

스테레오 비전 및 영상복원 과정의 통합을 위한 확률 모형

(Stochastic Model for Unification of Stereo Vision and Image Restoration)

禹 雲 澤*, 丁 弘**

(Woon Tak Woo and Hong Jeong)

要 約

일반적으로 대부분 초기시작에 대한 문제들은 2차원 영상으로부터 3차원 정보를 복원하는 不良設定 문제들이다. 이는 주로 正則化 이론으로 해결해 왔다. 그러나, 기존의 正則化 이론은 불연속성을 나타내는 물체의 경계부에서 정확한 해를 구할 수 없으며, 여러 시각 모듈(module)들로부터 계산된 정보를 효율적으로 통합하기 어렵다는 한계를 가진다. 따라서, 본 논문에서는 正則化 이론의 한계들을 살펴보고 영상복원, 윤곽선 검출 및 스테레오(stereo) 등의 문제를 보다 체계적이고 통합적으로 해결할 수 있는 확률 이론을 제안한다. 마지막 장의 실험 결과가 보여주는 것처럼 Bayes Estimation과 MRF(Markov Random Field) 모형에 기초한 확률이론은 正則化 이론이 가지고 있는 한계들을 극복할 수 있을 뿐만아니라, 다른 초기 시각 문제에도 유사하게 적용할 수 있을 것으로 기대된다.

Abstract

The standard definition of computational vision is a set of inverse problems of recovering surfaces from images. Thus the common characteristics of the most early vision problems are ill-posed. The main idea for solving ill-posed problems is to restrict the class of admissible solutions by introducing suitable a priori knowledge. Standard regularization methods lead to satisfactory solutions of early vision problems but cannot deal effectively and directly with a few general problems, such as discontinuity and fusion of information from multiple modules. In this paper, we discuss limitations of standard regularization theory and present new stochastic methods. We will outline a rigorous approach to overcome part of ill-posedness of image restoration, edge detection, and stereo vision problems, based on Bayes estimation and MRF(Markov random field) model, that effectively deals with the problems. This result makes one hope that this framework could be useful in the solution of other vision problems.

*準會員, 三星綜合技術院
(Samsung Advanced Institute of Technology)

**正會員, 浦項工科大学 電子電氣工學科
(Dept. of Elec. Eng., Pohang Inst. of Science & Technology)

接受日字: 1991年 3月 5日

(※이 연구는 '90~'91년도 포항공대 자체연구 및 '91년도 산업과학기술연구소 개발과제 연구비 지원에 의한 결과임.)

I. 서 론

감각기관(sensory organ)은 주변환경을 정확하게 감지, 인식하여 생물체에게 변화하는 환경에 효율적으로 적응하고 반응하는 능력을 부여한다. 따라서 이러한 감각기능을 기계적인 시스템에 이식하여 시스템의 환경이 불규칙하게 변화하는 상황에서도 정확하고 세

부적인 작업을 수행하도록 하는 노력이 인공지능의 한 분야로 진행되어 왔다. 특히, 시각(vision)기관이 외부세계로부터 필요한 정보의 상당부분을 수용하는 역할을 함으로 컴퓨터를 이용하여 시각시스템을 구현하고자하는 연구가 집중적으로 진행되고 있다. 이러한 컴퓨터 시각에 관한 연구는 문자인식, 목표물 추적, 원격 감지, 무인 자동차, 로봇틱스 및 공장자동화 등의 분야에 응용될 수 있다.

따라서, 당면한 컴퓨터 시각 연구의 주요목표는 생물학적인 시각기능을 정확히 이해하고 이를 바탕으로 기계적 시스템에 시각기능을 부여할 수 있는 자동영상 이해 시스템을 개발하는 것으로 정의할 수 있다.^[17] 이를 위해서는 먼저 생물학적으로 신경회로의 구조가 규명되어야 하며, 수학적으로 이 과정을 통합적이고 체계적으로 설명할 수 있는 이론이 전개되어야 하며, 수학적으로 이 과정을 통합적이고 체계적으로 설명할 수 있는 이론이 전개되어야 한다. 뿐만 아니라, 이를 실시간에 처리할 수 있는 하드웨어(hardware)에 관한 연구도 동시에 진행되어야 한다.

한편, 시지각 과정을 정보처리 과정으로 설명하는 Marr^[16]의 계산이론에 따르면 시각시스템은 여러개의 다른 수준(level)으로 이해되어야 하며, 인식과정은 여러 단계(stage)를 거쳐 이루어지게 된다. 이때, 시지각과정의 첫번째 단계와 두번째 단계는 2차원 영상으로부터 대상 물체의 3차원 표면정보 즉, 거리(distance), 방향(orientation), 질감(texture), 반사(reflectance)등을 독립적인 각각의 모듈(module)로부터 복원하는 과정이다. 이를 일반적으로 2-1/2차원 스케치(sketch), 또는 초기시각(early vision)이라 한다.

이러한 초기시각 문제는 부정확한 2차원 영상으로부터 3차원 표면정보를 복원하는 不良設定문제이다.^[16] 즉, 3차원의 물체가 2차원의 영상에 투영되는 영상 획득 과정에서 많은 정보를 잃고 잡음이 끼어들게 된다. 이러한 不良設定 문제는 poggio^[2, 18, 19, 20] 등이 제안한 正則化 이론을 사용하여 해결할 수 있다. 그러나, 正則化 이론은 초기시각 문제에서 상대적으로 중요한 정보를 포함하고 있는 불연속부를 효율적으로 처리하기 어렵다. 또, 초기시각 각 모듈의 결과가 선형적으로만 결합되어지므로 완전한 3차원 표면정보를 얻기 위해 각 모듈의 결과를 체계적으로 통합하기 힘든 문제가 있다.

따라서, 본 논문에서는 대표적인 계산이론인 正則化 이론의 한계를 살펴보고, 이를 바탕으로 더 효율적으로 시각 문제를 해결할 수 있는 확률 이론의 도입을 제

안한다. 그리고, 여러 초기 시각 모듈중 다른 모듈에 비해 적용환경상의 제약이 적고 비교적 쉽게 실제 응용에 적용할 수 있는 장점이 있는 스테레오(stereo) 문제를 중심으로 이를 해결하기 위한 확률모형(Stochastic model)을 수립한다.^[25, 27] MRF(Markov random field)와 GRF(Gibbs random field)의 등가성과 Bayes 정리에 기초한 확률이론(probabilistic theory)^[6, 17]은 영상 복원(image restoration), 윤곽선 검출(edge detection), 그리고 스테레오 정합(stereo correspondence) 등의 초기시각 문제를 체계적이고 통합적으로 해결할 수 있다.

뿐만아니라, 옵티컬 플로우(optical flow), 텍스처(texture), 셰이딩(shading) 등의 다른 초기시각 문제에도 유사하게 적용할 수 있을 것으로 기대된다.^[18, 10-13, 17, 26] 또, 확률모형의 국지적 특성에 의해 신경회로나 이와 유사한 아날로그(analog) 회로 등에 의한 병렬처리가 가능하므로 하드웨어 구현시 실시간 처리가 가능해질 것이다.^[17, 9, 11, 15, 21, 28, 29] 본 논문의 주요 의의는 초기시각의 체계적이고 통합적인 계산모형을 수립하는데 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 다음장에서는 초기시각 연구의 동향과 체계적인 접근법인 regularization 이론의 한계를 설명한다. 제 3장에서는 기존의 다른 방법들이 지닌 한계를 극복하기 위한 방법으로 도입된 확률이론을 설명한다. 제 4장에서는 확률이론을 초기 시각에 적용하는 예로써 선정된 스테레오 시각을 정의한다. 제 5장에서는 영상복원, 윤곽선 검출 및 스테레오 시각문제를 체계적으로 해결하기 위한 확률모형을 수립하고 에너지 함수를 유도한다. 제 6장에서는 확률모형으로부터 유도된 에너지함수를 최적화하는 방법을 설명하고, 이로부터 얻어진 결과를 제시한다. 그리고, 마지막으로 제 7장에서는 결론과 연구과제에 대해서 언급한다.

II. 초기시각의 연구동향

1. 기존의 대표적인 연구

D, Marr^[16]가 계산이론이라는 종합이론을 제안하여 시지각 과정을 체계적으로 설명한 1980년대 이후, 초기시각 문제를 체계적으로 연구하려는 두가지 중요한 수학적 기법이 등장하였다. 즉, Poggio등은 正則化 이론을 이용하여 초기시각 문제를 해결하려 하였고, Geman 등은 상대적으로 확장된 개념인 확률이론을 제안하였다.

Poggio등은 正則化 이론을 이용하여 가우시안 필터

(Gaussian filter)가 윤곽선 추출(edge detection)을 위한 최적의 필터임을 증명하였고,^[19] 초기 시각의 여러 문제들이 일반적인 正則化 이론으로 해결할 수 있음을 보였다.^[12, 18, 20] 한편, Terzopoulos^[22]는 표면 재구성(surface reconstruction) 문제에 正則化 이론을 적용하였고, Zhou 등은 스테레오,^[30] 모션-스테레오^[31] 그리고 모션^[32] 등의 에너지 함수 유도에 이용하였다. 이 방법은 기존의 다른 접근법에 비해 보다 강건하고 체계적인 장점이 있다. 그러나, 불연속성을 나타내는 물체의 경계부에서 정확한 해를 할 수 없으며, 여러 시각 모듈들로부터 계산된 정보를 효율적으로 통합하기 어렵다는 한계를 가진다.

따라서, Geman^[5]등은 상대적으로 확장된 개념인 estimation 이론과 라인프로세스를 영상복원 문제에 적용하여 확률이론이 기존의 正則化 이론이 지닌 한계를 극복할 수 있는 보다 강건한 접근법임을 보여 주었다. 한편, Marroquin^[17] 등은 주어진 사후(a posterior)분포에 대해 잘못 분류된 화소의 expected 갯수를 최소화 하는 MPM(marginal posterior modes) estimation을 사용하여 확률 이론을 본격적으로 초기 시각 문제에 도입하였고, Won^[21]은 영상복원과 변수(parameter)의 추정을 동시에 시도하였다. Jain^[6] 등은 거리(range)영상의 분할에 확률이론을 사용하였다. 한편, Jeong^[10, 11]도, 초기시각 문제의 계산에 확률 이론을 도입할 것을 제안하였고, Kim 등은 영상복원과 모션 과정의 계산^[12, 13]에 확률이론을 사용하였으며, Woo 등은 스테레오,^[25] 영상복원 과정과 스테레오 시각의 통합,^[27] 거리영상의 복원과 분할과정의 통합^[26]에 확률이론을 적용하였다. 이와 같이 초기시각 문제에서 기존의 접근법으로는 해결하기 힘들었던 불연속 문제와 각 모듈로부터 계산된 정보통합 문제를 확률이론의 도입으로 해결하려는 연구가 활발하게 진행되고 있다. 최근에는 많은 연구자들이 초기시각의 각 모듈에 대한 확률모형을 제안하고 있다. 그러나, 확률모형을 포함한 기존의 대부분의 연구들은 통합적인 영상 이해 시스템의 개발보다는 초기시각의 각 모듈의 문제의 해결에만 집중되고 있다.

2. 이론의 한계

일반적으로 대부분의 초기시각 문제들은 2차원의 영상으로부터 3차원의 정보를 복원하는 "inverse" 문제이며 이는 Hadamard^[6]의 정의에 따라 不良設定 문제이다. 문제의 해가 다음의 조건을 모두 만족할 때 이를 well-posed라 하고 하나라도 만족되지 않을 때 不良設定라 한다. Well-posed란 문제의 해가 1) 존재하고 2) 유일하며 3) 초기 데이터에 연속적으로 의존하

는 경우를 말한다. 한편, 不良設定 문제들은 적절한 제약조건을 사용하여 가능한 해의 공간을 제약하는 regularization 이론으로 해결할 수 있다.

正則化 이론의 기본 개념은 不良設定 문제를 해결하기 위해 적절한 사전 지식(a priori knowledge)을 이용하여 cost functional 또는, 에너지 함수를 최소화하는 해를 구하는 것이다.^[18] 즉, 일반적으로 관측을 y , 잡음을 n , 구하고자하는 정보를 x 라 할때, $Az+n=y$ 에서 주어진 불완전한 데이터 y 로부터 원하는 이상적인 데이터 x 를 찾기 위해서는 아래의 식

$$x^* = \operatorname{argmin}_x \|Ax - y\|^2 + \lambda \|Bx\|^2 \quad (1)$$

을 만족하는 x 를 찾는 것이다.^[23] 여기서 A 는 선형함수이고 λ 는 正則化 정도를 결정하는 상수이다. B 는 문제의 물리적인 제약을 나타내며 이는 일반적으로 평활화(smoothing)작용을 한다.

윤곽선 검출,^[19] 표면복원(surface reconstruction),^[22]움직임(optical flow),^[31, 32] 스테레오^[9] 등의 초기 시각 문제에 모두 식 (1)과 유사한 형태의 에너지 함수를 사용할 수 있다. 그러나, 正則化 이론은 기존의 다른 방법에 비해 초기시각 문제들을 체계적으로 설명하는 등 많은 장점을 가지기도 하지만, Tikhonov 형태(form)에 내재하는 단점도 가진다. 즉, 식 (1)의 A 와 B 를 선형으로 가정하는 것은 해공간을 B 의 차수에 의존하는 일반화된 splines으로 제한하는 것이다. 이것은 어떤 경우에는 해가 너무나 완만(smooth)하여 불연속이 존재하는 부분에 정확하게 위치시킬 수 없음을 의미한다. 스테레오를 비롯한 많은 초기 시각 문제에서 불연속성을 나타내는 경계부가 상당수 존재하며 이는 상대적으로 많은 정보를 포함하는 중요한 자리이다. 또, 正則化 이론은 초기 시각의 또 다른 중요한 문제인 다른 초기 시각의 모듈들로부터 정보를 통합하기가 어렵다. 즉, 일반적인 正則化 이론에서는 quadratic norm을 사용하므로 Euler-Lagrange 방정식으로 나타내어지고, 이는 각 모듈의 결과가 선형적으로만 결합되어짐을 의미하기 때문이다.

결론적으로, 正則化이론은 여러 초기시각 문제들에 대해 만족할만한 해를 구하기는 했지만 불연속성을 나타내는 경계부분 문제와 여러 모듈로부터의 구한 정보의 통합문제는 원활하게 해결하기가 어렵다. 따라서, 보다 이해하기 쉽고 일관성 있게 직접 불연속과 정보통합 문제를 해결하기 위한 연구들이 진행되고 있으며 그 대표적인 경우가 다음 장에서 설명할 확률이론의 도입이다.

III. 확률 모형

1. MRF /GRF의 등가성

이 새로운 접근법의 성공 여부는 다음의 조건들을 만족하는 확률 모형들을 어떻게 찾느냐에 달려있다.^[17] 먼저 필드(field)의 각 요소 사이의 확률적인 의존성이 국지적(local)이어야 한다. 이 조건은 알고리즘이 병렬 하드웨어로 구현될 수 있게 한다. 둘째, 정성적으로 다양한 행동(behaviors)이 모형화 될 수 있도록 그 종류가 풍부해야 한다. 셋째, 모형의 변수(parameter)와 대응하는 표본필드의 특성 사이의 관계가 상대적으로 명확(transparent)하여 모형을 규정(specify)하기 쉬워야 한다. 마지막으로, 사전확률 분포 P(f)를 명확하게 표현할 수 있어야 한다. 이는 Bayes 이론을 적용할 수 있게 해준다.

이러한 요구 조건을 만족하는 랜덤 필드는 유한한 격자사이의 MRF이다. 먼저 X를 유한하고 이산(discret) 값을 갖는 격자(lattice)상에 정의되는 랜덤 필드라 하고, L을 X의 domain인 격자, η_{ij} 를 site(i, j)에서의 이웃(neighborhood)이라 하면, MRF는

$$P(X_{ij}=x_{ij} | X_{kl}=x_{kl}, (k, l) \in L, (k, l) \neq (i, j)) = P(X_{ij}=x_{ij} | X_{kl}=x_{kl}, (k, l) \in \eta_{ij}) \quad (2)$$

과 같이 정의된다.^[11] 그림 1은 일반적으로 2차원 공간에서 정의되는 MRF모형의 이웃을 나타내고, 그림 2는 이에 따라 정의된 1차와 2차 clique를 각각 나타낸다.

한편, Hammesley-Clliford 정리[1]에 따라 X가 MRF이면 X의 pmf(probability mass function)가 GD(Gaussian distribution)이다. 따라서 확률분포 P(x)는

$$P(X=x) = \frac{1}{Z} \exp \left\{ -\frac{1}{kT} U(x) \right\} \quad (3)$$

이 된다. 여기서 kT는 상수이고, U(x)는 에너지 함수라 하며

$$U(x) = \sum_{c \in C} V_c(x) \quad (4)$$

로 정의되고 c는 정의된 clique, $V_c(x)$ 는 clique c가 갖는 포텐셜(potential)이다. Z는 normalization 상수로서 partition 함수라 하며

$$Z = \sum_x \exp \{ -U(x)/kT \} \quad (5)$$

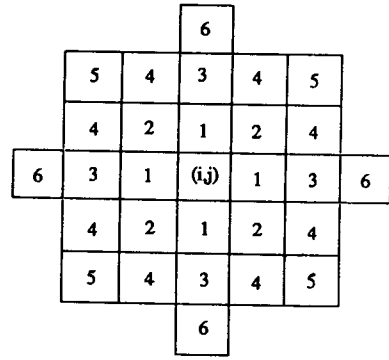


그림 1. 이웃 시스템
Fig. 1. Neighborhood system.

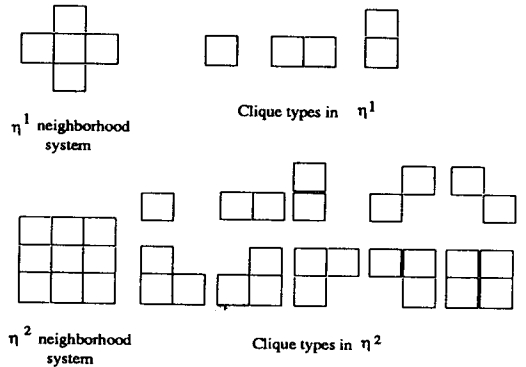


그림 2. Neighborhood 시스템과 clique
Fig. 2. Neighborhood system and clique.

가 된다. 일반적으로 MRF-GRF 등가성은 MAP 추정 문제를 적절한 에너지 함수를 찾는 문제로 만든다. 한편, X가 연속함수인 경우에는 X의 pmf를 pdf(probability distribution function)로 나타내면 된다.

2. 확률모형과 Bayes Estimation

영상처리를 위한 확률 모형을 정의하기 위해 먼저 a priori 프로세스를 X라 하고, 관측 영상을 Y라 하자. 또, X의 실제값(realization)을 x라 하자. 일반적으로 P(x)와 P(y|x)의 파라미터 θ_x, θ_y 는 이 모형의 a priori 지식을 포함하는 정보가 된다. 그림 3은 이들 사이의 상호관계를 나타낸다.

그림 3에서 화살표는 conditional pmf에 의한 의존 관계를 나타낸다. 여기서 θ_x 는 X의 모형 파라미터이고 θ_y 는 Y가 형성되는 과정에서 개입된 잡음에 대한 파라미터이다. 그런면, 문제는 y로부터 x의 Bayes estimate x^* 를 구하는 것이 된다. 이 확률 분포는 관측되는 y에 포함된 잡음의 확률분포와 함께 Bayes 정리를 사용하여 a 사후분포P(x|y)를 계산하는데 사용된다.

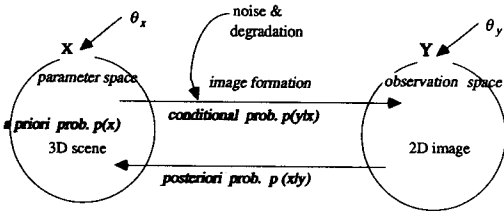


그림 3. 확률과정들의 의존관계
Fig. 3. Dependency of stochastic process.

이 때 $P(x|y)$ 는 관측되는 y 의 해인 x 의 근방(likelihood)을 나타낸다. 이로써 원하는 해 x 는 사후 확률분포를 최대화하거나(MAP) 적절한 오차함수의 기대치(expectation value)를 최소화하는 estimate x^* 를 계산함으로써 구할 수 있다.

$C(f, f^*(y))$ 를 x 와 그의 estimate인 x^* 사이의 괴리도를 나타내는 오차 함수라 하고 $E(\cdot)$ 를 $P(x, y)$ 에 관한 ensemble 평균이라고 하면, 최적 Bayes estimate x^* 는

$$x^* = \operatorname{argmin}_x E[C(x, x^*(y))] \quad (6)$$

가 된다. 이 방법은 일반적으로 cost 함수 $C(\cdot)$ 와 사후분포 $P(x|y)$ 를 알아야 하는데 사후 확률은 Bayes 정리에 의해

$$P(x|y) = \frac{P(y|x)P(x)}{P(y)} \quad (7)$$

로 주어진다. 여기서 분자의 항들 $P(x)$ 와 $P(y|x)$ 는 미리 확률 모형으로 주어지고, $P(y)$ 는 일반적으로 x 에 관해 상수이다.

여기에서, $P(y|x)$ 항은 잡음첨가(noise degradation)를 의미하므로 보통 가우시안(Gaussian) pmf가 된다. 따라서 $P(x)$ 나 $P(y|x)$ 는 전부 지수함수(exponential distribution) 형태의 pmf이므로 이들의 결합체인 $P(x|y)$ 도 지수함수

$$P(x|y) = \frac{1}{Z} \exp\{-U(x|y)\} \quad (8)$$

형태로 된다. 그리고 에너지는

$$U(x|y) = U(y|x) + U(x) \quad (9)$$

이며 $U(x|y)$ 는 Gaussian pmf의 power가 된다. 지수

함수 형태의 pmf의 장점은 MAP에서와 같이 최소 또는 최대점을 구하기 위해서는 power항 $U(x|y)$ 만 생각하면 된다는 것이다.

MAP estimate를 구하는 것은 매우 복잡한 nonconvex 함수를 최대화하는 것을 의미한다. 이때, global MAP estimate는 확률적인 이완(stochastic relaxation)법을 사용하여 구할 수 있다.^{[6][32]}

한편, 正則化와 확률 모형간의 관계를 다음과 같이 정리할 수 있다. 먼저, 사전지식이 正則化에선 해공간을 제한하는 것으로 표현되는데 반해 확률 모형에서는 확률적 분포로 표시되므로, standard 正則化보다 확률모형으로 풀 수 있는 문제의 범위가 훨씬 더 넓다. 따라서, 확률 모형에 어떤 조건이 부과 되면 일반적인 正則化 접근법과 동일한 해가 구해진다. 또, 확률 모형에서는 일반적인 正則化 접근법보다 정보의 통합이 훨씬 쉽다.

IV. 스테레오 시각

1. 양안차, Occlusion 및 Epipolar Plane의 정의

스테레오 영상이란 동일한 대상에 대해 다른 위치에서 잡혀진 두장의 영상을 말한다. 즉, 3차원 공간상의 각 점들은 두 장의 영상에 각각 투영되고, 이에 따라 한 영상의 한 점은 카메라의 변위와 회전등에 의해 상대적인 변위를 가지고 다른 쪽 영상에 나타난다. 이때 각 점간의 상대적인 변위를 양안차(disparity)라 한다. 또, 이에 따라 한쪽 영상에서는 나타나는 부분이 다른 쪽 영상에는 나타나지 않는 경우가 생기게 되는데 이 부분을 occlusion 영역이라 한다. 그리고, 3차원 공간의 한 점이 영상에 투영되었을 때 공간의 한 점과 각 영상에 투영된 점을 연결 하였을 때 생기는 면을 epipolar 평면이라 하고, 이 평면과 영상이 만나는 선을 epipolar 라인이라 한다.

2. 스테레오 시각의 문제

스테레오 시각은 인간의 시각 시스템과 유사하고 비교적 적용환경상의 제약이 적은 장점이 있어 3차원 거리정보 추출방법으로 많이 사용되고 있다. 일반적으로 스테레오 시각 문제에서는 탐색 공간을 줄이고, 문제를 단순화 시키기 위해 다음의 몇가지 가정을 적용한다.^[23] 먼저, 각 영상의 epipolar 라인은 동일한 위치에 존재한다. 둘째, occlusion 영역을 제외한 나머지 영역에서는 연속적인 3차원 거리정보를 가져야한다. 셋째, 정합을 위한 특징(primitive)들은 두 영상에 독립적으로 위치하고, 한 영상의 특징이나 화소들은 다른

영상의 특징이나 화소들에 하나 이상 정합될 수 없다. 이들 가정은 사전 지식으로 다음 장에서 유도할 에너지 식에 포함시켜 scene의 3차원 거리정보를 계산하는데 이용한다.

스테레오 시각의 주요 계산과정은 다음과 같다. 먼저 calibration 과정에서 카메라의 내부변수를 결정하고 이로부터 주변환경과 기하학적인 모형을 설정한다. 이때 획득한 영상에는 잡음이 포함되어 있으므로 전처리 단계로써 fitting이나 여과(filtering)의 과정이 필요하다. 그리고 복원된 영상으로부터 특징(primitive)이나 영역을 중심으로 각 화소간의 대응점을 찾는다. 이때 구해진 양안차와 미리 결정된 시스템 변수들을 사용하면 간단한 삼각 측량법으로 3차원 깊이 정보를 구할 수 있다. 이 과정에서 가장 중요한 문제는 3차원 공간의 한점에 해당하는 화소들을 두 영상으로부터 찾아내는 것이다. 이를 일반적으로 일치성(correspondence) 또는 정합(matching) 문제라 한다. 일반적으로 정합은 각 화소 주위의 국부적인 성질을 이용하여 대응 화소를 찾는데, 기존 방식은 크게 밝기값 기반(intensity based) 방식과 특징기반(feature based) 방식으로 구분할 수 있다.

특징 기반 방식은 주어진 영상으로부터 윤곽선 등의 특징을 먼저 찾은 다음 특징간의 정합을 시도하는 방식이다. 따라서, 이 방식은 상대적으로 정합 속도가 빠르고, 밝기나 카메라 등의 주변환경의 변화에 강건한 장점이 있다. 그러나, 특징이 없는 화소에서는 정합이 일어나지 않아 \dots sparse 하므로 별도의 보간(interpolation) 과정이 필요하게 되는 단점이 있다. 이때, 보간 과정은 또다른 不良設定 문제를 푸는 과정이다.

이에 반해 밝기값 기반법은 정합시 탐색공간이 넓어 정합이 까다로운 대신, 전 화소에 대해 정합이 일어난다. 이 때문에 보간 과정이 필요 없는 장점이 있다. 본 논문에서 제안한 확률모형은 병렬처리에 적합한 알고리즘이므로 기존의 밝기 기반법이 가진 단점을 보완할 수 있어 본 논문에서는 밝기기반법으로 정합을 시도하였다.

V. 스테레오 시각을 위한 확률이론

1. 스테레오 시각을 위한 확률모형

스테레오 시각의 가장 중요한 문제는 두개의 영상 f 과 f' 이 주어졌을 때 양안차 d 를 구하는 것이다. 일반적으로 스테레오 시각문제는 다음과 같이

$$\begin{aligned} & \text{Given } f=(f, f'), \\ & \text{Find } d^*(f), \\ & \text{Such that } d^*=\operatorname{argmin}_d C[d, d^*(f)] \end{aligned} \quad (10)$$

정의할 수 있다. 한편, 식 (10)에서 확률변수를 각각 $X=(G, D, L^d)$, $Y=(F)$ 로 정의하고, θ_x 와 θ_y 를 상수라고 가정하면 이 문제를 풀기 위한 확률모형은 다음과 같이 정의할 수 있다.

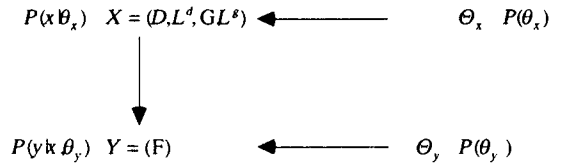


그림 4. 스테레오 정합을 위한 확률공간
Fig. 4. Probability space for computing disparity.

여기에서 y 는 주어진 영상, x 는 구하고자 하는 양안차, 양안차 라인프로세스, 그리고 복원 영상과 에지 라인프로세스를 각각 나타낸다. 이때, 스테레오 정합을 위한 사후 확률분포는

$$P(x|y)=\frac{P(y|g, l^s)P(d, l^d|g, l^s)P(g, l^s)}{P(y)} \quad (11)$$

과 같이 나타낼 수 있다. 여기에서 식 (11)을 자세히 살펴보면 영상복원 및 윤곽선 추출을 위한 항과 복원 영상과 윤곽선 정보를 기초로하는 스테레오 시각 모듈로 나누어 놓을 수 있음을 알 수 있다. 즉, 관측되는 영상에는 많은 종류의 잡음들이 포함되어 있으므로 영상복원 과정이 스테레오 모듈에 선행하고, 양안차는 복원된 영상과 윤곽선에 영향을 받는다고 가정하면, 사후 확률분포 $P(x|y)$ 는

$$P(x|y)=\frac{P(y|g, l^s)P(g|l^s)P(l^s)}{P(y)} \times P(d, l^d|g, l^s) \quad (12)$$

과 같이 정리할 수 있다.

2. 영상복원 및 에지 라인프로세스

영상복원 과정과 윤곽선 검출과정이 다른 시각모듈에 선행한다고 가정하였으므로 영상복원을 위한 랜덤변수를 $X=(G, L)$, $Y=(F)$ 라고 하면, 잡음이 첨가된

관측영상 $Y=y$ 로부터 복원 영상 G 와 에지 라인프로세스 L 을 구하기 위한 확률분포 $P(g,l|f)$ 는 Bayesian 정리에 의해

$$P(g, l|f) = \frac{P(f|g)P(g|l)P(l)}{P(f)} \quad (13)$$

과 같다. 이때 확률 모형은 잡음모형 $P(f|g)$, 완만 제약 모형 $P(g|l)$, 그리고, 라인프로세스 모형 $P(l)$ 등으로 각각 구분된다. 구해진 복원영상 G 와 '영상복원 과정에서 찾아진 에지 라인프로세스 l^k 의 정보는 양안차 라인프로세스 l^k 를 찾는 데 초기치로 이용한다.

잡음 모형은 복원하고자 하는 영상 g 로부터 주어진 잡음영상 f 로의 확률과정을 나타낸다. 즉, 원래의 영상이 센싱 환경에 의해 백색 가우시안 노이즈를 포함하게 되는 과정을 말한다. 따라서 확률분포 $P(f|g)$ 는

$$P(f|g) = \frac{1}{(2\pi\sigma)^2} \prod \exp \left\{ -\frac{(f_{ij} - g_{ij})^2}{2\sigma^2} \right\} \\ = \frac{1}{z} \exp\{-U(f|g)\} \quad (14)$$

와 같으며 여기서 Z 는 정규화 상수이다. 각 화소에서의 f 와 g 의 오차는 표준 편차 σ 의 값을 갖는 가우시안 분포가 된다. 따라서 에너지 함수는

$$U(f|g) = \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{ij} (f_{ij} - g_{ij})^2 \quad (15)$$

과 같이 정의 된다.

평활(smooth)모형은 복원하고자 하는 원래 영상 g 의 확률 과정(stochastic process)을 나타낸다. 즉, g 는 MRF이므로 g 의 각 화소에서의 밝기값들의 변화량은 주변 화소들의 밝기값 변화량들과 강하게 연관된다. 즉, 밝기 값이 갑자기 변화하는 부분을 제외한 나머지 영역에서는 각 화소의 밝기 값은 주위 화소에 대해 평활제약(smoothness constraint)을 갖는다. 따라서 확률 분포는

$$P(g|l^k) = \frac{1}{z} \exp\{-U(g|l^k)\} \quad (16)$$

과 같이 표현된다. 여기서 l^k 는 에지 라인프로세스이다. 역시 에너지 함수는 다음 식과 같이 나타낼 수 있다.

$$U(g|l^k) = \sum \sum (1 - l_{ij}^k) (g_{ij} - g_{ij\oplus})^2 \quad (17)$$

여기에서 l 은 라인프로세스, c 는 정의된 clique시스템을 나타내고 \oplus 는 정의된 이웃을 나타낸다.

실제로 복원된 영상에는 많은 불연속부가 존재하며 불연속부는 상대적으로 많은 정보를 포함한다. 따라서 이 불연속성을 나타내고 이로부터 더 정확한 거리정보를 계산하기 위해 영상모형에 라인프로세스 L 을 도입하였다.

$$l_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{if ON} \\ 0, & \text{o. w.} \end{cases} \quad (18)$$

이 라인프로세스는 인접하는 두 화소 사이에 존재하며 1, 0의 상태를 가진다. 즉, 값이 갑자기 변화하는 불연속성을 나타내는 부분에서는 smoothness 제약조건이 동작하지 않아야 하므로 ON이 되어 두 화소 사이의 의존관계를 끊어준다. 그림 4는 복원 영상 g 와 라인 필드 l^k 가 이루는 듀얼 격자(dual lattice)를 나타낸다.^[17]

그림 4(a)에서 동그라미는 복원 영상의 각 화소를, 선분들은 복원 영상의 각 화소간의 연결 강도를 조절하는 수직, 수평 방향의 라인 프로세스를 나타낸다. 한편, 라인프로세스의 특성상 화소에 정의된 이웃시스템과는 달리 그림 (b)처럼 수직, 수평 방향의 라인 프로세스 l_{ij}^h 및 l_{ij}^v 에 대한 이웃시스템을 각각 따로 정의하였다.^[8, 12] (c)는 수평방향의 이웃시스템에서 정의되는 1차의 cliques를 나타낸다.

이 때, 라인 프로세스 l^k 의 확률 분포는 다음과 같이

$$P(l^k) = \frac{1}{Z} \exp\{-U(l^k)\} \quad (19)$$

Gibbs 분포가 된다. 여기서 l^k 에 대한 에너지 함수는 다시 l^{th} 에 대한 에너지와 l^{kv} 에 대한 에너지로 분리할 수 있다. 즉,

$$U(l^k) = \sum_{ij} \{V_i(l_{ij}^h) + V_i(l_{ij}^v)\} \quad (20)$$

이고 $U(l^{th})$ 는

$$V_i(l_{ij}^h) = l_{ij}^h [c_r + c_p l_{i+j}^h + c_1 \{(1 - l_{i+j+1}^h - l_{i-j}^h - l_{i+j}^h)^2 + (1 - l_{i-j-1}^h - l_{i-j-1}^h - l_{i+j-1}^h)^2\}] \quad (21)$$

로서 나타낼 수 있고, $U(l^{kv})$ 도 식 (21)과 같이 나타낼 수 있다.

식 (21)에서 c_r, c_p, c_1 등은 상수이다. 첫번째 항은 라인 프로세스가 함부로 커지는 것을 막는다. 두번째

항은 라인 프로세스가 평행하게 생성되는 것을 억제하는 역할을 하며 세번째 항은 각 라인 프로세스들의 연결이 끊어지거나 교차하는 것을 억제한다.

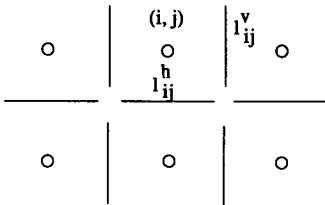
따라서, 영상복원을 위한 전체 에너지는

$$U(g, l|g) = U(f|g) + U(g|l) + U(l) \tag{22}$$

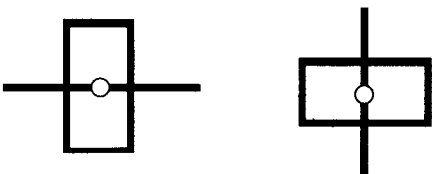
과 같다. 즉 MAP estimation는 에너지 함수

$$\begin{aligned} \hat{U}(g, l^*|f) = & \frac{1}{2\sigma^2} \sum_y (f_y - g_y)^2 \\ & + \sum_y \sum_c (1 - l_{y\oplus c})(g_y - g_{y\oplus c})^2 + \sum_y V_c(l_y) \end{aligned} \tag{23}$$

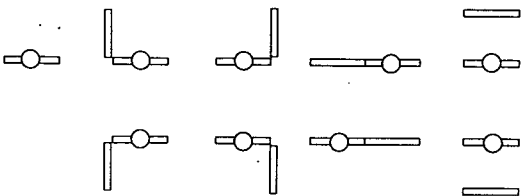
를 최소화하는 g 를 찾는 것과 같다.



(a) 듀얼 격자



(b) 수평방향의 이웃시스템 (c) 수직방향의 이웃시스템



(d) 수평방향에 대한 cliques

그림 5. 복원 영상 g 와 라인 필드 l^* 가 이루는 듀얼 격자 구조

Fig. 5. Dual lattice structure of reconstructed image and line field.

3. 스테레오 정합과정의 확률모형

이 절에서는 복원된 영상과 에지 라인프로세스로부터 정확한 양안차 맵을 구하는 과정의 확률 모형에 대해 설명한다.

복원된 영상과 에지 라인프로세스로부터 양안차 맵을 구하기 위해 랜덤변수들 $X=(D, L), Y=(G)$ 로 정의하면, 스테레오 정합 문제를 해결하기 위한 확률분포는

$$P(d, l^d | g^d, g^r, l^r) = \frac{P(g^d, g^r | d) P(l^r | l^d) P(d | l^d) P(l^d)}{P(g^d, g^r, l^r)} \tag{24}$$

과 같다. 즉, 복원된 영상과 에지 라인프로세스로부터 양안차 맵을 구하기 위한 사후 확률분포도 영상복원 과정과 유사하게 잡음모형 $P(g^r, g^d | d)$, 완만 제약 모형 $P(d | l^d)$, 그리고 라인프로세스 모형 $P(l^d | l^r)$ 등으로 각각 구분된다.

일반적인 스테레오 정합 방법들이 occlusion 영역에서 적절한 양안차를 결정하기 어려운데 비해, 확률모형에서는 에너지 식에 occlusion 표시자를 자연스럽게 포함시킬 수 있다.^[17] 즉, occlusion 표시자를

$$\begin{aligned} \phi_d(i) = & 1, \text{ if } x_i \leq x_{i-k} - k, k \in (0, m) \\ & 0, \text{ otherwise} \end{aligned} \tag{25}$$

로 정의한다. 여기서 i 는 epipolar 방향의 좌표이며, ϕ 는 occlusion 표시자, d 는 양안차, m 은 창(window)의 크기를 각각 나타낸다.

한편, G^1 이 양안차 D 에 의해 G^r 로 형성되었다고 하면, 이에 따른 확률밀도 함수는,

$$P(g^d, g^r | d) = \frac{1}{Z} \exp \{-U(g^d, g^r | d)\} \tag{26}$$

로 정의되고, 이에 따른 에너지 함수는

$$U(g^d, g^r | d) = \frac{1}{2\sigma^2} \sum_y (1 - \phi_y) (g_y^d - g_{y+d}^r)^2 \tag{27}$$

이 된다. 식에서 ϕ_y 는 occlusion영역에서의 오차를 최소화하기 위해 첨가한 occlusion 표시자이다.

일반 영상 뿐만 아니라, 스테레오 영상으로부터 구한 양안차 맵에도 실제로 많은 불연속부가 존재하며 불연속부는 상대적으로 많은 정보를 포함한다. 따라서 이 불연속성을 나타내고 이로부터 더 정확한 거리정보를 계산하기 위해 영상모형에 양안차 라인프로세스 L^d 을 도입한다. 양안차 라인프로세스도 그림 5와 같이 인접하는 화소 사이에 존재하며 1이나 0의 상태를 가진다. 즉, 불연속성을 나타내는 부분에서는 smoothness 제약조건이 동작하지 않아야 하므로 ON이 되어 두 화소

(pixel)사이의 의존 관계를 끊어준다. 이에 따른 확률 분포는,

$$P(d|l^d) = \frac{1}{Z} \exp \{-U(d|l^d)\} \quad (28)$$

로 정의되고, 에너지 함수는

$$U(d|l^d) = \sum_{ij} (1-l^d_{ij}) (d_{ij} - d_{i+1,j})^2 \quad (29)$$

와 같이 정의된다. 여기에서, 양안차 라인프로세스의 상태는 미리 구해진 에지 라인프로세스 L^g 를 초기치로 사용하여 결정한다. 라인프로세스의 clique potential V_c 는

$$V_c(l) = V_h(l) + V_v(l) \quad (30)$$

과 같이 정의된다.

그림 6에서 원은 양안차를 나타내고, 사각형은 그들 사이의 의존 관계를 나타내는 라인프로세스이다. 굵은 선은 양안차 사이의 연결상태를 나타내고, 가는 선은 라인프로세스 사이의 연결 상태를 나타낸다.

그림 6은 확률모형으로부터 국지적 특성을 나타내도록 구성되어 병렬처리에 적합하므로, Hopfield 모델이나 유사한 형태의 아나로그 회로를 이용하여 구현할 수 있다.

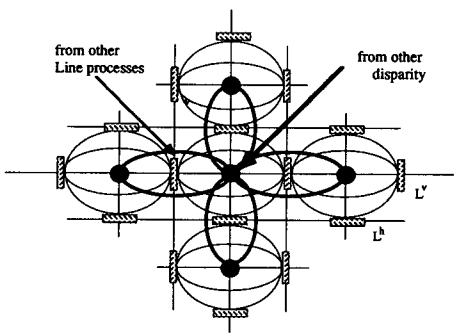


그림 6. 양안차 라인프로세스를 포함한 맵의 구조
Fig. 6. Structure of disparity map with line process.

따라서, 영상복원 과정에서 구해진 복원영상과 에지 라인프로세스로부터 스테레오 정합을 위한 전체 에너지는

$$U(d, l^d | g^g, g', l^g) = U(g^g, g | d) + U(d | l^d) + U(l^d | l^g) \quad (31)$$

과 같이 유도 된다. 즉, MAP estimation는 전체 에너지 함수

$$U(d, l^d | g^g, g', l^g) = \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{ij} (1 - \phi_{ij}) (g^g_{ij} - g'^g_{i+1,j})^2 + \sum_{ij} \sum_c (1 - l^d_{ij}) (d_{ij} - d_{i+1,j})^2 + \sum_{ij} V_c(l^d_{ij}) \quad (32)$$

를 최소화하는 양안차 d 를 구하는 문제가 된다.

VI. 실험 알고리즘 및 결과 분석

1. 최적화 알고리즘

지금까지의 설명으로부터 MAP estimation은 최적화 문제로 귀착됨을 알았으며, 앞 장에서는 확률모형으로부터 영상복원 및 윤곽선 추출과 스테레오문제에 대한 가 모형의 에너지 함수를 유도하였다. 이로부터 결정된 에너지 식은 正則化 처럼 convex가 아니므로 SA(simulated annealing) 등과 같은 확률적인 이완(relaxation) 방식을 사용하여 최소화 하여야 한다.^[31]

한편, 최적의 양안차를 구하는 영상복원 및 스테레오 정합 알고리즘은 다음과 같다. 먼저, 주어진 잡음 영상으로부터 영상복원 과정을 반복한다. 영상복원 과정에서는 에지 라인프로세스가 동시에 구해진다. 먼저, 라인필드를 고정시킨 채 에너지 함수를 최소화 시키는 해를 구하고, 다음에는 라인필드의 각 지점에 대해 라인프로세스를 켜는 경우의 에너지와 켜지 않는 경우의 에너지를 비교하여 만일 켜는 경우의 에너지가 더 작은값을 갖는다면 그 장소에 해당하는 라인 프로세스를 켜도록 한다. 이러한 과정을 반복하면 잡음이 제거된 복원 영상을 얻을 수 있다.

일단 영상복원 과정이 끝나면 복원영상으로부터 양안차를 구한다. 이 때, 에지 라인 프로세스는 양안차 프로세스의 초기치로 사용한다. 양안차를 구하는 과정은 먼저 양안차 라인프로세스의 상태를 고정시키고 에너지 방정식을 최소화하는 방향으로 양안차를 변화시킨다. 일단, 양안차가 결정되면 다음 단계에서는 에너지 식을 최소화 하는 양안차 라인프로세스의 상태를 결정한다. 영상복원 과정에서 사용된 알고리즘으로 위 과정을 반복하면서 에너지 식을 최소화 하는 양안차를 구한다.

영상복원에 사용된 SA의 알고리즘은 다음과 같다.^[31]

1. 초기화 : 초기 해 $X(0)$, 초기 온도 $T(0)$, 최종 온도 $T(f)$, 반복회수 $i=0$
2. 후보 \hat{X} 발생 후 비용함수의 변화량 $\Delta=C(X)-C(\hat{X})$ 계산, 만약 $\Delta < 0$ 이면 X 를 \hat{X} 로 대치 그렇지 않은 경우는 확률 $\exp(-\Delta)$ 에 의해 X 를 \hat{X} 로 대치
3. 온도 감소, 반복회수 $i=i+1$, 온도 $T(i) < T(f)$ 까지 (2) 반복.

여기에서 일반적으로 사용되는 온도 $T(k)$ 는

$$T(k)=T(0)/\log(1+k), k=1, 2, 3\cdots \quad (33)$$

이다. 이상에서 설명한 SA 알고리즘은 실제적 구현에서는 반복회수와 온도감소에 따른 한계를 가진다. 또, 엄청난 계산량으로 인해 실제로 구현하기에는 부적합하다. 그러나, 비용함수의 변화량 Δ 는 국지적인 정보에 의해서 계산할 수 있으므로 병렬알고리즘, 또는 신경회로망 구현에 관한 연구가 필요하다.^[28]

2. 실험결과 및 분석

먼저, 확률이론을 이용한 영상복원 과정의 유용성을 알아보기 위해 합성영상으로 실험을 하였다. 사용된 합성영상의 크기는 64×64 를 사용하였다. 그림 7은 합성영상에 대한 실험 결과이다. (a)는 잡음이 없는 원래 영상의 3차원 그림이고, (b)는 SNR(signal to noise ratio)이 10인 잡음이 포함된 합성 영상이다.

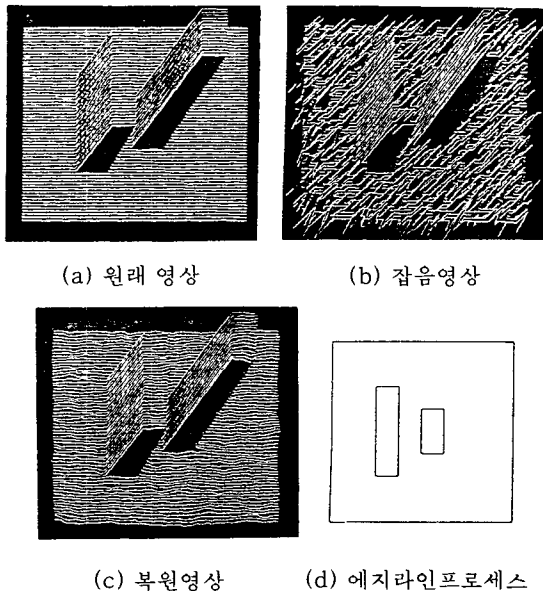


그림 7. 합성영상에 대한 복원 결과
Fig. 7. Result of synthesized image.

(c)는 복원 영상의 3차원 그림이고, (d)는 복원 과정에서 구해진 에지 라인프로세스이다. 실험 결과에서 보여지는 것처럼 윤곽선 부분이 라인프로세스에 의해 무너지지 않고 보존되는 것을 알 수 있다.

스테레오 정합문제를 해결하기 위해 epipolar, photometric, 그리고 smoothness 등의 가정을 사용하였다. 이 알고리즘의 유용성을 테스트 하기 위해 pseudo 랜덤함수를 사용하여 만든 random dot stereogram과 실험실을 배경으로한 실제 영상을 사용하였다.

그림 8은 2층 케익 모양의 50% random dot stereogram에 대한 실험 결과이다. (a)와 (b)는 각 화소의 밝기값은 0이나 255를 가지고, 배경은 양안차가 0, 각 층은 양안차가 각각 2, 4이고, 전체 크기는 128×128 인 영상이다. (c)는 RDS영상으로부터 구한 양안

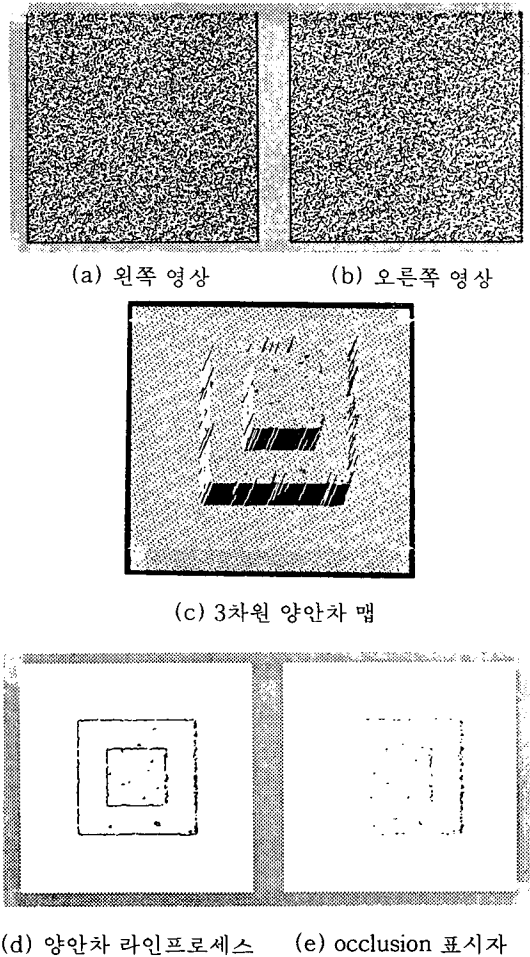


그림 8. RDS 영상으로부터 구한 정합 결과
Fig. 8. Correspondance resul from RDS images.

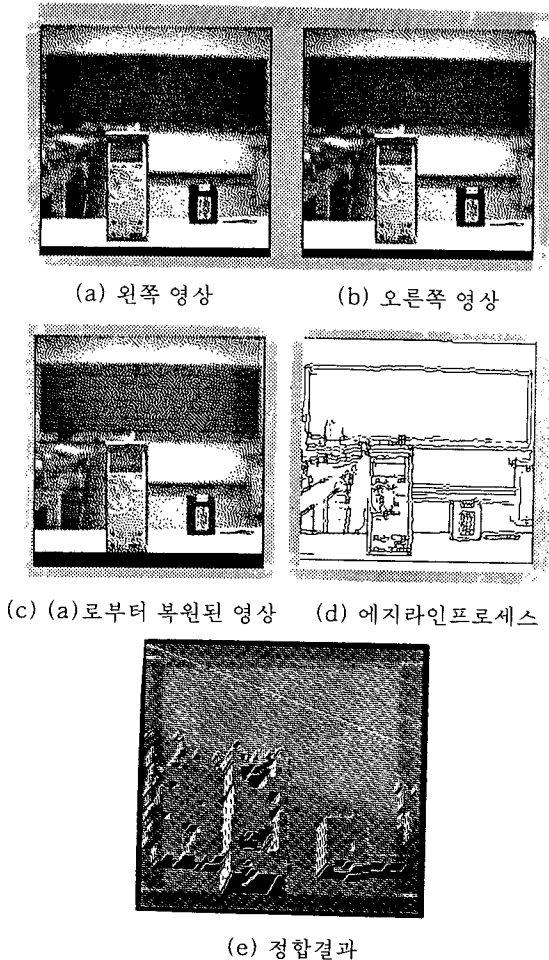


그림 9. 실제 영상으로부터 구한 정합 결과
Fig. 9. Correspondance result from real images.

차법의 3차원 영상이고, 그림 (d)는 라인프로세스이다. (e)는 RDS영상에 대한 occlusion 표시자이다.

그림 9는 자연영상에 대한 실험 결과이다. (a)와 (b)는 양안차가 0과 5사이의 값을 갖는 실험실을 배경으로한 128×128 크기의 자연영상이다. 그림 (c)는 (a)로부터 복원된 영상이고, (d)는 이때 구해진 에지라인프로세스이다. 또, (e)는 영상복원 과정에서 구해진 라인프로세스를 초기치로 사용하여 구한 양안차 라인프로세스를 나타낸다. 실험결과에서 보여지는 것처럼 밝기값의 변화가 적은부분에서는 완만함이 제대로 동작하지 않으므로 이를 극복하기 위한 방법에 대한 연구가 계속되어야 할 것으로 생각된다.

이 절에서는 제안된 확률모형으로부터 유도된 에너지 식으로부터 에너지를 최소화하는 양안차를 구하였다. 이 양안차 맴으로부터 카메라의 기하학적 특징과 변수를 고려하면 3차원의 거리정보를 계산할 수 있다.

제안된 알고리즘은 기존의 접근법과는 달리 영상복원, 윤곽선 검출 스테레오 정합의 전 과정을 체계적으로 수행하였으며, 구해진 결과도 양안차 라인프로세스에 의해 경계부가 상당히 깨끗하게 구해짐을 볼 수 있다. 한편, 적절한 clique 값에 따라 곡선인 윤곽선도 정확하게 구할 수 있다. 이때 적절한 clique의 값은 Won²¹이 제안한 방법으로 구할 수 있다.

이 실험은 SUN SPARC-1에서 수행하여 15분 정도 소요되지만, 확률모형의 국지적 특성은 병렬처리에 적합하므로, Hopfield 모델이나 유사한 형태의 아나로그 회로를 이용하여 구현할 경우 실시간 계산이 가능하리라 기대 된다. 따라서, 이 결과를 실시간으로 응용하기 위해서는 하드웨어 구현에 관한 연구도 필요하다 즉, 크기가 $N \times N$ 인 영상에서 D개의 양안차를 가정할 때 $O(N^2D)$ 단위라는 엄청난 하드웨어 복잡도를 갖는 신경 회로를 시뮬레이션하거나 VLSI로 구현하는 연구도 동시에 수행되어야 할 것이다.

Ⅵ. 결론 및 전망

이 논문에서는 먼저, 초기 시각 문제들을 체계적으로 설명할 수 있는 이론으로 알려져 있는 正則化 이론의 장점과 한계를 설명하였다. 또, 이를 바탕으로 기존의 이론이 지닌 한계들을 극복하고 더 효율적으로 시각 문제를 해결하기 위해 확률 이론을 도입하여 이용하는 방법을 제안 하였다. 특히, 여러 초기 시각 모듈 중 다른 모듈에 비해 적용환경상의 제약이 적고 비교적 쉽게 실제 응용에 적용할 수 있는 장점이 있는 스테레오 문제를 중심으로 초기시각의 여러 문제들의 통합화를 시도하였다. 마지막에 보여진 실험결과는 Bayes Estimation과 MRF모형에 기초한 확률이론이 正則化 이론보다 더 광범위한 문제들을 풀 수 있으며, 초기시각의 난제중의 하나인 불연속 문제와 정보 통합문제를 해결 할 수 있음을 보여 주었다. 또, 확률적 모형은 스테레오 정합문제 뿐만아니라, 다른 초기 시각 문제에도 유사하게 적용할 수 있을 것이다.

결론적으로, 확률모형을 사용하면 시각 문제들은 에너지 최소화 문제로 귀착되고 여러 시각 모듈들은 이식의 한 항으로 나타나 다른 모듈로부터의 정보 통합 문제가 쉽게 해결된다. 이렇게 유도된 에너지 식들은 신경 회로를 이용하여 풀 수 있다. 따라서, 신경회로를 이용한 확률 모형의 하드웨어(hardware)의 구현은 시각문제를 실 시간에 해결할 수 있을 것으로 기대된다. 이는 문자인식, 목표물 추적, 원격 감지, 무인 자동차, 로봇틱스 및 공장자동화 등에 응용될 수 있다.

그러나, paggio 등이 正則化 이론을 이용해 제시한 것처럼 확률 모형을 이용하여 초기시각의 여러 모듈들에 대한 에너지 식들을 유도하고 적절하게 정보들을 통합하려면 아직 상당한 연구가 필요하다. 또, 실시간 이용을 위해서는 구현 가능한 하드웨어에 대한 체계적인 연구도 필요하다.

參 考 文 獻

- [1] J. Besag, "Spatial interaction and the statistical analysis of lattice systems," *J. Royal Statist. Soc.*, Ser. B36, 1974, pp. 192-236
- [2] M. Bertero, T. A. Poggio, and V. Torre, "Ill-posed problems in early vision", *IEEE Proc.*, vol. 76, no. 8, pp. 869-889, August 1988.
- [3] C. Chang and S. Chatterjee, "Multiresolution stereo by simulated annealing," *IJCNN*, vol. 2, 1990, pp. 885-890
- [4] H. Derin and P. A. Kelly, "Discrete-index markov-type random process," *Proc. of IEEE*, vol. 77, no. 10, Oct. 1989, pp. 1485-1510
- [5] S. Geman and D. Geman, "Stochastic relaxation, gibbs distribution, and the bayesian restoration of images," *IEEE Trans. on PAMI*, vol. 6, pp. 721-741, 1984.
- [6] J. Hadamard, *Lectures on the Cauchy Problem in Linear Partial Differential Equations*, New Haven, Yale University Press, 1923.
- [7] Hutchinson, C. Koch, J. Luo, and C. Mead, "Computing motion using analog and binary resistive networks," *IEEE Computer*, vol. 21, no. 3, pp. 52-64, March. 1988.
- [8] A. K. Jain and S. G. Nadabar, "MRF model-based segmentation of range images," *Proc. of ICCV90*, pp. 667-671, 1990.
- [9] H. Jeong, J. H. Park, "A neural network for stereo vision", *Proc. of the 2nd Workshop for Image Processing and Image Understanding (IPIU90)*, KIET, Taejon, Korea, feb. 1990.
- [10] 정홍, "초기 비전을 위한 통합이론," 1990년도 추계 학술 논문 발표집, 한국정보과학회 인공지능연구회, pp. 1-30, 1990년 11월. (초청강연)
- [11] 정홍, "신경회로를 이용한 영상처리", 1991 신경회로망 이용기술 워크샵 강의노트, 대한전자공학회 전자계산연구회, pp. 138-182, 1992. 12.
- [12] 김창익, "확률론적 방법을 이용한 optical flow의 계산," 석사논문, 포항공과대학, 전자전기공학부, 1991.
- [13] 김창익, 우운택, 정홍 "확률론적 방법을 이용한 영상복원 및 optical flow의 계산," 정보과학회 춘계학술발표회차, pp. 159-162, 1991. 4.
- [14] C. Koch, J. Marroquin, and A. L. Yuille, "Analog neuronal networks in early vision," *Proc. Nat. Acad. Sci. USA*, vol. 83, pp. 4263-4267, 1986.
- [15] 이준재, 조석재, 하영호, "스테레오 정합을 위한 최적화 에너지함수의 신경회로망 모델링," 대한전자공학회지, vol. 28-B, no. 1, pp. 66-73, 1991.
- [16] D. Marr, "Vision," Freeman, San Francisco, CA. 1982.
- [17] J. Marroquin, S. Mitter, and T. Poggio, "Probabilistic solution of Ill-posed problems in computer vision," *J. Am. Statistics Assoc.*, vol. 82, pp. 76-89, 1987.
- [18] T. Poggio and V. Torre, "Ill-posed problems and regularization analysis in early vision", *AI memo 773*, AI Lab, MIT, April 1984.
- [19] T. Poggio, H. Voorhees and A. Yuille, "A regularized solution to edge detection", *AI memo 833*, AI Lab, MIT, May 1985.
- [20] T. Poggio, V. Torre and C. Koch, "Computational vision and regularization theory", *Nature*, vol. 317, no. 6035, pp. 314-319, sep. 1985.
- [21] T. Poggio, and F. Girosi, "Networks for approximation and learning," *Proc. of the IEEE*, vol. 78, no. 9, pp. 1481-1497, 1990. 7.
- [22] D. Terzopoulos, "Multilevel computational processes for visual surface reconstruction", *Computer Vision, Graphics, and Image processing*, vol. 24, pp. 52-96, 1983.
- [23] A. N. tikhonov, "Solution of incorrectly formulated problems and the regularization method", *Soviet Math. Dokl.*, 4, 1035-1038, 1963.
- [24] C. S. Won, *Unsupervised Segmentation of Noisy Textured Images Modelled with Gibbs Random Fields*, Ph. D. dissertation, Univ. of Massachusetts, 1990.

- [25] 우운택, 정홍, "스테레오 비전을 위한 확률 모형," 신호처리 합동 학술대회 논문집, pp. 32-37, 1990년 9월.
- [26] 우운택, 김재한, 정홍, 홍기상, "확률 모형을 이용한 거리영상 분할," 정보공학회지, 1991년. (출판중)
- [27] 우운택, 정홍, "확률 모형을 이용한 스테레오 비전과 영상복원 과정의 통합," 정보과학회 춘계학술발표회지, pp. 155-158, 1991. 4.
- [28] 우운택, 정홍, "확률이론과 신경회로를 이용한 스테레오 시각," 전자공학회 하계학술발표회지, 1991. 6.
- [29] A. L. Yuille, "Energy functions for early vision and analog networks," *Biol. Cyb.* vol. 61, pp. 115-123, 1989.
- [30] Y. T. Zhou and R. Chellappa, "Stereo matching using a neural network," *ICASSP*, pp. 940-943, 1988.
- [31] Y. T. Zhou and R. Chellappa, "Neural network algorithms for motion stereo," *IJCNN*, vol. 2, pp. 251-298, 1989.
- [32] Y. T. Zhou and R. Chellappa, "A network for motion perception," *IJCNN*, vol. 2, pp. 875-884, 1990.

 著 者 紹 介



禹 雲 澤(正會員)

1967年 1月 10日生. 1989年 2月 경북대 전자공학과(공학사). 1991年 8月 포항공대 대학원 전자공학과(공학석사) 1991年 8月~현재 삼성종합기술원 연구원. 주관심분야는 신경회로, 영상신호처리 및

컴퓨터 시각 등임.



丁 弘(正會員)

1953年 5月 16日生. 1977年 2月 서울대 전기공학과(공학사). 1979年 2月 한국과학원 전기 및 전자공학과(석사). 1984年 5月 MIT Electrical Engineering and Computer Science(S. M.). 1986年 5

月 MIT Electrical Engineering and Computer Science(E. E.). 1988年 2月 MIT Electrical Engineering and Computer Science(Ph. D.). 1979年 2月~1982年 7月 경북대전자과 전임강사. 1988年 1月~현재 포항공대 전자전기와 조교수. 주관심분야는 신경회로, 음성 및 영상신호처리, 컴퓨터 시각 등임.