

지역적 특징 정보를 이용한 유전 알고리즘 기반의 다해상도 스테레오 정합

홍석근*, 조석제**

*한국해양대학교 제어계측공학과

**한국해양대학교 IT공학부

e-mail:bassoflord@gmail.com

A Multiresolution Stereo Matching Based Genetic Algorithm Using Local Feature Information

Seok-Keun Hong*, Seok-Je Cho**

*Dept of Control & Instrumentation Engineering, Korea Maritime University

**Division Information Technology Engineering, Korea Maritime University

요 약

본 논문은 스테레오 시각에서 3차원 정보를 얻기 위해 지역적 특징 정보를 이용한 유전 알고리즘 기반의 다해상도 스테레오 영상 정합 방법을 제안하고자 한다. 스테레오 영상에서 대응점을 찾아 변위를 계산하는 문제는 최적화 기법으로 해결할 수 있다. 최적화 문제 해결에 우수한 유전 알고리즘을 이용해 조밀한 변위도를 구하고 정합의 효율성을 위해 계층적 다해상도 구조를 적용하여 영상 피라미드를 만든다. 그리고 변위도의 정확도를 높이기 위해 변위 전과 과정에서 지역적 특징 정보를 추출하여 이용한다. 실험을 통해 제안한 방법이 변위 탐색 시간을 감소시킬 뿐만 아니라 정합의 타당성이 보장됨을 확인하고자 한다.

1. 서론

스테레오 시각(Stereo vision)은 한 장면을 담은 스테레오 영상에서 물체의 위치 차이를 계산하여 3차원 정보를 추출하는 과정이다. 스테레오 시각 연구에서 두 영상간의 대응점을 찾아내는 정합 과정(stereo matching)이 가장 어렵다. 그래서 대부분의 스테레오 시각에 대한 연구는 대응성 문제, 즉 정합점을 정확히 찾는데 초점을 맞추고 진행되었다. 초기에 정합요소에 따라 특징기반 정합과 영역기반 정합으로 분류되던 스테레오 정합 기법은 오늘날 신경회로망(neural network), MRF(Markov Random Field), 신뢰전파기법(belief propagation) 및 진화 연산 알고리즘(evolutionary computation algorithm)과 같은 최적화 기법을 적용하는 방법들이 연구되고 있다[1].

진화 연산 알고리즘은 생물학적 진화를 모방한 방법으로써 해의 수렴 및 연산 성능이 뛰어나 최적화 문제를 해결하는데 우수하다는 장점이 있다. 이에 최근 진화 전략 알고리즘 중에서도 유전 알고리즘(genetic algorithm)과 개체기반 증가 학습(population-based incremental learning) 알고리즘이 스테레오 정합에 적용되는 사례가 늘고 있다[1,2,3,4].

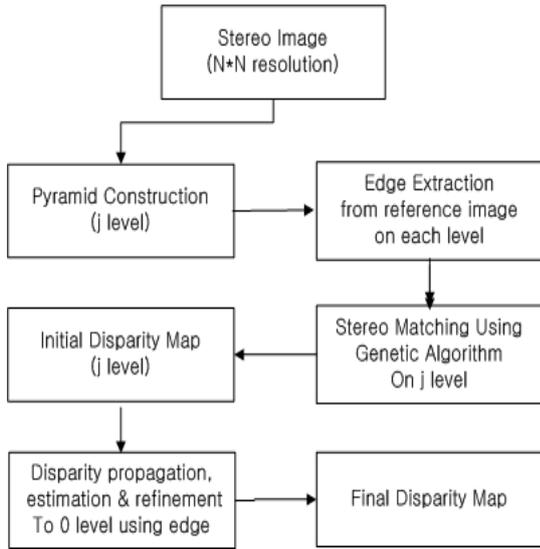
유전 알고리즘은 구조가 간단하면서도 복잡한 해공간에서 최적해를 찾아 수렴하는 장점이 있다. Han[2] 등이 유전 알고리즘을 이용하여 정확한 변위도를 구할 수 있음을 실험을 통해 보였으나 반복적인 변위 탐색과 일정 규모의 해집단을 계속 유지하기 때문에 계산량이 많다는 단점이 있다. 이러한 단점은 변위 탐색 범위가 넓은 영상에서 효율적이고 정확한

정합 성능을 보이는 계층적 다해상도 구조를 적용하여 해결할 수 있다[3,4]. 다해상도 구조의 핵심은 최상위 저해상도 계층과 최하위 본래 해상도 계층간의 변위 전과 과정이다. 이 과정에서 지역적 특징 정보를 이용하면 정확한 변위 전과가 가능하다.

본 논문에서는 변위도를 효율적으로 얻기 위한 방법으로 지역적 특징 정보를 이용한 유전 알고리즘 기반의 다해상도 처리 방법을 제안한다. 제안한 방법은 계산 복잡도를 줄이기 위해 스테레오 영상을 정해진 단계까지 축소하여 영상 피라미드를 만든다. 각 단계별 기준 영상의 에지 영상을 얻고, 최상위 저해상도 기준 영상의 에지 정보로 검색체 구조를 정의하여 유전 알고리즘을 적용한다. 이렇게 얻어진 최초 변위도를 단계별로 확대하며 전과하는 과정에서 Haar 웨이블릿 특징으로 구성된 지역적 특징 벡터를 이용하여 변위도의 정확성을 높이고, 기준 영상의 에지 정보를 이용하여 정제(refinement)된 최종 변위도를 얻는다. 제안한 방법의 성능을 실험을 통하여 확인하였다.

2. 제안한 방법의 개요

제안한 방법의 블록 다이어그램은 그림 1과 같다. 처음에 주어진 스테레오 영상으로 피라미드 구조를 만든다. 원영상 크기를 레벨 0로 두고 단계별로 2배씩 축소하여 $j+1$ 계층의 피라미드를 만든다. 이 때 기준영상의 각 단계별 근사영상에서 에지 영상을 생성한다. 레벨 j 의 스테레오 근사 영상을 유전 알고리즘으로 정합하여 최초 변위도를 얻는다. 그리



(그림 1) 제안한 방법의 블록 다이어그램

고 이 변위도를 단계별로 확대하며 전과 및 보간을 수행한다. 이 때 Haar 웨이블릿 특징으로 구성된 지역적 특징 벡터를 이용하여 변위가 정확히 전파하고 각 단계별로 얻어진 에지의 위치 정보를 참고하여 해당 단계의 정제된 변위도를 얻는다. 이러한 과정을 레벨 0까지 수행하여 원 영상 크기의 정제된 최종 변위도를 얻는다.

3. 유전 알고리즘을 이용한 스테레오 정합

유전 알고리즘을 이용하여 변위도를 얻기 위해 제안한 방법은 기준 영상의 에지 정보를 이용하여 염색체를 표현하고 같은 구조의 염색체들을 무작위로 발생시켜 염색체 개체 집단을 형성한다. 집단의 개체들은 교배, 돌연변이 연산으로 변형되고 정지조건을 만족하는 개체가 출현할 때까지 반복한다.

1. 에지 정보를 이용한 염색체 표현 및 초기집단 형성

염색체는 canny 연산자로 얻은 기준 영상의 에지 정보를 이용하여 표현한다. 변위도의 수평라인을 염색체로 대응시키고 염색체를 구성하는 유전자의 수는 대응된 수평라인의 에지화소에 의해 정해진다. 경계영상에서 폐곡선을 이루는 영역은 동일한 영역이라 간주할 수 있으므로 경계화소 사이의 화소들을 하나의 유전자로 취급한다. 단, 수평라인 상의 경계화소들이 연속적으로 나타날 경우 경계화소의 방향성분을 계산하여 같은 방향성분을 가지는 경계화소들을 하나의 유전자로 취급한다.

유전 알고리즘을 위한 초기 집단은 탐색 범위내의 변위값을 유전자에 무작위로 할당함으로써 얻을 수 있지만 효율적인 처리를 위해 제안한 방법에서는 정해진 단계까지 축소된 영상에 창기반 방법을 이용하여 화소별로 SAD를 구하고 SAD를 최소화하는 순서대로 c 개의 후보변위를 선정하여 초기집단을 만든다.

2. 유전 연산자

교배 연산자는 복합 교배(hybrid crossover)[5]와 다점 교배를 혼합하여 사용하였다. 복합 교배는 두 부모 염색체의 적합도를 계산하여 적합도가 큰 부모 염색체를 변형시키는 과정을 거친다. k 번째 세대에 교배를 위해 선택한 두 부모 염색체를 식 (1)과 같이 n 차원 벡터로 표현할 수 있다.

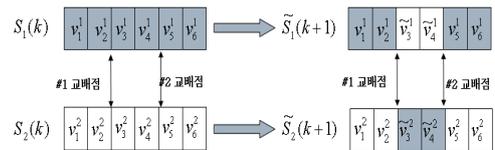
$$\begin{aligned} S_1(k) &= [v_1^1 \ v_2^1 \ \dots \ v_m^1 \ \dots \ v_n^1] \\ S_2(k) &= [v_1^2 \ v_2^2 \ \dots \ v_m^2 \ \dots \ v_n^2] \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 v_m^1 과 v_m^2 은 각각 첫 번째 염색체와 두 번째 염색체를 구성하는 m 번째 유전자이다. 두 부모 염색체 $S_1(k)$ 와 $S_2(k)$ 중 $S_2(k)$ 의 적합도가 크다면 $S_1(k)$ 은 그대로 두고 $S_2(k)$ 에 적합도 평균치와 두 부모 염색체간의 차이를 이용하여 구한 n 차원 이동벡터(shifting vector)를 합하여 변형시킨다. 이는 넓게 설정된 탐색 공간을 점점 좁혀가며 해를 탐색하기 때문에 초기집단에 미처 포함시키지 못하던 정밀한 해를 찾을 수 있는 방법이다. 복합 교배 연산은 적합도가 높은 쪽으로 탐색 범위를 더 확보하고 시작하기 때문에 조기 수렴을 방지할 수 있고 정밀한 해를 탐색할 수 있다.

제안한 방법에서는 복합 교배에 다점 교배를 혼합하여 특정 유전자의 산술적인 교배를 유도하였다. 그림 2는 제안한 교배 방법의 예이다. 두 개의 교배점이 발생했을 때 교배점에 의해 절단된 부분에 복합 교배를 적용하고 나머지 부분은 부모 염색체의 유전자를 그대로 물려받는다. 이 때 λ_m 은 적합도가 낮은 염색체의 개체 범위를 더 넓혀주기 위한 가중치이며 0과 1사이의 난수이다. 돌연변이는 동적돌연변이(dynamic mutation)를 사용하였다. k 번째 세대에서 j 번째 염색체에 돌연변이가 일어나면 m 번째 유전자는 식(2)를 통해 결정된다.

$$v_m = \begin{cases} \tilde{v}_m + \Delta(k, v_m^{(L)} - \tilde{v}_m) & : \text{if } \tau = 0 \\ \tilde{v}_m + \Delta(k, v_m - v_m^{(L)}) & : \text{if } \tau = 1 \end{cases} \quad (2)$$

여기서 $v_m^{(U)}$ 와 $v_m^{(L)}$ 은 각각 해당 유전자의 정의영역 상한값과 하한값이고 τ 는 0 또는 1 중에서 하나를 취하는 난수이다. 그리고 함수 $\Delta(k, y)$ 는 식(3)과 같다.



$$\begin{aligned} \tilde{v}_m^1 &= \lambda_m (\tilde{v}_m^2 - \tilde{v}_m^1) + \tilde{v}_m^1 \\ \tilde{v}_m^2 &= (1 - \lambda_m) (\tilde{v}_m^2 - \tilde{v}_m^1) + \tilde{v}_m^2 \end{aligned} \quad (0 < \lambda_m < 1)$$

(그림 2) 제안한 교배 방법의 예

$$\Delta(k,y) = y \cdot r \cdot \left(1 - \frac{k}{T}\right)^\beta \quad (3)$$

여기서 r 은 0과 1 사이의 실수 난수이고 T 는 최대 세대 수이며 β 는 불균등정도를 나타내는 매개변수이다. 동적돌연변이는 세대의 증가에 따라 전역탐색 영역을 좁혀가는 돌연변이 연산이다. 동적돌연변이의 특징은 세대초기에는 전체 탐색공간에 대해 균등한 확률로 전역탐색을 하고 세대수가 증가함에 따라 지역적으로 탐색한다.

3. 목적 함수

목적함수는 식 (4)와 같이 명암도 차이와 변위 평활성, 그리고 염색체 순서성 제약조건으로 얻어진 비유함수요소들의 합으로 정의할 수 있다.

$$F_j^i(k) = \omega_f MC_j^i(k) + (1 - \omega_f) DC_j^i(k) \quad (4)$$

여기서 ω_f 는 1보다 작은 가중치이다. $MC_j^i(k)$ 는 k 번째 세대에서 i 번째 집단의 j 번째 염색체의 최소절대차합(SAD)로 구할 수 있다.

$DC_j^i(k)$ 는 4방향 변위차, 수직방향오차 및 변위 순서성의 가중합으로 나타낼 수 있다. 표현은 식 (5)와 같다.

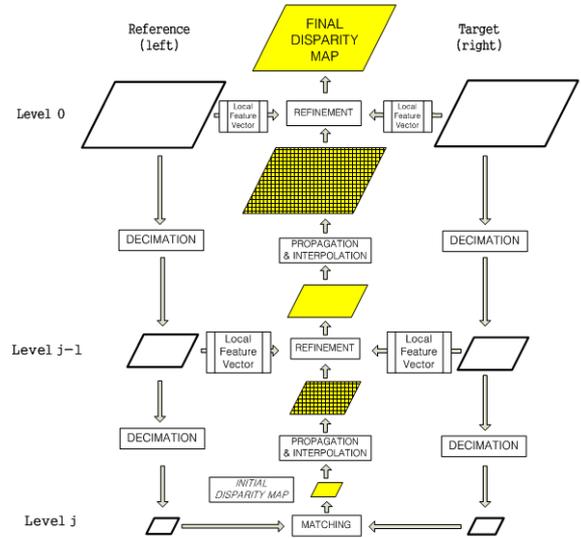
$$DC_j^i(k) = \omega_d [AS_j^i(k) + VS_j^i(k)] + (1 - \omega_d) CO_j^i(k) \quad (5)$$

여기서 ω_d 는 가중치이다. $AS_j^i(k)$ 는 변위화소의 4방향 이웃변위의 합에서 변위화소 4배를 뺀 값이다. $VS_j^i(k)$ 는 변위의 수직방향오차로써 변위만큼 떨어진 영상의 명암도를 고려하여 계산한다. $CO_j^i(k)$ 는 변위 순서성이다. 목적함수를 따른 적합도는 식 (6)과 같다.

$$Fitness_j^i(k) = \frac{1}{F_j^i(k)} \quad (6)$$

4. 영상 피라미드 구조와 변위 전파

유전 알고리즘은 해집단을 변형시키고 적합한 개체들을 선택하는 과정을 반복하는 특징으로 인해 전역적 병렬 탐색과 다차원 공간의 최적화 문제 등에서 좋은 성능을 보이기 때문에 정합 비용 함수를 최소화하는 변위도를 구하는 최적화 문제 해결 도구로 쓰일 수 있다. 그러나 유전 알고리즘의 해집단을 다루는 특성은 계산 복잡도의 증가를 불러온다. 본 논문은 영상 피라미드 기법을 이용한 효율적인 스테레오 정합 알고리즘을 제안한다. 제안한 다해상도 기반의 스테레오 정합을 그림 3으로 나타내었다. 레벨 0의 스테레오 영상에 피라미드 기법을 적용하여 각각 레벨 j 단계의 피라미드 영상들을 얻는다. 레벨 j 의 스테레오 영상을 정합하고 다음 단계인 레벨 $j-1$ 에 해당하는



(그림 3) 제안한 다해상도 기반 스테레오 정합

크기로 확대하면서 지역적 특징 정보를 이용하여 이전 단계 변위를 정확한 위치로 전파하고 주변 화소들의 변위를 동시에 구한다. 그리고 레벨 $j-1$ 단계의 스테레오 영상과 에지 영상을 이용하여 변위를 정제함으로써 현 단계 변위도의 정확도를 높인다. 이러한 일련의 과정을 거쳐 원래 크기인 레벨 0의 최종 변위도를 얻는다.

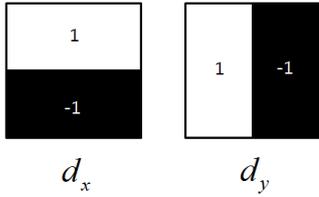
1. 영상 피라미드

계층적 접근을 통해 스테레오 영상 각각에 대한 근사 영상 피라미드와 예측차 영상 피라미드를 얻을 수 있다. 레벨 $j-1$ 의 영상을 근사화 필터(approximation filter)처리하여 2배 축소하면 레벨 j 의 근사 영상을 얻을 수 있다. 2배 확대한 영상과 레벨 $j-1$ 의 예측차 영상을 이용하여 레벨 $j-1$ 의 영상을 복원할 수 있다. 이런 과정을 반복하여 레벨 0의 원영상을 복원할 수 있다.

제안한 방법은 가우시안 저역통과 필터를 이용하는 가우시안 피라미드 기법을 이용하여 계층화된 영상들을 얻고 동시에 각 단계별 근사영상에 대한 에지 영상을 얻는다. 레벨 j 까지 계층화가 이뤄지면 최상단 근사 영상에 대한 스테레오 정합을 실시하여 최초 변위도(initial disparity map)을 얻는다.

2. 지역적 특징 정보를 이용한 변위 전파

레벨 j 의 최초 변위도를 얻은 후 변위도를 단계적으로 확대하며 변위를 전파한다. 최초 영상에서 화소 (x,y) 가 2배 확대되면 이 화소는 2배 확대된 영상, 즉 레벨 $j-1$ 의 $(2x,2y)$, $(2x+1,2y)$, $(2x,2y+1)$, $(2x+1,2y+1)$ 에 해당한다. 그리고 해상도가 두배씩 증가함에 따라 대응점의 상대거리도 2배 가까이 증가할 수 있다. 먼저 레벨 j 의 변위는 레벨 $j-1$ 의 4개의 화소에 저장된다. 정확한 변위를 전파하기 위해 그림 4와 같은 Haar 웨이블릿 필터를 이용한 지역적 특징 정보를 사용한다. 레벨 $j-1$ 스테레오 영상에 $2^2 \times 2^2$



(그림 4) Haar 웨이블릿 필터

크기의 Haar 웨이블릿 필터를 이용하여 4차원의 특징 벡터 V 를 식(7)과 같이 구성한다. 이때 필터는 단계마다 승수를 1씩 증가시켜 레벨 0에서 $2^{j+1} \times 2^{j+1}$ 의 크기로 처리한다.

$$V = [\sum d_x, \sum d_y, \sum |d_x|, \sum |d_y|] \quad (7)$$

여기서, d_x , d_y 는 수평방향과 수직방향 Haar 웨이블릿 필터로 얻은 응답을 나타낸다. 각 위치에 전파된 변위를 이용하여 식 (8)과 같은 특징차 $Dist(x,y)$ 를 구한다.

$$Dist(x,y) = |V_R(x,y) - (V_T(x-d_i(x,y),y))| \quad (8)$$

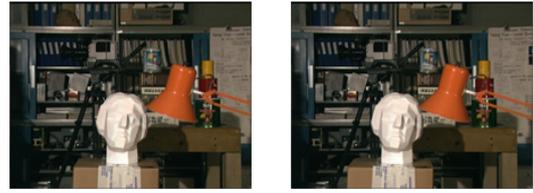
여기서, $V_{Ref}(x,y)$ 와 $V_{Tar}(x,y)$ 는 각각 기준 영상과 대상 영상의 좌표 (x,y) 의 Haar 웨이블릿 특징 벡터이고 $d_i(x,y)$ 는 변위이다. 이 때 변위 $d_i(x,y)$ 는 레벨 j 에서 전파된 변위 $d_p(x,y)$ 부터 $(2d_p(x,y)+1)$ 까지 순차적으로 1씩 증가시켜 특징차를 가장 작게 하는 변위를 해당 좌표의 변위로 한다.

다음 단계 변위도의 정확도를 위해 현 단계의 변위도는 정제(refinement)과정을 거쳐야한다. 정확한 변위도를 얻기 위해 현 단계의 예측차 영상을 이용하여 복원한 스테레오 영상과 에지 영상을 이용한다. 레벨 $j-1$ 의 보간된 변위도는 에지 영상을 이용하여 에지 화소 사이의 영역으로 나뉜다. 각 영역에 있는 변위들을 차례로 적용하여 그 영역의 변위로 통일하고 레벨 $j-1$ 의 복원된 스테레오 영상에 대한 SAD를 계산하여 최소값을 가지게 하는 변위를 선택한다.

5. 실험 결과

제안한 방법의 성능을 검증하기 위해 Tsukuba 영상으로 실험했다. 실험에 이용한 Tsukuba 좌, 우 영상은 그림 5의 (a)와 같다. 사실 변위도는 그림 5의 (b)이다. 제안한 방법으로 얻은 변위도는 그림 5의 (c)이다.

제안한 방법으로 객체의 경계를 보장하면서 정확한 변위도를 얻을 수 있음을 확인할 수 있다. 제안한 방법이 에지를 활용한 영역기반의 정합이므로 경계선을 명확히 보전하면서 조밀한 변위를 얻을 수 있었다. 이는 변위를 전파하고 정제하는 과정에서 변위의 제약조건이 한번 더 적용되는 것이 변위의 오차를 줄이는데 효과가 있음을 의미한다. 평균제곱 오차, 정합율 및 계산시간은 각각 1.364(pixels)와 93.52%였다. 계산시간은 4.4(sec) 소요되었다.



(a)



(b)



(c)

(그림 5) (a) Tsukuba 영상

(b) Tsukuba 사실 변위도

(c) 제안한 방법으로 얻은 변위도

6. 결론

본 논문은 지역적 특징 정보와 유전 알고리즘을 이용한 다해상도 기반의 스테레오 정합을 제안하였다. 영상 피라미드 기법을 이용하여 저해상도 영상과 에지 정보를 이용하여 검색체를 정의하였고, 유전 알고리즘으로 최초 변위도를 얻고 영상을 단계적으로 확대하며 변위를 전파할 때 지역적 특징 정보를 이용하여 전파위치를 찾고 주변 변위를 추정하였다. 실험을 통해 변위도를 계산하는데 좋은 성능을 보이는 유전 알고리즘을 사용하여 정합함으로써 정확한 정합이 이루어졌고 다해상도 기법을 결합함으로써 유전 알고리즘의 단점인 긴 계산 시간을 단축할 수 있음을 알 수 있었다.

참고문헌

- [1] D. Scharstein and R. Szeliski, "A Taxonomy and Evaluation of Dense Two-Frame Stereo Correspondence Algorithms," International Journal of Computer Vision, pp. 7-42, 2002.
- [2] K. Han, E. Song, E. Chung, S. Cho, and Y. Ha, "Stereo Matching Using Genetic Algorithm with Adaptive Chromosomes," The Journal of the Pattern Recognition, Vol 34, pp. 1729-1740. 2001.
- [3] B. Wang, J. Wang, Y. He, and C. Shen. "A novel stereo matching algorithm," Computer Engineering, Vol.31. pp. 24-26, May 2005.
- [4] Y. Ruichek, "Multilevel- and Neural-Network-Based Stereo-Matching Method for Real-Time Obstacle Detection Using Linear Cameras," IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems, Vol. 6, No. 1, 2005.
- [5] K. Lee, and P. Mohamed, "A Real-Coded Genetic Algorithm Involving a Hybrid Crossover Method for Power Plant Control System Design," Evolutionary Computation CEC02, IEEE Proceedings of the 2002, pp. 1069-1074, 2002.