a, b, c)로 주어진다. 그러나 보다 유용한 표현은 c가 0이 아니라고 가정함으로써 식(1)을 식(2)와 같이 나타내는 것이다.

$$-z = \left(\frac{a}{c}\right)x + \left(\frac{b}{c}\right)y + \frac{d}{c} \quad (\text{단 } c \neq 0) \tag{2}$$

여기서 p와 q를 다음과 같이 정의한다.

$$p = -\frac{\partial z}{\partial x} = \frac{a}{c} \tag{3}$$

$$q = -\frac{\partial z}{\partial y} = \frac{b}{c} \tag{4}$$

p와 q는 x와 y방향에서 평면내의 한점에 대한 -z 성분의 그래디언트이다. (p, q)는 2차원적인 그래디언트 공간(a two dimensional gradient space)으로 볼 수 있는데, 그림 1과 같이 나타낸다. (x, y, z)공간에서 각 평면의 방향은 c가 0일 경우를 제외하고는 그래디언트 공간의 한점으로 표현될 수 있다.

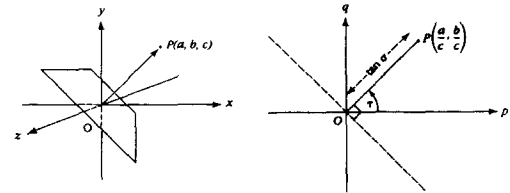


그림 1. 그래디언트 공간
Fig. 1. An explanation of gradient space.

III. 해석전략(An Interpretation Strategy)^[8,9]

본 논문에서는 영상 형성시스템(Image formation system)인 정사영(orthographic projection)으로 인한 무늬의 원근적 작도의 왜곡(foreshortring distortion)으로 역변환(inverse transformation)을 통하여 면 방향을 구한다. 평면에(planar surface)에 존재하는 무늬에 대해, 무늬의 정사영은 tilt(τ)방향으로 여현, Slant(σ)만큼의 원래 무늬의 함축(scaling)의 결과로서 나타난다(그림 4 참조). 여기서 (σ, τ)는 면의 방향을 나타내는 변수이다.

원래의 무늬(texture)에 대해 면방향을 안다면 역변환을 통하여 원래의 무늬를 복구할 수 있다. 그러나 평면의 무늬에 대해서 시선방향(viewing direction)

을 모른다면 원래의 무늬와 면의 방향을 射影關係로 부터 구할 수 없다. 그러나 가능한 모든 (σ, τ) 값을 적용하여 最大類似值(maximum likelihood value)를 구하여 나타낼 수 있다. 이를 위해서는 사영관계와 무늬에 대한 제약조건(constraints)이 필요하다. 따라서 본 논문에서는 영상내에 존재하는 일정한 접선방향(tangent direction)의 분포가 정상영으로 투영됨에 따라 변화되는 접선방향의 값으로 부터 원래의 면방향을 구한다. 이 때 영상면에 존재하는 무늬가 특별히 규칙적(uniformity)이라고 가정하지 않고 다만 무늬의 불규칙성이 가짜(mimic) 투영을 하지 않는다는 가정이 필요하다. 이것은 무늬영상(textured image) 중의 하나의 무늬소(texel)가 원래부터 변형되어 있으면 인 간이라도 인식 불가능하기 때문이다.

IV. 기하학적 모델(Geometrical model)^{18,19)}

Witkin이 제안한 기하학적 모델을 이용한다. 기하학적 모델은 측정된(measured) 점선의 분포와 추정된(estimated) 점선분포와의 관계를 나타낸다.

그림 2는 I, S, σ, τ 의 관계를 나타낸다. 영상면은 (σ, τ) 의 회전(rotation)에 의해 공간상의 면과 관계되어 있다. 따라서 S(surface)의 I(image)에 대한 투영은 I에 대해 S를 (σ, τ) 만큼 회전시켜 다시 I상에 투영을 함으로서 나타낼 수 있다. 그러므로 I에 투영된 tangent angle(α)은 공간상의 tangent angle(β), slant(σ), tilt(τ)의 관계를 다음 식으로 나타낼 수 있다.

$$\tan(\alpha - \tau) = \tan\beta / \cos\sigma \tag{5}$$

V. 통계학적 모델(Statistical model)

주어진 (σ, τ) 와 공간상의 tangent angle의 분포로부터 식(5)을 이용하여 영상면에 투영된 tangent angle의 분포를 구할 수 있다. 일단의 확률분포에 대해 결합확률밀도함수(joint probability density function)는 변수값에 대해 각각의 조합의 상대적인 類似度(relative likelihood)로서 나타낼 수 있다. 따라서 (β, σ, τ) 를 불규칙변수(random variable)로 가정하면 결합확률밀도함수는 이들을 변수로 하여 (σ, τ) 를 통계적으로 계산해 낼 수 있다. 이런 통계적인 계산에서는 等方性(isotropy)과 독립성(independent)이 존재한다는 가정이 필요하다.

면의 방향은 단위법선(unit normal)으로 나타내는데 면의 법선을 단위길이의 바늘(needle)로서 나타낼 수 있다. 그러므로 면상의 모든 면방향은 그림 3에서 처럼 單位球(unit sphere : 가우스구)상의 바늘지

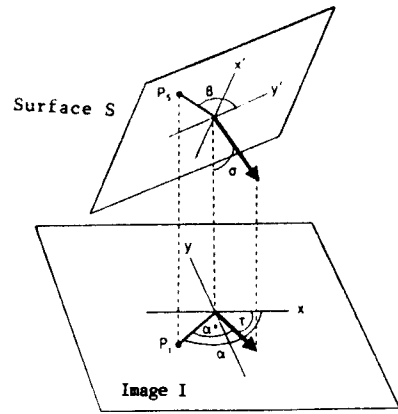


그림 2. 영상면 I에 기준한 면 S의 방향은 스퀀트 σ 와 틸트 τ 로 주어진다. 스퀀트는 S상의 법선과 I상의 법선이 이루는 각이다. 틸트는 I상에 S의 법선투영과 I상의 x축이 이루는 각이다. 실공간면 S상의 한점 P_s 가 주어지고 x' 와 이루는 각이 β 라고 하면 P_s 는 영상면 I상의 x축과 각도 $\alpha = \alpha^* + \tau$ 만큼 이루는 선상의 한점 P_i 에 투영된다.

Fig. 2. The orientation of the surface S with respect to the Image I is given by slant (σ) and tilt (τ). slant is the angle between a normal to S and a normal to I. tilt is the angle between the projection of the normal of S onto I and the axis in I. Given a point P in S such that the line defined by the origin and P is at angle with respect to the x' axis in S. P projects onto the point P in I defining a line at angle $\alpha = \alpha^* + \tau$ with the x-axis in I.

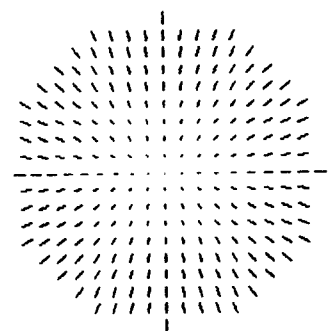


그림 3. 가우스 구상에 존재하는 법선방향
Fig. 3. The surface normal orientation existing on gaussian sphere.

도(needle map)로서 표시할 수 있다.

면의 방향을 (σ, τ) 로서 표현할 때 등방성이라는 가정은 (σ, τ) 의 모든 값이 거의 같다는 것을 의미하지 않는다. 이는 σ 의 각 값에 대해 가능한 τ 의 값은 가우스구(gaussian sphere) 상의 원으로 정의되는데 σ 가 0으로 접근함에 따라 반지름은 0으로 접근되고, $\pi/2$ 로 접근함에 따라 1에 가까워진다. 따라서 원의 원주는 $\sin\sigma$ 에 따라 변한다. 구상의 각 점에 존재할 면방향의 유사도는 같기 때문에 구상의 곡선(curve)에 존재할 면방향의 유사도는 곡선의 길이에 비례한다. τ 와 β (tangent angle)의 모든 값은 $(0, \pi)$ 범위에서 거의 같기 때문에 (β, σ, τ) 에 대한 밀도함수(density function)는 다음과 같다.

$$P. D. F(\beta, \sigma, \tau) = \frac{1}{\pi} \frac{1}{\pi} \sin\sigma = \frac{\sin\sigma}{\pi^2} \quad (6)$$

여기서 각 변수들의 범위는 $0 \leq \beta < \pi$, $0 \leq \sigma < \pi/2$, $0 \leq \tau < \pi$ 이다. 지금까지 장면 파라메타(scene parameter)들에 대한 통계학적 모델과 이런 변수들을 영상추정에 결부시켜 주는 기하학적 모델을 나타내었다. 이런 測度(measurer)들을 결합함으로써 면방향에 대한 추정기를 도출해 낼 수 있다.

1. 最大 類似 推定法(Maximum Likelihood Estimator Method)^(8,9)

기하학적 모델에 의한 tangent angle의 분포(distribution)와 통계학적 모델에서의 (β, σ, τ) 의 결합 확률밀도함수로 부터 (σ, τ) 에 대한 조건확률밀도함수는⁽⁹⁾

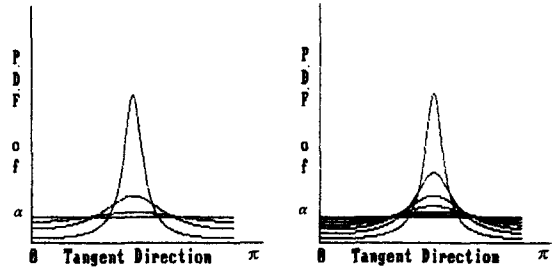
$$P. D. F(\alpha|\sigma, \tau) = \frac{1}{\pi} \frac{\cos\sigma}{\cos^2(\alpha-\tau) + \sin^2(\alpha-\tau)\cos^2\sigma} \quad (7)$$

이다.

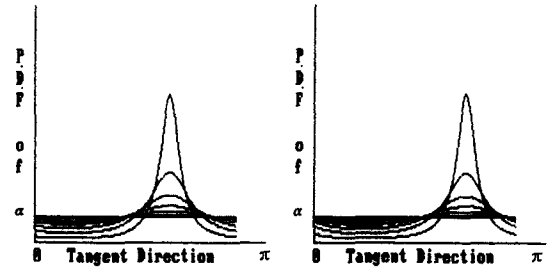
주어진 (σ, τ) 에 대한 tangent angle α 의 확률밀도함수는 등방성과 독립성의 가정아래 영상의 접선방향(tangent direction)이 면방향(surface orientation) 함수로서 어떻게 분포되는가를 나타낸다. 그림 4에 (σ, τ) 의 여러값에 대한 분포를 나타내고 있다. (σ, τ) 범위내에 있는 곡선(curve)내에 존재하는 n개의 위치에서의 tangent angle에 대한 조건확률밀도함수는

$$P. D. F(A = \{\alpha_1, \dots, \alpha_n\} | \sigma, \tau) = \prod_{i=1}^n P. D. F(\alpha_i | \sigma, \tau) = \frac{1}{\pi^n} \prod_{i=1}^n \frac{\cos\sigma}{\cos^2(\alpha_i - \tau) + \sin^2(\alpha_i - \tau)\cos^2\sigma} \quad (8)$$

이 된다.



(a) slant $(0, \pi/2)$, tilt (0) (b) slant $(0, \pi/2)$, tilt (11.5)



(c) slant $(0, \pi/2)$, tilt (30) (d) slant $(0, \pi/2)$, tilt (45)

그림 4. 확률밀도함수 P. D. F($\alpha|\sigma, \tau$)의 예
Fig. 4. Curves in the function P. D. F($\alpha|\sigma, \tau$), plotted against α at several values of (σ, τ) .

Bayes의 정리⁽¹⁰⁾를 이용하여 tangent angle A에 대한 (σ, τ) 의 조건확률밀도함수는

$$P. D. F(\sigma, \tau|A) = \frac{\pi^{-(n+1)} \sin\sigma \cos^n\sigma \prod_{i=1}^n [1 - \sin^2\sigma \sin^2(\alpha_i - \tau)]^{-1}}{\pi^{-(n+1)} \int_0^\pi \int_0^{\pi/2} \frac{\sin\sigma \cos^n\sigma}{\prod_{i=1}^n [1 - \sin^2\sigma \sin^2(\alpha_i - \tau)]} d\sigma d\tau} \quad (9)$$

이 된다. 결국 구하고자 하는 것은 식(9)를 최대로 하는 (σ, τ) 의 값이 면방향의 최대유사치가 되는 것이다.

2. 相對類似函數(Relative Likelihood Function)의 근사화

식(9)로 부터 주어진 tangent angle sample $A = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n\}$ 에 대한 유사함수(likelihood function) $L(\sigma, \tau|A)$ 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.⁽¹⁰⁾

$$L(\sigma, \tau/A) = P. D. F(\sigma, \tau) P. D. F(A|\sigma, \tau) \\ = \frac{\sin \sigma \cos^n \sigma}{\prod_{i=1}^n [1 - \sin^2 \sigma \sin^2(\alpha_i - \tau)]} \quad (10)$$

본 논문에서는 식(10)을 Newton 방정식을 이용한 부등식(inequality)을 유도하여 근사화시킨 후 최대값을 갖는 면방향 추정기(estimator)를 도출한다.

함수 $L(\sigma, \tau/A)$ 가 각 변수들의 범위내에서 유일해(uniqueness)를 가진다면 부등식을 유도해 낼 수 있다.

먼저 식(10)을 log를 취하고, (σ, τ) 에 대해 미분을 하면 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\frac{\cos \sigma}{\sin \sigma} - n \frac{\sin \sigma}{\cos \sigma} + 2 \sum_{i=1}^n \frac{\sin \sigma \cos \sigma \sin^2(\tau - \alpha_i)}{1 - \sin^2 \sigma \sin^2(\tau - \alpha_i)} = 0 \quad (11)$$

$$\sum_{i=1}^n \frac{\sin 2(\tau - \alpha_i)}{1 - \sin^2 \sigma \sin^2(\tau - \alpha_i)} = 0 \quad (12)$$

식(11)를 $\sin \sigma \cos \sigma$ 로 나누면

$$\frac{1}{\sin^2 \sigma} - n \frac{1}{\cos^2 \sigma} + 2 \sum_{i=1}^n \frac{\sin^2(\tau - \alpha_i)}{1 - \sin^2 \sigma \sin^2(\tau - \alpha_i)} = 0 \quad (13)$$

이 된다. 식(13)으로 부터 (σ, τ) 를 포함하는 부등식을 도출해 내기 위해서

$$y = \frac{1}{\cos^2 \sigma} \quad (14)$$

로 놓으면 식(13)은

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\sin^2(\alpha_i - \tau)}{\sin^2(\alpha_i - \tau) + y \cos^2(\alpha_i - \tau)} + \frac{1}{2n} \cdot \frac{1}{y-1} = \frac{1}{2} \quad (15)$$

가 된다. 식(15)는 $(1, \infty)$ 구간에서 변곡점을 갖기 때문에 (감소하며 concave하다) Newton 방정식을 적용하기가 매우 편리하다. 식(15)의 왼쪽항을 $f(y)$ 라 놓으면 y 가 1로 접근함에 따라 $f(y)$ 는 ∞ 로 접근한다. 또 y 가 ∞ 로 접근함에 따라 $f(y)$ 는 0으로 접근한다. 함수 $f(y)$ 가 감소하기 때문에 모든 tangent angle $A = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n\}$ 와 τ 에 대해 $(1, \infty)$ 에서 유일한 해를 갖는다. 그러므로 식(15)의 $y (\geq 1)$ 에 $\sin^2(\alpha_i - \tau)$ 를 곱하고 $1/2n \cdot 1/y - 1$ 을 제거하면 식(15)의 왼쪽항을 작게 만들 수 있다. 결국 이런 관계로 부터 다음의 부등식을 유도할 수 있다.

$$\frac{2}{n} \sum_{i=1}^n \sin^2(\alpha_i - \tau) \leq y \quad (16)$$

또 식(15)의 왼쪽을 $f(y)$ 라 놓으면 $f(y) = 1/2$ 이 되기 때문에 Newton 방정식에 의한 근사화는 유일해를 갖는다.

식(16)에서 구한 부등식을 이용하여 식(10)을 근사화(approximation)시킨다. 이 근사화 알고리즘은 접선 방향(tangent direction)이 큰 표본(sample : $n > 100$)일 때 타당하다.

먼저 큰 값의 $n (n > 100)$ 에 대해 P. D. F(σ, τ)는 P. D. F($\sigma, \tau/A$)에 영향을 거의 미치지 않는다. 왜냐 하면 σ 가 크다면 $\sin \sigma$ 는 거의 1에 가깝기 때문에 P. D. F($\sigma, \tau/A$)에 영향을 미치지 않는다. 그러나 σ 가 작을 때는 $\sin \sigma$ 는 σ 가 되고 $\cos \sigma$ 는 $1 - (\sigma^2/2)$ 로 된다. 여기서 고차항은 무시한다. 또

$$\cos^n \sigma \approx \left(1 - \frac{\sigma^2}{2}\right)^n \approx 1 - \frac{n}{2} \sigma^2 \quad (17)$$

식(10)에서 $[1 - \sin^2 \sigma \sin^2(\alpha_i - \tau)]$ 항은 1에 bound되기 때문에

$$[1 - \sin^2 \sigma \sin^2(\alpha_i - \tau)]^{-1} \approx 1 + \sin^2 \sigma \sin^2(\alpha_i - \tau) \quad (18)$$

이 된다. 또 식(18)의 곱(product)은

$$\prod_{i=1}^n [1 - \sin^2 \sigma \sin^2(\alpha_i - \tau)]^{-1} \approx \prod_{i=1}^n [1 + \sin^2 \sigma \sin^2(\alpha_i - \tau)] \quad (19)$$

로 근사화 된다. 식(19)에서 2차항까지 고려하면

$$\prod_{i=1}^n [1 + \sin^2 \sigma \sin^2(\alpha_i - \tau)] \approx 1 + \sigma^2 \sum_{i=1}^n \sin^2(\alpha_i - \tau) \quad (20)$$

이 된다. 그러므로 큰 값의 n (tangent direction의 sampling number)과 작은 값의 σ 에 대해 P. D. F($\sigma, \tau/A$)를 최대화 한다함은 다음을 최대화함에 근사화시킬 수 있다.

$$P. D. F(\sigma, \tau|A) \approx \sigma \left(1 - \frac{n}{2} \sigma^2\right) \left(1 + \sigma^2 \sum_{i=1}^n \sin^2(\alpha_i - \tau)\right) \quad (21)$$

식(21)에서 $\sum_{i=1}^n \sin^2(\alpha_i - \tau)$ 는 σ 를 포함하지 않기 때문에 무시할 수 있다. 그래서 σ 에 대해 식(21)를 최대화 하는데 주안점을 둔다. $\sum_{i=1}^n \sin^2(\alpha_i - \tau)$ 는 직접 σ 를 포함하고 있지 않기 때문에 식(16)에 유도한 부등식을 이용하여 다음과 같이 대처시킨다.

식(14)와 식(16)의 관계에서

$$\sum_{i=1}^n \sin^2(\alpha_i - \tau) \leq \frac{n}{2 \cos^2 \sigma} \quad (22)$$

이 성립한다. 여기서 $\cos^{-2}\sigma$ 는 $1+\sigma^2$ 로 대체하면 다 음식이 유도된다.

$$P. D. F(\sigma, \tau|A) = \sigma \left(1 - \frac{n}{2} \sigma^2\right) \left(1 + \frac{2}{n} \sigma^2\right) \quad (23)$$

식(23)에서 최대값은 $\sigma_{max} = 1.1892/n$ 에서 구해진다. 여기서 n 이 증가함에 따라 σ_{max} 는 0으로 접근한다. 식 (23)에서 σ 는 P. D. F(σ, τ)의 근사화한 것이기 때문 에, 식(23)에서 σ 를 제거한다 해도 최대값 σ_{max} 는 크 게 영향을 받지 않는다. 그래서 P. D. F(σ, τ)를 무 시할 수 있고 평가되어야 할 변수로서 단지 (σ, τ) 만을 사용한다. 결국 類似函數

$$\begin{aligned} L(\sigma, \tau|A) &= P. D. F(\sigma, \tau) P. D. F(A|\sigma, \tau) \\ &\approx P. D. F(A|\sigma, \tau) \\ &= \frac{1}{\pi} \frac{\cos \sigma}{\cos^2(\alpha - \tau) + \cos^2 \sigma \sin^2(\alpha - \tau)} \end{aligned} \quad (24)$$

로 근사화되었다. 식(24)로 부터

$$L_{max}(\sigma, \tau|A) = \frac{1}{\pi} \frac{1}{\cos \sigma} \text{ at } \alpha = \tau \pm \pi/2 \quad (\tau \pm \pi/2 \in [0, \pi]) \quad (25)$$

$$L_{min}(\sigma, \tau|A) = \frac{\cos \sigma}{\pi} \text{ at } \alpha = \tau \quad (26)$$

그러므로 주어진 tangent angle $A = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n\}$ 의 분포로부터 식(25)를 최대로 할 수 있는 (σ, τ)를 구 할 수 있다.

3. 근사화된 推定器 (Approximator Estimator)

전절에서 구한 유사함수 (likelihood)의 근사화를 위 해서 tangent angle $A = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n\}$ 을 많은 표본 (sample: $n > 100$)으로 나눈다. 근사화된 $L(\sigma, \tau|A)$ 에 대해서 tangent angle의 구간 ($0, \pi$)를 T만큼 나 누는 부구간 (subinterval)을 $I_1, I_2, I_3, \dots, I_T$ 라 하고 이 들 구간내에 존재하는 tangent angle의 수를 f_1, f_2, \dots, f_T 라 하면

$$\frac{f_i}{n} \approx P. D. F(\alpha_i | \sigma, \tau) \frac{\pi}{T}, \quad i = 1, 2, \dots, T \quad (27)$$

이다. 여기서 α_i 는 간격 I_i 의 중간값이다. 또 f_1, f_2, \dots, f_T 에 대해 최대값과 최소값을 L_{max}, L_{min} 이라하면 식 (23)~식(27)에서의 관계로 부터

$$\frac{1}{\cos \sigma} = \frac{T}{n} L_{max} \quad (28)$$

$$\cos \sigma = \frac{T}{n} L_{min} \quad (29)$$

$$\tau = \rho^* \pm \pi/2 \quad (30)$$

이다. 식(30)에서 ρ^* 는 $f_i = L_{min}$ 되는 간격 I_i 에서 최소 값이다. 그러므로 구하고자 하는 근사화된 推定器 (estimator)는 다음 식으로 정리된다.

$$\sigma^* = \cos^{-1} \left(\frac{n}{T L_{max}} \right) \quad (31)$$

$$\tau^* = \begin{cases} \rho^* + \frac{\pi}{2} & \text{if } \rho^* < 0 \\ \rho^* - \frac{\pi}{2} & \text{if } \rho^* \geq 0 \end{cases} \quad (32)$$

여기서 σ^* 와 τ^* 는 구하고자 하는 면방향을 나타낸다.

VI. 실험 및 검토

실험은 입력 데이터로서 지도 (geographic contour: 제주도)와 인위적으로 만든 원무늬로 이루어진 영상 을 사용하였다.

카메라와 영상을 기하학적 모델에 의한 것과 같이 위치시키고, 카메라를 이동시켜서 영상데이터를 취 득 혹은 카메라는 고정시키고 영상을 이동시켜서 데 이터를 취득하였다. 즉 이것은 면 (surface)와 영상 (image)사이의 관계를 (σ, τ)에 의해 나타내는 것이 다. 그림 5와 그림 6에 지도데이터와 무늬영상에 적 용한 결과를 나타내었고 표 1에는 무늬영상에 대한 점선방향의 분포를 나타내었다. 표 2와 표 3은 면방 향의 계산결과와 면방향의 오차를 나타내었다.

여기에는 알 수 있듯이 Tilt τ 에 대해 실제 면방향과 계산된 결과사이에는 거의 오차가 없지만 slant σ 에 대 해서는 오차가 나타나고 있다. 이러한 slant에 의한 오차 는 영상내에 존재하는 무늬소의 형상이 tilt방향으로 slant만큼의 함축 (scaling)의 결과로 나타나기 때문이 다. 이런 slant에 의한 오차는 심리학적, 생리학적 연 구결과에서도 나타나고, 실험적으로도 입증되어 지 고 있다.^[9] 그러나 slant에 의한 오차는 明暗分布 (shading), 색 (hue) 등 여러정보를 추가함으로써 줄일 수 있다.^[9]

왜냐하면 인간의 시각은 부족한 면방향정보에다 다 른 여러가지 정보를 첨가함으로써 보다 쉽게 문제해 결을 하기 때문이다.

VII. 결 론

본 논문에서는 평면상에 존재하는 무늬영상으로 부 터 면의 방향을 구하는 Witkin의 알고리즘을 근사화 하여 임의로 만든 제주도 지도와 원무늬로 이루어진 영상에 적용하였다. Witkin^[8,9]이 실험한 가정을 좀더

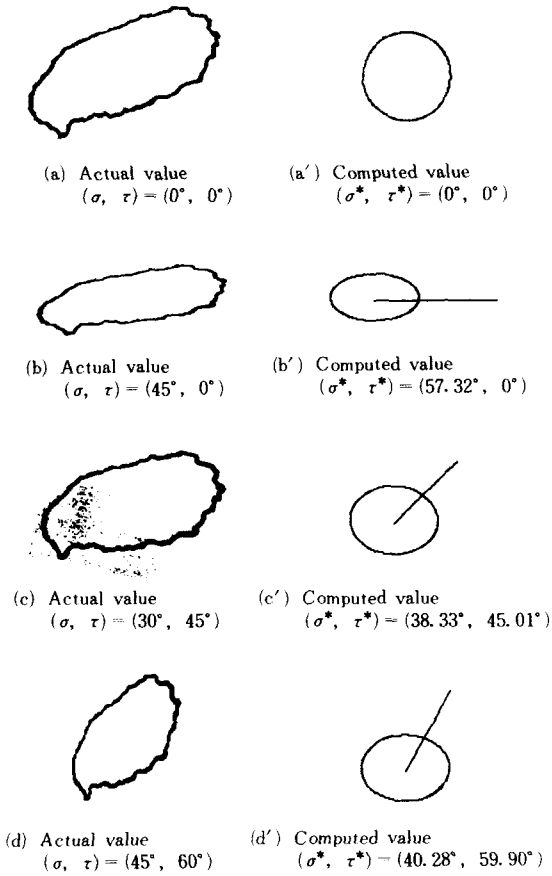


그림 5. 지도데이터에 적용한 예
Fig. 5. An example applied in geographic data (cheju do).

표 1. (45°, 45°)에서 분포한 탄젠트 각
Table 1. A distributed tangent angle at (45, 45).
 $\beta \in [0, \pi] : \alpha_1 \in [0, \pi] : \text{Tilt} \in [0, \pi] :$
 $\text{Slant} \in [0, \pi/2] : \text{Slant} = 45^\circ, \text{Tilt} = 45^\circ$

β	α_1	β	α_1	β	α_1	β	α_1
0	-44.99	89.9	50.05	45	-6.25	134.9	103.00
1.8	-43.71	91.7	52.58	46.8	-4.46	136.7	104.61
3.6	-41.16	93.5	55.09	48.6	-2.63	138.5	106.25
5.4	-39.88	95.3	57.59	50.4	-.76	140.3	107.70
7.2	-37.30	97.1	60.06	52.2	1.14	142.1	109.27
8.9	-36.00	98.9	62.50	54	3.09	143.9	110.77
10.8	-34.70	100.8	64.91	55.8	5.09	145.7	112.25
12.6	-33.38	102.6	67.29	57.6	7.14	147.5	113.70
14.4	-32.05	104.4	69.63	59.4	9.22	149.3	115.13
16.2	-30.70	106.2	71.93	61.2	11.36	151.1	116.54
18	-29.35	108	74.19	63	13.53	152.9	117.93
19.8	-27.97	109.8	76.41	64.8	15.75	154.7	119.30
21.6	-26.58	111.6	78.59	66.6	18.05	156.5	120.66
23.4	-25.17	113.4	80.72	68.4	20.31	158.3	122.00
25.2	-23.74	115.1	82.81	70.2	22.61	160.1	123.33
27	-22.29	117	84.85	72	25.05	161.9	124.65
28.7	-20.82	118.8	86.85	73.8	27.43	163.7	125.96
30.6	-19.32	120.6	88.81	75.6	29.84	165.5	127.26
32.4	-17.79	122.3	90.72	77.4	32.39	167.3	128.55
34.2	-16.24	124.1	92.59	79.2	34.86	169.1	129.84
36	-14.66	125.9	94.42	81	37.35	170.9	131.12
37.8	-13.05	127.7	96.21	82.7	39.86	172.7	132.39
39.6	-11.40	129.5	97.96	84.5	42.49	174.5	133.67
41.4	-9.72	131.3	99.68	86.3	44.93	176.3	134.94
43.2	-8.01	133.1	101.35	88.1	47.51	178.1	133.37

표 2. 계산된 면방향
Table 2. The resulted surface orientation.

Actual value		Computed value		Actual value		Computed value	
Slant	Tilt	Slant	Tilt	Slant	Tilt	Slant	Tilt
0	0	0	0	0	45	0	45.02
45	0	57.32	0	0	90	0	90
60	0	57.55	0	0	130	0	129.94
0	30	0	30.01	30	0	31.49	0
0	60	0	59.98	30	30	33.79	30.00
45	45	37.99	45.00	30	60	38.50	59.97
30	45	38.33	45.01	30	90	22.50	89.99
45	60	40.28	59.96	45	30	57.47	29.99
30	130	23.40	129.92	45	90	57.48	89.98
90	30	38.20	29.96	45	130	55.45	129.00
90	45	81.26	44.97	60	30	68.28	29.99
90	60	73.37	59.93	60	45	54.28	45.00
90	90	79.34	89.95	60	90	57.43	89.97
90	130	72.62	129.93	60	130	66.19	129.91
90	0	77.53	0	60	60	75.34	50.95

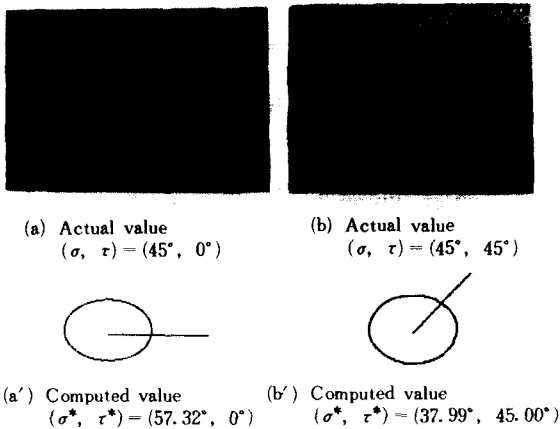


그림 6. 인위적인 원무늬에 적용한 예
Fig. 6. An example applied in synthetic texture.

표 3. 계산된 슬랜트와 틸트의 실제값과의 오차 상열값은 슬랜트(σ)오차이고 하열수는 틸트(τ)오차이다.

Table 3. The top row describes six sets of tilts being tested. The first column describes five sets of slants being tested. The upper number in each entry is the error in slant and the lower number is the error in tilt.

Slant	Tilt					
	0	30	45	60	90	130
0	0 0	0 -0.01	0 0.02	0 -0.02	0 0	0 -0.06
30	1.49 0	3.79 0	8.33 0	8.50 -0.03	2.50 -0.01	-7.40 0.08
45	12.32 0	-12.47 -0.01	-7.01 0	-5.28 0.04	12.48 -0.02	10.45 -1.00
60	-2.55 0	8.28 -0.01	-5.72 0	15.34 -0.05	-2.57 -0.03	6.19 -0.09
90	-12.47 0	-7.20 0.04	-8.74 0.03	-16.63 0.07	-10.66 0.07	-17.38 0.07

강화하여, 무늬 모양의 불규칙성이 mimic 투영을 하지 않는다는 가정을 하였다. 계산된 면의 방향은 심리학적 연구결과와 유사하게 나타났다.

그러나 이런 강한 가정은 실 세계에서는 존재할 수 없고, 실세계에 존재하는 무늬에 대해서 정확한 정의를 내리기 곤란한 점이 있다.

좀더 연구되어야 할 점은, 무늬에 대한 가정을 완화하고, 평면뿐만 아니라 곡면에 존재하는 무늬에 대해서도 연구되어야 할 것이다.

또 무늬에 의한 해석은 지금까지의 실세계에 의한 화소단위의 해석에서 화소들로 이루어진 무늬소(texel)로의 해석의 진보는 상당히 중요하며 많은 연구가 필요하다.

参 考 文 献

[1] J.E. Hochberg, "Perception," Foundations of Modern Psychology Series, 1968.
 [2] D. Marr, "Vision," W.H. Freeman and Company, San Francisco, 1980.
 [3] M. Brady, "Computational approaches to image understanding," Computing Surveys, ACM, vol. 14, no. 1, March 1982.

[4] R. Bajcsy, and L. Lieberman, "Texture gradient as a depth cue," C.V.G.I.P. 5, pp. 52-67, 1976.
 [5] Y. Ohta, K. Maenobu, and T. Sakai, "Obtaining surface orientation from texels under perspective projection," Proc. IJCAI, pp. 746-751, 1980.
 [6] K.A. Stevens, "Surface perception from local analysis of contour and texture," Ph. D. Thesis, Dept. EECS, MIT, 1981.
 [7] J.R. Kender, "Shape from texture: an aggregation transform that maps a class of textures into surface orientation," Proc. IJCAI, pp. 475-480, 1981.
 [8] A.P. Witkin, "A statistical technique for recovering surface orientation from texture in natural imagery," AAAI, pp. 1-3, 1980.
 [9] A.P. Witkin, "Recovering surface shape and orientation from texture," Artificial Intelligence 17, pp. 17-45, 1981.
 [10] K. Ikeuchi, "Shape from Regular Patterns," Artificial Intelligence 22, pp. 49-75, 1984.
 [11] J. Aloimonos and M.J. Swain, "Shape from texture," IJCAI, pp. 926-931, 1985.
 [12] D. Marr, "Early processing of visual information," Phil. Trans. Roy. Soc. B275, pp. 483-524, 1976.
 [13] H.G. Barrow and J.M. Tenenbaum, "Recovering intrinsic scene characteristics from images," in Computer Vision Systems, A.R. Hanson and E.M. Riseman, Eds, Academic Press, New York, 1978.
 [14] B.K. P. Horn, "Understanding image intensity," Artificial Intelligence 8, pp. 201-231, 1977.
 [15] K. Ikeuchi and B.K.P. Horn, "Numerical shape from shading and occluding boundaries," Artificial Intelligence 17, pp. 141-184, 1981.
 [16] M. Brady, "The changing shape of computer vision," Artificial Intelligence 17, pp. 1-17, 1981.
 [17] D.H. Ballard and C.M. Brown, "Computer vision," Prentice-Hall, 1982.
 [18] 官用 洋, 今井秀樹, "不規則 信號論" 1972. 東京大學 出版會
 [19] 정성철, 최연성, 최종수, "단안시에 의한 무늬소로부터 평면의 방향추정," 한국정보과학회 춘계학술발표대회 논문집 vol. 14, no. 1. pp. 109-112. 1987.

[20] J.J. Gibson, "The perception of the visual world," Boston: Houghton Mufflin, 1950.

[21] 정성철, 최연성, 최종수, "Recovering surface

orientation from texture gradient by monocular views", 한국통신학회, 춘계 학술발표회 논문집, vol. 6, no. 1, pp. 22-26, 1987. *

著 者 紹 介



鄭 成 七 (正會員)

1962年 7月 7日生. 1985年 2月
성균관대학교 전자공학과 졸업.
1987年 9月 중앙대학교 대학원전
자공학과 석사학위 취득. 주관
심분야는 컴퓨터 시각, 인공지능
등임.

崔 然 成 (正會員) 第26卷 第1號 參照

현재 제주대학교 정보공학과
전임강사

●

崔 宗 秀 (正會員) 第26卷 第1號 參照

현재 중앙대학교 전자공학과
교수