

고속 영상 정합을 위한 보르노이 거리 기반 분할 검색 기법

배 기 태[†] · 정 민 영^{**} · 이 칠 우^{***}

요 약

본 논문에서는 특징점 기반 영상 모자이크를 위해 보르노이거리를 이용하여 두 영상의 대응점을 신속히 검색하는 영상정합 방법을 제안한다. 먼저 SUSAN 코너 검출기에 의해 정합하고자 하는 영상의 특징점을 추출한 후, 기준 영상의 특징점을 기반으로 우선 순위 기반 보르노이 거리 알고리즘을 이용하여 특징점 사이의 거리 정보를 가지는 보르노이 평면을 생성한다. 모델 영상에서 특징점 위치의 분산값이 가장 큰 곳을 모델 영역으로 선택하여, 모델 영역이 포개지는 기준 영상의 보르노이 평면에서 보르노이 거리의 합이 최소화되는 대응 영역을 큐를 이용한 분할 검색 알고리즘에 의해 찾아낸다. 이 방법의 장점은 새로운 보르노이 거리 계산 알고리즘과 보르노이 평면의 검색범위를 매번 최대 1/4씩 줄여 주는 큐를 이용한 분할 검색 알고리즘을 이용함으로써 보다 신속히 대응점을 찾을 수 있다는 것이다.

키워드 : 영상 모자이크, 영상 등록, 보르노이 거리

A Voronoi Distance Based Searching Technique for Fast Image Registration

Ki-Tae Bae[†] · Min-Yeong Chong^{**} · Chil-Woo Lee^{***}

ABSTRACT

In this paper, we propose a technique which is speedily searching for correspondent points of two images using Voronoi-Distance, as an image registration method for feature based image mosaics. It extracts feature points in two images by the SUSAN corner detector, and then create not only the Voronoi Surface which has distance information among the feature points in the base image using a priority based Voronoi distance algorithm, but also select the model area which has the maximum variance value of coordinates of the feature points in the model image. We propose a method for searching for the correspondent points in the Voronoi surface of the base image overlapped with the model area by use of the partitive search algorithm using queues. The feature of the method is that we can rapidly search for the correspondent points between adjacent images using the new Voronoi distance algorithm which has $O(\text{width} \times \text{height} \times \log N)$ time complexity and the the partitive search algorithm using queues which reduces the search range by a fourth at a time.

Key Words : Image Mosaic, Image Registration, Voronoi Distance

1. 서 론

머신 비전과 가상 현실 분야의 중요한 기술로서 영상 기반 모델링(modeling)과 영상 기반 렌더링(rendering) 기술의 하나인 영상 모자이크(mosaic) 기술이 새롭게 각광을 받고 있다[1]. 영상 모자이크를 성공적으로 수행하기 위해서는 무엇보다도 정합하고자 하는 영상간의 정합 영역을 정확히 찾아낸 다음, 이 정합 영역을 기준으로 영상들을 불연속점이나 왜곡 없이 매끄럽게 합성해야 한다. 그런데, 한 번에 정합 영

역을 정확히 찾아내거나 접합면을 흠없이 완벽하게 합성하는 것은 결코 쉬운 일이 아니다. 그래서 영상의 고유한 특징을 이용하여 대응점을 찾는 특징 기반 방법[2][3][12], 영상의 상관 관계를 이용하는 방법[4][5][11], 광류를 이용하는 방법[6] 등 여러 가지 전역 정합 기술들과 샘플(sample) 간의 차이를 최소화하는 방법[9], 샘플 집합을 이용하는 방법[10], 미분값에 기반을 둔 방법 등의 국부 정합 방법들이 전역 정합 단계를 통해 추출된 대응점에 내포된 정합 오차를 개선하여 보다 정확한 대응 관계를 계산해내기 위한 목적으로 개발되었다. 또한 정합 과정에서 추출된 대응점에 관한 투영 변환 정보를 기반으로 워핑(warping) 방법에 의해 영상 쌍을 하나의 좌표계로 변환시킬 수 있는 다양한 이론적 체계가 갖추어졌으며, 워핑시 중첩 부분의 자연스러운 합성을 위한 방법도 여러 종류가 개발되었다. 영상 모자이크

* 본 연구는 한국과학재단 지정 전남대학교 "고품질 전기 전자 부품 및 시스템 연구센터"의 연구비 지원에 의해 수행되었음.

† 준 회원 : 전남대학교 컴퓨터공학과 박사

** 정 회원 : 광주여자대학교 교육미디어학과 교수

*** 정 회원 : 전남대학교 전자컴퓨터정보통신공학부 교수

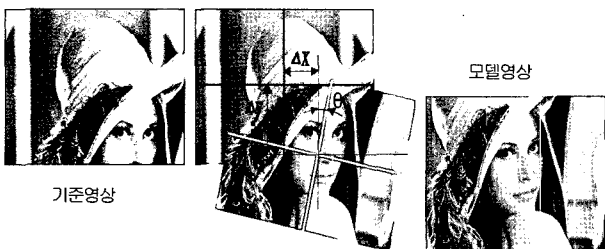
논문접수 : 2005년 1월 15일, 심사완료 : 2005년 4월 23일

은 다양한 전역 정합 기술, 국부 정합 기술, 워핑을 위한 기하학적 변환 방법, 합성을 위한 블렌딩(blending) 및 텍스처 매핑(texture mapping) 기술들 중에서 무엇을 선택했느냐에 따라 그 품질과 속도가 심하게 다르게 나타나게 된다. 따라서 어떤 세부 기술이나 방법을 적절하게 사용하느냐는 대단히 중요하며 이 중에서도 특히 전역 정합 기술은 최소한의 오차 범위 내에서 가능한 정확하게 정합 영역을 찾아야, 다음 단계로 진행됨에 따라 오차가 커지거나 속도가 느려지는 파급 효과를 방지할 수 있다는 측면에서 대단히 의의가 크다. 이에 본 논문에서는 특징점을 기반으로 비교적 정확한 정합이 이루어지면서도 빠른 처리 속도를 갖는 전역 정합 방법을 제안하는 것을 주요한 점을 두므로 국부 정합 방법으로 사용되는 Levenverg-Marquadt 방법[7], 기하학적 변환 방법으로 사용되는 투영 변환, 합성을 위한 블렌딩 방법으로 사용되는 가중치 평균법[5] 등은 생략하고 전역 정합시 보로노이 평면을 형성시키기 위해 보로노이 거리를 계산하는 우선 순위 기반 알고리즘과 보로노이 평면에서 큐를 이용한 분할 검색 알고리즘을 이용하여 대응점을 신속히 찾아내는 방법에 대해 중점적으로 기술한다.

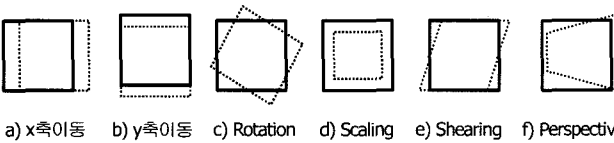
본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 보로노이 평면 구성을 위한 우선순위기반 보로노이 거리계산 방법을 제시하고 3절에서는 보로노이 평면에서의 큐를 이용한 분할 검색 방법을 제시한다. 4절에서는 제안한 방법의 효율성을 실험을 통해 살펴보고 5절에서는 결론 및 향후 과제에 대해 기술한다.

2. 보로노이 평면 구성을 위한 보로노이 거리 계산

본 논문에서는 (그림 1)과 같이 최소한 1/4이상의 중첩 영역을 가진 기준 영상과 모델 영상간의 x축, y축 사이의 이동 및 회전으로 인한 차이 뿐 아니라, 그림 2와 같은 여러 가지 기하학적 변환에 대한 것을 투영변환에 의해 하나의 좌표계로 통합되는 것을 기본으로 한다.



(그림 1) 기준 영상과 모델 영상의 회전과 이동 변환에 의한 정합 예



(그림 2) 기본적인 기하학적 영상 변환

2.1 보로노이 거리의 기준 설정을 위한 특징점 추출

영상간의 대응 관계는 눈에 띄는 특징점을 기준으로 주변의 밝기 변화를 비교하면 쉽게 찾을 수 있다. 본 논문에서는 특징점을 검출하기 위해 SUSAN 코너 검출기[8]를 사용하였다. 이 검출기는 밝기값 비교를 기반으로 하는 방법으로서 속도가 빠르고 신뢰성이 뛰어나며 잡음에 강하다. SUSAN 코너 검출기는 원영상에 대하여 밝기 문턱치(Brightness Threshold; t)를 변경시킴에 따라서 특징점의 수가 변하게 되는데, t 가 낮을수록 중간 화소와 주변 화소와의 명암차이의 수치가 낮아지므로 많은 특징점의 수를 얻을 수 있고, 반대의 경우, 즉 t 가 높을수록 특징점의 수가 적어지는 것을 알 수 있다. 본 논문에서는 SUSAN 코너 검출기에 의해 추출된 특징점들이 서로간에 간격이 없이 덩어리 코너점으로 뭉쳐있을 경우 이를 1개의 코너점으로만 삼는 방법을 사용하기 때문에 특징을 유지하는 범위에서 최대한 특징점 수를 줄이는 효과를 거둘 수 있었다. 이렇게 하는 이유는 특징점 수가 작을수록 처리 속도가 빠르기 때문이다.

본 논문에서는 기준 영상의 우측 3/4, 모델 영상의 좌측 1/4에 대해 특징점을 추출하며 이들이 대응점 검색의 기준이 된다. 특히 기준 영상의 특징점들은 보로노이 평면에서 거리값이 0가 되는 지점으로 삼고, 모델 영상에서는 특징점들의 위치를 분석하여 분산값이 가장 큰 곳을 모델 영역으로 삼는다.

식(1)과 같이 일정 영역 내의 특징 점들의 분산 값은 각 특징 점들의 x 좌표와 y 좌표에 대한 각각의 합을 특징 점수로 나누어 평균을 구한 다음, 각 특징 점과의 x, y 좌표 각각에 대한 평균과의 거리의 제곱의 합을 구한 후, 이들의 평균값을 취하여 구한다.

식(1)에서 x_i 는 i 번째 특징 점 x 좌표, y_i 는 i 번째 특징 점 y 좌표, n 은 특징 점수를 의미하고, μ_x 는 특징 점들의 x 좌표의 평균, μ_y 는 특징 점들의 y 좌표의 평균을 의미한다.

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^n (x_i - \mu_x)^2 + \sum_{i=1}^n (y_i - \mu_y)^2 \quad (1)$$

(그림 3)은 모델 영상의 중첩 가능 위치에서 일정 영역 내의 특징점들에 대한 분산값이 가장 큰 모델 영역을 자동 추출한 예를 나타낸 것이다.



(그림 3) 모델 영역 추출(오른쪽 영상)

2.2 우선 순위 보르노이 거리 계산 알고리즘과 보르노이 평면 생성

모델 영역은 보르노이 평면(Voronoi Surface)의 마스크로서 시작부터 끝까지 차례로 회전하여 보르노이 거리(Voronoi Distance)의 합이 최소가 되는 정합 영역을 찾는 데 사용된다. 따라서 기준 영상에 대해 모델 영역과의 매칭에 필요한 보르노이 평면을 생성해야 한다.

보르노이 평면은 기준 영상의 각 요소 (x, y)에서 가장 가까운 특징점과의 거리정보를 정의하고 있는 2D평면(2차원 배열)을 말하는데, 각 요소의 거리 정보를 보르노이 거리라 한다. 보르노이 평면의 각 요소의 위치는 기준 영상의 위치와 동일하며 다만 각 요소의 값이 색깔값이 아니라 가장 가까운 특징점과의 거리값인 것이 다른 점이라고 할 수 있다.

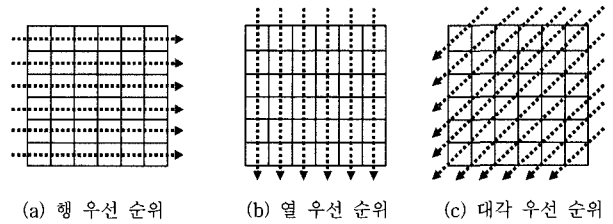
보르노이 평면(Voronoi Surface)를 생성하기 위해서는 보르노이 평면의 각 요소에 대한 보르노이 거리를 계산해야 한다. 기본적인 보르노이 거리 계산 방법은 보르노이 평면 각 요소 (x, y)에서 기준 영상의 각 특징점 좌표와의 x축 거리와 y축 거리 중 큰 것을 구한 다음 이들 중에서 가장 작은 값으로 정하면 된다. 이렇게 하면 특징점 주변 대각 위치 거리값이 x위치나 y위치의 값과 같게 되므로 (그림 4)와 같은 결과를 보인다.

3	2	2	2	2	2
3	2	1	1	1	2
2	2	1	0	1	2
2	1	1	1	1	1
2	1	0	1	1	0
2	1	1	1	1	1

(그림 4) 보르노이 거리값을 갖는 보르노이 평면의 예

그러나 기본적인 보르노이 거리 계산 방법을 사용하게 되면 구현하기는 용이하나 $O(W \times H \times N)$ (W:폭, H:높이, N:특징점 수)의 시간 복잡도를 갖게 되므로 실용성이 떨어진다. 따라서 본 논문에서는 이 방법을 개선하여 $O(W \times H \times \log N)$ 의 시간 복잡도를 갖는 우선 순위 기반 보르노이 거리 계산법을 개발하였다. 이 방법은 먼저, 특징점에 대해 그림 5와 같이 행 우선 순위, 열 우선 순위, 대각 우선 순위를 구하고 (x, y)에 대해 y에 해당하는 Y좌표를 갖는 특징점을 행 우선 순위에서 찾아 비교 후보로 삼고, x에 해당하는 X좌표를 갖는 특징점을 열 우선 순위에서 찾아 비교 후보로 삼으며, x+y에 해당하는 X+Y값의 X, Y좌표를 갖는 특징점을 대각 우선 순위에서 찾아 비교 후보로 삼아 각 후보 특징점과 (x, y)좌표와 거리를 계산했을 때, 최소 근거리값(d)을 찾는다. 그 다음으로 다시 (x, y)에서 d 만큼의 상하좌우 영역에 해당되는 곳에 여전히 특징점들이 있다면 이들을 추가적인 비

교 후보로 삼아 만약 (x, y)와 거리가 d보다 더 짧은 것이 있다면 그것을 최종적인 최소 근거리값으로 삼고, 이것을 (x, y)의 보르노이 거리값으로 정한다. (그림 5)의 (d)에서 4행 5열에 해당되는 보르노이 거리는 대각 우선 순위에 의해 마지막 특징점과 비교되어 일단 그 값이 2가 되나, 그 주변의 상하좌우 2영역 내의 특징점들과 비교되어 최종적으로 그 값이 1로 정해진다.



0	1	1	0	1	0
1	0	0	1	1	2
1	1	1	0	1	2
1	1	1	1	1	2
0	1	1	1	2	2
1	1	0	1	2	3

(d) 행, 열, 대각 우선 순위와 관련된 보르노이 평면의 예 (그림 5) 특징점 우선 순위 종류와 보르노이 평면의 예

[우선 순위 기반 보르노이 거리 계산 알고리즘]

1. 특징점에 대해 행 우선 순위, 열 우선 순위, 대각 우선 순위와 각 단위별 시작 위치를 계산(Sparse Matrix의 FastTranspose 알고리즘 이용)
2. 보르노이 평면 각 요소 (x,y)에 대해 반복
 - 2-1. y에 해당하는 Y좌표를 갖는 특징점을 행 우선 순위에서 이진 검색
 - 2-2. 만약 검색에 성공하면, 그 위치의 특징점을 비교 후보로 삼고, 만약 검색에 실패하면, 그 위치의 Y좌표가 y보다 작으면 현 위치의 바로 뒤 특징점을 비교 후보로 삼고, 그렇지 않으면 현 위치의 바로 앞의 특징점을 비교 후보로 삼아 (x,y)와의 거리를 계산하여 그 중 가장 작은 값을 최소 근거리값(d)으로 설정
 - 2-3. x에 해당하는 X좌표를 갖는 특징점을 열 우선 순위에서 이진 검색
 - 2-4. 만약 검색에 성공하면, 그 위치의 특징점을 비교 후보로 삼고, 만약 검색에 실패하면, 그 위치의 X좌표가 x보다 작으면 현 위치의 바로 뒤 특징점을 비교 후보로 삼고, 그렇지 않으면 현 위치의 바로 앞의 특징점을 비교 후보로 삼아 (x,y)와의 거리를 계산하여 그 중 가장 작은 값을 최소 근거리값(d)으로 재설정
 - 2-5. x+y에 해당하는 X+Y값의 X, Y좌표를 갖는 특징점을 대각 우선 순위에서 이진 검색
 - 2-6. 만약 검색에 성공하면, 그 위치의 특징점을 비교

후보로 삼고, 만약 검색에 실패하면, 그 위치의 X, Y좌표의 X+Y가 x+y보다 작으면 현 위치의 바로 뒤 특징점을 비교 후보로 삼고, 그렇지 않으면 현 위치의 바로 앞의 특징점을 비교 후보로 삼아 (x, y)와의 거리를 계산하여 그 중 가장 작은 값을 최소 근거리값(d)으로 재설정

2-7. 만약 d가 1을 초과할 경우, (x, y)에서 임시 보로노이 거리만큼의 상하좌우 영역에 있는 특징점들도 비교 대상으로 삼아 (x, y)와 거리가 d보다 작은 값이 있으면 그것을 최소 근거리값(d)으로 재설정

2-6. d를 (x, y)의 최종 보로노이 거리값으로 설정

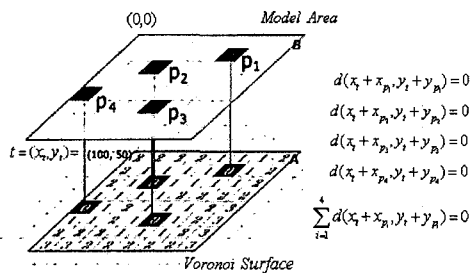
3. 큐를 이용한 분할 검색

우리가 1차적으로 찾고자 하는 것은 주어진 모델 영역과 구조적으로 유사한 후보 정합 영역들이다. 이것은 식 (2)와 같이 주어진 문턱치(τ) 내의 보로노이 거리(Voronoi Distance)를 갖는 변환 t 를 찾는 것과 같다.

$$f(t) = \sum_{b_i \in B} d(a_i) = \sum_{(x_{b_i}, y_{b_i}) \in B} d(x_t + x_{b_i}, y_t + y_{b_i}) \leq \tau \quad (2)$$

여기서 $f(t)$ 는 보로노이 평면 t 점을 기준으로 모델 영역을 맞추었을 때 모델 영역의 특징점에 대응되는 곳의 보로노이 거리의 합, t 는 보로노이 거리 계산을 위해 모델 영역을 보로노이 평면에 맞출 때 보로노이 평면의 좌상점의 좌표, b_i 는 모델 영역(B)내에서 모델 영역 좌상점을 (0,0)으로 보았을 때 특징점들의 상대적인 좌표, a_i 는 b_i 에 대응되는 보로노이 평면상의 좌표, $d(a_i)$ 는 보로노이 평면 a_i 좌표에서의 보로노이 거리, N 은 모델 영역내의 특징점 수, x_t 는 t 의 x 좌표, y_t 는 t 의 y 좌표, x_{b_i} 는 b_i 의 x 좌표, y_{b_i} 는 b_i 의 y 좌표를 의미한다.

$f(t)$ 가 τ 를 만족하는 영역들은 다수가 될 수 있는 데, 만약 τ 이 0이라면 정합영역과 정확히 일치하는 지점에서의 보로노이 거리(Voronoi Distance)의 합이 0인 영역 1개만이 τ 를 만족시킬 것이다.



(그림 6) 모델 영역과 일치하는 영역에서의 Voronoi 거리의 합 계산

(그림 6)은 모델 영역과 정확히 일치하는 지점에서의 보로노이 거리(Voronoi Distance)의 합 계산을 나타낸 것이다.

한편 $f(t)$ 는 t 에 대한 선형 방정식이므로 $f(t)$ 가 큰 값을 갖는다면 t 가 근방의 다른 값 t' 로 변화할 때 $f(t')$ 도 큰 값이 될 것을 예측할 수 있다. 즉, t 점에서 t' 점으로 이동 시, 각 점을 기준으로 한 보로노이 거리 합의 차는 각 점간의 유클리드(Euclid)거리 $\sqrt{(x_t - x_{t'})^2 + (y_t - y_{t'})^2}$ 와 모델 영역의 특징점수(N)와의 곱보다 항상 작거나 같다. 이러한 사실을 바탕으로 식 (3)을 유도할 수 있다.

$$|f(t) - f(t')| \leq \sqrt{(x_t - x_{t'})^2 + (y_t - y_{t'})^2} \times N \quad (3)$$

식 (3)에서 만약 t 가 보로노이 거리합($f(t)$)이 0이 되는 지점(목표 지점)이라면 $|f(t) - f(t')|$ 는 $f(t)$ 와 같으므로 $f(t)$ 가 클수록 목표 지점에서 멀리 떨어져 있다는 의미가 된다. $f(t)$ 는 모델 영역의 좌상단 위치를 t 에 맞추었을 때 모델 영역의 각 특징점에 대응되는 보로노이 평면의 각 거리의 합이므로 t 에서 목표 지점(t')까지의 유클리드 거리($\sqrt{(x_t - x_{t'})^2 + (y_t - y_{t'})^2}$)와 N 과의 곱보다 항상 작거나 같다. 이는 $f(t)$ 의 값이 $s \times N$ 보다 작거나 같은 값을 가질 경우, t 주변의 s 거리 이내의 영역에는 목표 지점($f(t')=0$)이 되는 t' 이 존재한다는 것을 의미하므로 $s \times N$ 을 목표 지점 존재유무를 구분하는 문턱치(τ)로 삼아 식 (4)를 유도할 수 있다.

$$f(t) \leq s \times N = \tau \quad (4)$$

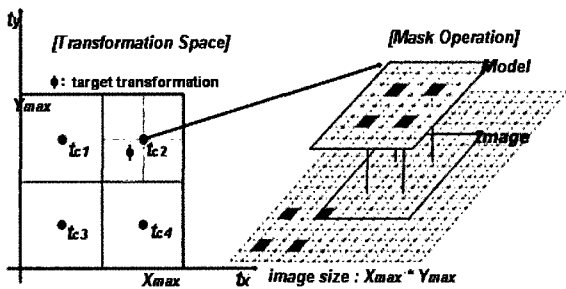
식 (4)를 역으로 해석하면, $f(t) > s \times N$ 이면 t 주변의 s 거리 이내에 해당되는 영역에는 $f(t')=0$ 인 t' 가 없다는 것을 의미한다. 이러한 성질을 이용하여 검색 대상을 줄임으로써 빠른 분할 검색을 수행할 수 있다. 본 논문에서는 이러한 사실들을 바탕으로 보로노이 거리 기반 큐(Queue)를 이용한 분할 검색 방법을 개발하였다.

분할 검색은 최초 검색 대상을 정사각형 형태로 조정하고 이를 4등분한 각 정사각형 영역의 중앙점을 t 로 보고 $f(t)$ 를 계산하여 이 값이 문턱치(τ)보다 크면 해당 정사각형 영역을 검색 대상에서 제외시키고, τ 내에 드는 값이면 4개의 세부 영역을 계속 검색할 영역으로 구분하고 각 영역의 중앙점(t_c)을 새로운 t 로 보고 영역폭이 아주 작을 때까지 계속 검색한다. 정사각형 영역의 폭이 1이하가 되면 이 점을 후보 목표지점으로 등록한다. 이 정사각형의 의미는 모델 영역 전체가 포개지는 영역이 아니고, 모델 영역의 좌상단 점이 포개지는 점의 검색 공간을 의미하며, 보로노이 거리의 합을 계산하는 대상은 항상 모델 영역이 포개지는 부분(좌상을 기준으로 모델영역의 폭과 높이)이 된다. 검색 과정의 각 중앙점은 식 (5)에 의해 구할 수 있다.

$$t_c = \left(\frac{x_i^{low} + x_i^{high}}{2}, \frac{y_i^{low} + y_i^{high}}{2} \right) \quad (5)$$

식 (5)를 구성하는 변수는 검색 대상 정사각형 영역의 좌상 좌표(x_i^{low}, y_i^{low})와 우하 좌표(x_i^{high}, y_i^{high})를 의미한다.

(그림 7)의 왼쪽 그림은 t_c 에 의하여 만들어지는 변환공간을 도식화한 것인데 보로노이 거리(Voronoi Distance)의 선형적인 특성을 이용하여 변환 공간의 특정 영역 내에서 찾고자 하는 영역이 존재할 가능성이 있는지 테스트해 볼 수 있다.



(그림 7) 분할 검색에 의한 중첩 영역 검색의 예

따라서, 모델 영역가 유사한 정합 영역을 찾기 위해 보로노이 평면을 처음부터 끝까지 순차적으로 검색하는 대신, 이러한 변환 공간을 이용하여 변환 공간의 중심 위치의 보로노이 평면에 있어서 모델 영역의 특징점 위치에 대응하는 보로노이 거리의 합이 특정 문턱치보다 작으면 이 위치를 기준으로 좌상, 우상, 좌하, 우하의 분할 영역을 큐(Queue)에 넣어 다음의 검색 대상으로 삼고 그렇지 않으면 큐에서 넣어둔 영역 정보를 꺼내어 1/4로 좁혀진 영역에 대해 검색을 계속한다. 이것은 큐에 들어있는 영역이 완전히 소진될 때까지 반복 수행하며 만약 보로노이 거리합이 특정 문턱치보다 작으면서 변환 공간의 폭이 1이하인 경우 이를 후보 중첩 영역으로 삼는다. 여기에 사용되는 문턱치(τ)는 식 (6)과 같다.

$$\tau = N \times \frac{w}{2} \sqrt{2} \quad (6)$$

식 (6)에서 N 는 모델 영역의 특징점 수, w 는 검색 대상 정사각형 영역의 폭을 의미한다.

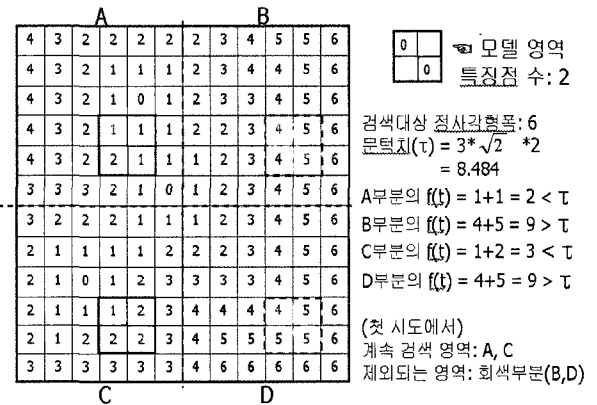
특징점 수와 변환 공간의 폭에 비례하는 값을 사용하여, 처음에 검색을 시작할 때는 모든 1/4 분할 공간이 검색 대상이 되게 하되 보로노이 거리의 합이 지나치게 큰 곳은 걸러지게 한다. 본 논문에서는 검색 속도를 높이기 위해서 변환공간을 폭과 높이가 같은 정사각형 영역으로 조정함으로써 변환 공간의 중심을 기점으로 변환 공간을 분할하였을 때, 크기만 1/4 만큼 작은 같은 유형의 정사각형 영역이 되도록 하였다. 다음은 보로노이 거리(Voronoi Distance)를 기

반으로 분할 검색을 수행하는 방법을 순서적으로 기술한 것이다.

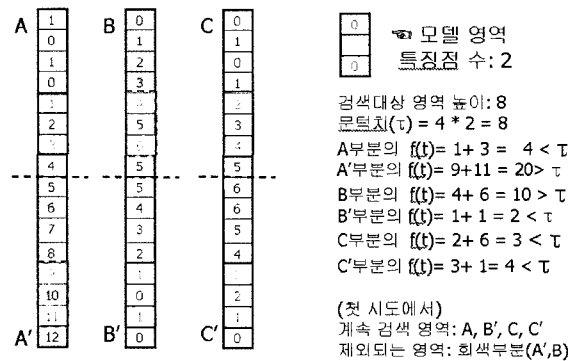
[보로노이 거리 기반 큐를 이용한 분할 검색 알고리즘]

1. 보로노이 평면 전체를 대상으로 하는 변환공간에 해당되는 정사각형의 영역(좌상모서리좌표(t), 영역폭(w))을 검색 큐에 넣는다.
2. 검색 큐가 비어있지 않은 동안 반복 수행한다.
 - 2-1. 검색 큐에 들어있는 검색 영역(t, w)을 하나 꺼낸다.
 - 2-2. 이 검색영역의 중심인 t_c 를 구한다. (식 5)
 - 2-3. τ 를 정한다.(식 6)
 - 2-4. t_c 에 대한 보로노이 거리의 합($f(t_c)$)을 계산한다.
 - 2-5. 만약 $f(t_c) \leq \tau$ 를 만족하면 2.5.1을 수행한다.
 - 2.5.1 w 가 충분히 작으면($w \leq 2$) 이 영역을 후보 정합 영역 큐에 넣는다/ 그렇지 않으면 좌상, 우상, 좌하, 우하 영역을 검색 큐에 넣는다

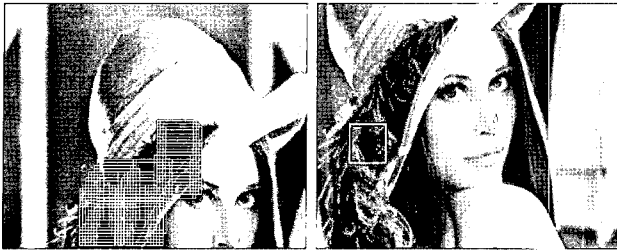
위 알고리즘을 종료하면 최종적으로 기준 영상의 후보 정합 영역들이 후보 정합 영역 큐에 남아있게 된다. 만약 후보 정합 영역 큐가 비어 있으면 정합 영역을 찾지 못한 것이다.



(그림 8) 분할 검색 기법을 2차원 보로노이 평면에 적용한 예



(그림 9) 분할 검색 기법을 1차원 보로노이 평면에 적용한 예



(그림 10) 후보 정합 영역의 추출(왼쪽 영상) (왼쪽영상: 기준영상, 오른쪽 영상: 모델영상)

(그림 8)은 위 알고리즘을 2차원 보로노이 평면에 적용한 예를 보인 것이고, (그림 9)는 이를 1차원 평면에 적용한 예를 나타낸 것이다. (그림 10)은 위 알고리즘을 이용하여 실험 영상에 적용한 결과에 의해 후보 중첩영역을 추출한 예를 나타낸 것이다.

4. 실험 결과

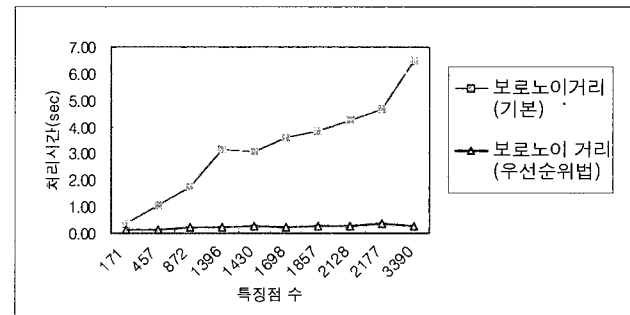
<표 1>은 20개 실험 영상에 대한 보로노이 거리 기반 영상 정합을 실험한 결과를 보인 것이다. 일반적으로 실내 영상에 비해 실외 영상의 성공률이 낮게 나타나고 처리에 걸린 시간도 더 길게 나타난다는 것과 겹치는 영역이 적게 포함된 영상도 성공률이 떨어진다고 알려져 있다. 이는 밝기 차이가 심하게 나는 경우나 영상간의 겹치는 영역이 적을 경우에는 성공률이 낮게 나타난다는 것을 의미한다.

<표 1>의 실험 결과에 따르면, 특징점 수가 많을수록 보로노이 거리 계산, 분할 검색, 칼라 매칭 시간이 더 소요된다는 것을 알 수 있다. 그리고 검색에 소요되는 시간이 거의 0에 가깝게 나오는 것은 이 검색 방법이 매우 효율적이

라는 것을 나타낸 것이다. 다만 검색 전에 보로노이 거리 계산에 의해 보로노이 평면이 신속히 구성되어야 한다는 전제가 필요하지만 우선 순위 기반 보로노이 거리 계산법에 의해 최악의 경우에도 0.34초 이내로 이루어지는 것이 그 자체로 의미가 크다. <표 2>는 기본적인 보로노이 거리 계산 방법과 우선 순위 기반 보로노이 거리 계산 방법을 본 논문의 실험 영상에 적용한 비교 결과를 수치로 나타낸 것이고 (그림 13)은 특징점 수에 따른 처리 시간의 변화를 그래프로 나타낸 것이다. 본 논문에서 제안한 우선 순위 기반 보로노이 거리 계산 방법이 처리 속도면에서 월등히 좋은 결과를 보이고 있다.

<표 2> 보로노이 거리 계산 방법 비교

특징점 수	171	457	872	1396	1430	1698	1857	2128	2177	3390
보로노이 거리 (기본)	4.66	3.05	1.75	3.63	3.14	4.27	1.03	0.38	3.63	6.51
보로노이 거리 (우선순위법)	0.34	0.27	0.22	0.25	0.23	0.28	0.14	0.14	0.28	0.30



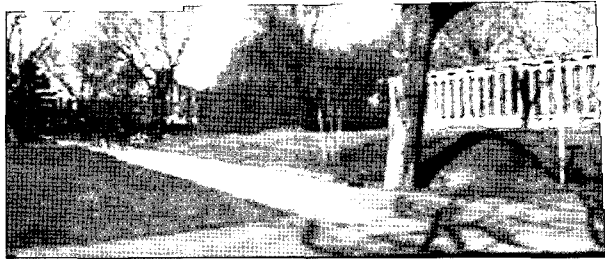
(그림 11) 특징점 수에 따른 보로노이 거리 계산 시간의 변화 비교

<표 1> 보로노이 거리 기반 영상 정합 실험 결과(특징점수(개수)를 제외한 나머지 항목은 시간(sec)을 나타냄)

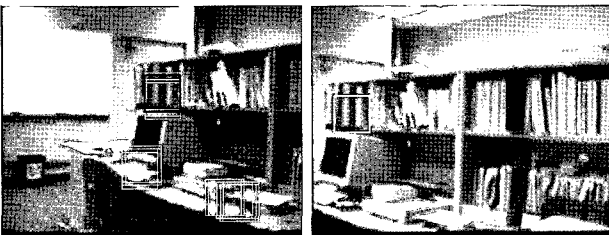
실험 영상	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
정합 성공 유무	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	×	○	○	○
특징점수	2177	1430	872	1698	1396	2128	457	171	1857	3390	178	909	2388	4157	1896	1267	1089	1008	1089	684
회색영상변환	0.38	0.39	0.38	0.38	0.38	0.38	0.38	0.38	0.38	0.38	0.38	0.36	0.38	0.38	0.38	0.69	0.38	0.38	0.38	0.16
특징점 추출	2.22	2.27	2.20	2.23	2.22	2.20	2.27	2.22	2.22	2.20	2.20	2.19	2.23	2.23	2.22	2.41	2.30	2.20	2.19	0.83
모델 선택	0.17	0.17	0.13	0.19	0.19	0.19	0.17	0.13	0.16	0.14	0.09	0.13	0.17	0.19	0.17	0.17	1.14	0.14	0.16	0.02
보로노이 거리 (우선순위법)	0.34	0.27	0.22	0.25	0.23	0.28	0.14	0.14	0.28	0.30	0.11	0.19	0.28	0.28	0.27	0.25	0.20	0.19	0.19	0.06
검색	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.00	0.00	0.00	0.02	0.00	0.00	0.02	0.02	0.02	0.00	0.00	0.02	0.00	0.00
칼라매칭	5.05	2.05	0.80	1.53	2.34	3.25	0.02	0.02	2.20	6.80	0.44	1.19	3.17	11.53	4.11	1.02	1.50	0.83	1.45	1.11
초기M	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.00	0.00
Levenberg-Marquardt(모델)	1.59	1.63	1.63	1.64	1.59	1.63	1.11	1.13	1.64	1.66	1.58	1.59	1.56	1.52	1.61	1.59	1.41	1.48	1.59	1.10
블렌딩 (blending)	0.77	0.73	0.78	0.84	0.73	0.70	0.77	0.47	0.77	0.80	0.66	0.73	0.77	0.77	0.75	0.73	0.59	0.70	0.67	0.25



(a) 기준 영상 (b) 모델 영상



(c) 최종 합성 결과
(그림 12) 실외 영상에 대한 검색과 합성 결과



(a) 기준 영상 (b) 모델 영상



(c) 최종 합성 결과
(그림 13) 실내 영상에 대한 검색과 합성 결과

(그림 12)는 실외 영상(실험 영상1)을 가지고 정합 영역을 검색한 후 변환 행렬을 계산하여 최종 합성한 결과이다. 그림 13은 병진이동이 있는 실내영상을 가지고 실험한 후의 결과이다. 나무들과 같은 복잡한 자연물에 대하여도 좋은 결과가 도출됨을 알 수 있다.

4. 결 론

본 논문에서는 특징점 기반 영상 모자이크를 위한 영상정합 방법으로, 보로노이거리를 이용하여 두 영상의 대응점을 신속히 검색하는 기법에 관해 기술하였다.

잡음에 강한 SUSAN(Smallest Univalve Segment Assimilating Nucleus) 코너 검출기에 의해 특징점을 추출하고, 이를 기반으로 모델 영상에서 특징점 위치의 분산값이 가장

큰 곳을 모델 영역으로 자동 선택하고, 기준 영상에 대해 우선 순위 기반 보로노이 거리 계산 방법을 이용하여 특징점 사이의 거리 정보를 가지는 보로노이 평면(Voronoi Surface)을 생성하여, 모델 영역이 포개지는 기준 영상의 보로노이 평면에서 보로노이(Voronoi) 거리의 합이 최소에 가까운 대응점을 큐를 이용한 분할 검색 기법으로 추출하였다.

<표 2>의 실험을 통해 효율성이 확인된 우선 순위 기반 보로노이 거리를 계산 방법을 개발하고 이를 기반으로 보로노이 평면을 구성할 뿐 아니라 <표 1>에 나타난 0에 가까운 검색시간을 갖는 큐를 이용한 분할 검색법을 통해 정합영역을 검색하므로 빠른 속도의 정합이 이루어진다는 것을 알 수 있다.

<표 1>에서 실험 영상 17의 경우에는 정합에 실패한 것으로 나타나고 있다. 이는 모델 영역과 아주 유사한 중첩영역이 목표 지점 이외에 존재한 경우이다. 이러한 경우는 모델 영역의 크기를 조정하거나 모델 선택 방법을 달리하는 방법을 사용해 볼 수 있으므로, 향후 모델 영역의 크기를 정하거나, 효과적인 모델을 선택하는 방법과 기준에 대한 것을 단순히 실험치만에 의존하여 결정하지 않고, 수식으로 표현 가능하고 증명이 가능한 이론적인 근거에 입각해서 결정할 수 있도록 하는 연구가 추가적으로 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] Darius Burschka, Dana Cobzas, Zach Dodds, Greg Hager, Martain Jagersand, and Keith Yereh, "Recent Methods for Image-based Modeling and Rendering", IEEE Virtual Reality tutorial 1, March, 2003.
- [2] Naoki Chiba, Hiroshi Kano, Minoru Higashihara, Masashi Yasuda, and Osumi, "Feature-Based Image Mosaicing", MVA'98 IAPR Workshop on Machine Vision Applications, pp.5-10, 1998.
- [3] Daniel P. Huttenlocher, William J. Rucklidge, "A Multi-Resolution Technique for Comparing Images Using the Hausdorff Distance", TR 92-1321(Technical Report Department of Computer Science Cornell University) 1992. 12.
- [4] B. S. Reddy and B. N. Chatterji, "A FFT-Based Technique for Translation, Rotation, and Scale-Invariant Image Registration", IEEE Trans. Image Processing, Vol.5, No.8, 1996.
- [5] 정민영, 최승현, 배기태, 이철우, "DirectX를 이용한 실시간 영상 모자이크", 정보처리학회논문지B, 제10-B권 제7호, pp.803-810, 2003. 12.
- [6] B. D. Lucas and T. Kanade, "An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision", In Seventh International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-81), pp.674-679, 1981.
- [7] H.-Y. Shum and R. Szeliski, "Panoramic image mosaics", Technical Report MSR-TR-97-23, Microsoft Research,

1997.

- [8] S. M. Smith and J. M. Brady, "SUSAN - A New Approach to Low Level Image Processing", Technical Report TR95SMS1c, Oxford University, 1995.
- [9] Zhang Zhijia, Huang Shabai, Shi Zelin, "A fast strategy for image matching using Hausdorff distance" Robotics, Intelligent Systems and Signal Processing, 2003. Proceedings. 2003 IEEE International Conference on Volume 2, Vol.2 pp.915-919 8-13 Oct., 2003.
- [10] Dan Huttenlocher and Phil Torr, "Efficient Algorithms for Matching" Int'l Conf ICCV 2003.
- [11] Guest, E, Berry, E, Baldock, R.A, Fidrich, M, Smith, M.A, "Robust point correspondence applied to two-and three-dimensional image registration" Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on Volume 23, Issue 2, pp.165-179, Feb., 2001.
- [12] Triggs, B, "Joint feature distributions for image correspondence" Computer Vision, ICCV 2001. Proceedings. Eighth IEEE International Conference, Vol.2, pp.201-208 7-14 July, 2001.



배기태

e-mail : bkt2002@empal.com
 1997년 호원대학교 전자계산학과(학사)
 1999년 전남대학교 컴퓨터공학과(공학석사)
 2003년~현재 전남대학교 컴퓨터공학과(박사 수료)
 관심분야: 컴퓨터 비전, 멀티미디어 데이터베이스, 패턴 인식, 컴퓨터 그래픽스, 영상 처리



정민영

e-mail : mychong@mail.kwu.ac.kr
 1991년 숭실대학교 전자계산학과(학사)
 1993년 숭실대학교 전자계산학과(공학석사)
 2002년 전남대학교 컴퓨터공학과(박사)
 1993년~1996 숭실대학교 중앙전자계산소 연구원
 1997년~1999년 광주여자대학교 정보전산원장
 1996년~현재 광주여자대학교 교육미디어학과 교수
 관심분야: 컴퓨터 비전, 멀티미디어 데이터베이스, 컴퓨터그래픽스, 소프트웨어 공학



이철우

e-mail : leecw@chonnam.ac.kr
 1986년 중앙대학교 전자공학과(학사)
 1988년 중앙대학교 전자공학과(공학석사)
 1992년 동경대학교 전자공학과(공학박사)
 1992년~1995년 이미지 정보과학 연구소 수석 연구원 겸 오사카대학 기초 공학부 협력연구원
 1995년 리츠메이칸 대학 특별초빙강사
 1996년~현재 전남대학교 전자컴퓨터정보통신 공학부 교수
 관심분야: 컴퓨터 비전, 멀티미디어 데이터베이스, 컴퓨터그래픽스