

MRF 모델과 분할 영상을 이용한 영상정합에 관한 연구

A Study on the Stereo Image Matching using MRF model and segmented image

변영기 * · 한동엽 ** · 김용일 ***

Byun, Young Gi · Han, Dong Yeob · Kim, Yong Il

* 서울대학교 지구환경시스템공학부 박사과정 · 02-880-7371(E-mail:071-kkokko@hanmail.net)

** 서울대학교 지구환경시스템공학부 박사과정 · 02-880-8701(E-mail:hkyon2@cricmail.net)

*** 서울대학교 지구환경시스템공학부 부교수 · 02-880-7364(E-mail:yik@snu.ac.kr)

요약

수치표고모델, 정사영상과 같은 공간영상정보를 구축하기 위해서는 입체영상을 이용한 영상정합(image matching)의 과정이 필수적이며, 단영상 또는 스테레오 영상을 이용하여 대상물의 3차원 정보를 재구성하고 복원하는 기술은 사진측량 및 컴퓨터 비전 분야의 주요 연구 중의 하나이다. 본 연구에서는 화소값의 유사성과 상호관계성을 고려하는 MRF 모델을 이용하여 영상정합을 수행하였다. MRF 모델은 공간분석이나 물리적 현상의 전후관계(contextual dependencies)의 분석을 위한 확률이론의 한 분야로 다양한 공간정보를 통합할 수 있는 방법을 제공한다. 본 연구에서는 기준영상의 화소에 시차를 할당하는 접근 방법으로 확률모델의 일종인 마르코프 랜덤필드(MRF)모델에 기반한 영상정합기법을 제안하였고, 공간내 화소의 상호관계를 고려해주므로 대상물의 경계부분에서의 매칭 정확도를 향상시켰다. 영상정합문제에서의 MRF 기본가정은 영상 내 특정 화소의 시차는 그 주위화소의 시차에 의한 부분정보에 따라 결정이 가능하다는 것이다. 깁스분포(gibbs distribution)를 사용하여 사후(posteriori)확률값을 유도해내고, 이를 최대사후확률(MAP: Maximum a Posteriori)추정법을 이용하여 에너지함수를 생성하였다. 생성된 에너지함수의 최적화(optimization)를 위하여 본 연구에서는 전역최적화기법인 multiway cut 기법을 사용하여 영상정합에 있어 에너지함수를 최소화 하는 이미지화소에 대한 시차레이블을 구하여 영상정합을 수행하였다.

1. 서론

영상정합이란 동일한 지상점의 투영점인 대응점을 두 입체영상에서 찾는 작업을 말한다. 영상정합기법은 정합요소(matching entities)의 유사성을 관측하는 방법을 말하며 정합대상기준 즉 비교되는 정합요소에 따라 영역기준 영상정합, 형상기준 영상정합, 관계형 영상정합 등으로 구분되어 개발되어 왔다. 유사성관측을 위하여 대표적으로 상관계수법과 최소제곱정합법을 사용하였다.

하지만 기존의 방법은 일정크기의 윈도우

간의 유사성을 관측하는 지역적인 방법으로 기준영역의 크기가 작을수록 그리고 탐색영역이 클수록 영상정합의 오류율이 높아지고, 영상의 화소값만을 이용하므로 유사한 화소값을 갖는 지역에서는 최적의 영상정합이 어렵고 대상물의 경계부분(discontinuity)에서의 처리가 어렵다.

이러한 기존의 영상정합의 문제점을 보완하기 위해 본 연구에서는 화소값의 유사성과 상호관계성을 고려하는 MRF(Markov Random Field) 모델 영상정합 알고리즘을 수행하였다. 공간내의 화소의 상호관계성을 정합 불확실성을 최소화

화 한 분할(segmentation)영상을 사용하여 고려해주므로 대상물의 경계부분과 폐색지역에서의 정합의 성공률을 높이고, 이를 이용한 3차원 도시모델링과 객체모델링의 가능성을 제시하고자 하였다.

2. 영상정합

2.1 영상정합에서의 최적화

수치사진측량과 컴퓨터 비전의 주된 연구목표는 이미지를 통해 실세계의 정보를 추론하는 것이며, 이러한 작업은 이미지처리나 이미지 해석에서의 불확실성 때문에 다양한 해결법이 존재한다. 따라서 주어진 자료를 효과적으로 결합하여 신뢰할 수 있는 정보를 얻어내는 것은 매우 중요하다. 이를 위해 이용 가능한 자료를 통합하는 것과 이들로부터 원하는 최적값을 얻어내는 최적화 과정이 필요하다. 본 연구에서는 영상정합문제에 있어 확률모델의 일종인 MRF 모델을 이용하여 데이터와 사전제약조건으로 이루어진 에너지함수를 생성하고 에너지 함수의 최소화를 위해 최적화 기법의 하나인 Multiway cut을 사용하였다

2.2 마르코브 랜덤필드(Markov Random field)

MRF는 Geman and Geman에 의해 이미지 분석 문제에 처음으로 소개되어졌다. MRF 모델에 대해 설명하기 전에 몇 가지 표

기를 정의한다. P 는 영상의 화소의 위치를 나타내는 점들의 집합을 말하고 L 은 레이블 집합으로서 시차의 집합을 말한다. 그리고 N 는 집합 P 의 근접관계를 말한다.

일반적으로 확률변수 F 가 근접관계 N 에 관하여 다음의 두 조건을 만족할 때 마르코브 랜덤필드라 말한다.

$$P(f) > 0, \forall f \in \mathcal{F} \quad (\text{positivity})$$

$$P(f_p | f_{P-p}) = P(f_p | f_N) \quad (\text{markovianity})$$

여기서, $P-\{p\}$ 집합의 차 (차집합),

f_N : N_p 에 속하는 레이블 집합

양(positivity)의 조건은 일어날 수 있는 가능한 모든 사건이 양의 확률값을 갖는다는 제약을 의미한다. markovianity의 조건은 화소 p 는 오직 근접관계의 레이블에만 영향을 받는다는 확률변수 F 의 지역적 특성을 말한다. 다시 말해 이미지 특정 화소의 시차를 결정하는 문제는 특정 화소 주변 시차값을 이용하여 결정 가능하다는 제약을 의미한다.

2.3 MRF 최대사후확률(MAP-MRF)을 이용한 에너지함수 형성

베이지 이론은 사전확률과 관측된 데이터가 주어졌을 때 사후확률을 계산할 수 있는 방법을 제시한다. 베이지 이론을 통해 사후확률을 최대로 하는 값 $arg_{f \in \mathcal{F}} p(d | f)p(f)$ 를 최대사후확률이라 한다.

센서 노이즈가 독립이라 가정하면 우도 함수 $p(d | f)$ 은 식(1)과 같이 화소 p 의 레이블이 주어졌을 때의 관측데이터 d_p 의 확률의 값을 나타내는 D_p 의 함수로 나타낼 수 있다.

$$p(d | f) \propto \exp\left(-\sum_{p \in P} D_p(f_p)\right) \quad (1)$$

또한 MRF 모델에서 configuration의 결합확률을 나타내는 사전확률 $p(f)$ 은 Markov-Gibbs equivalence에 의해 깁스 분포를 이용하여 식(2)과 같은 클릭의 합으로 나타낼 수 있다.

$$p(f) = \exp\left(-\sum_C V_C(f)\right) \quad (2)$$

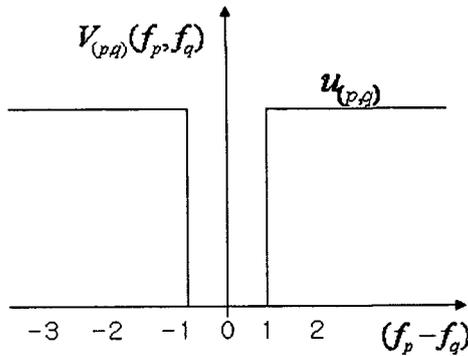
본 연구에서는 계산 비용의 축소를 위해 근접관계와 클릭을 1차 근접관계(4-neighborhood system)와 2-point 클릭으로 한정하였다. 따라서 MRF에서의 최대사후확률을 갖는 configuration f^* 를 찾는 문제는 식(3)과 같이 smooth

term(MRF prior)과 data term을 갖는 에너지함수 $E(f)$ 를 최소화 하는 문제와 같게 된다.

$$E(f) = \sum_{p,q \in N} V_{p,q}(f_p, f_q) + \sum_{p \in P} D_p(f_p) \quad (3)$$

본 연구에서는 데이터 유사성을 측정하는 $D_p(f_p)$ 는 식(4)과 같이 화소값 차의 제곱을 사용하였고 대상물의 경계부분을 보존하는 Generalized Potts model을 이용하여 식(5)과 같이 $E_{smooth}(f)$ 을 선정하였다.

$$D_p(f_p) = (I_{left}(p) - I_{right}(p+d))^2 \quad (4)$$



$$V_{p,q}(f_p, f_q) = u_{p,q} \cdot \delta(f_p \neq f_q) \quad (5)$$

$$\text{여기서, } \delta(f_p \neq f_q) = \begin{cases} 1 & \text{if } f(p) \neq f(q) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

따라서 본 논문에서는 MRF로부터 유도된 최종 에너지함수는 식(6)과 같다.

$$E_p(f) = \sum_{p,q \in N} u_{p,q} \cdot \delta(f_p \neq f_q) + \sum_{p \in P} D_p(f_p) \quad (6)$$

3. 에너지함수의 최소화

본 연구에서는 영상정합문제에 있어 데이터 제약조건과 MRF를 이용한 사전제약 조건 함수로 구성된 에너지 함수의 최소화의 문제를 공간내 센서노이즈와 화소들의 상관관계성을 표현하는 가중치그래프에서 비용을 최소로 하는 Multiway cut을 계산함으로써 해결하였다.

3.1 Multiway cut

시차레이블(Terminal)을 포함하는 정점

(vertex)과 양의 가중치를 갖는 변(edge)들로 이루어진 가중치그래프 $G = \langle V, E \rangle$ 에 대하여 $G(C) = \langle V, E - C \rangle$ 의 그래프가 시차레이블을 완벽히 분리할 경우 변(edge)의 부분집합 $C(C \subset E)$ 를 Multiway cut이라고 한다.

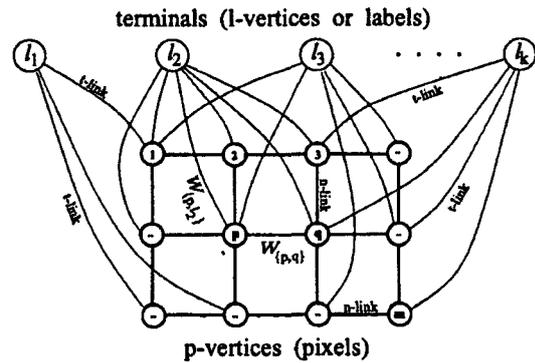


그림 1 Multiway Cut

화소 p는 n-link에 의해 근접관계 N에 의해 연결되며 각각의 n-link $\{p, q\} \in E_N$ 에는 식(7)과 같은 가중치가 부여된다.

$$w_{p,q} = u_{p,q} \quad (7)$$

p-vertex와 l-vertex는 t-link로 연결되며 각각의 t-link $\{p, q\} \in E_T$ 에는 식(8)과 같은 가중치가 부여된다.

$$w_{p,l} = K_p - D_p(l) \quad (8)$$

여기서 $K_p > \max_l D_p(l)$ 양의 가중치가 되도록 충분히 커야 함

3.2 알고리즘 순서

본 연구에서는 왼쪽영상을 기준으로 영상정합을 수행하였고, 상관계수법을 이용하여 시차레이블의 초기값을 구하였다. 구체적인 알고리즘의 순서는 다음과 같다.

- ① 초기에 임의적으로 multiway cut을 수행
- ② 두개의 터미널을 랜덤하게 선택
- ③ 선택된 시차레이블과 연결된 화소들만

- 을 추출하고 모든 변을 연결함
- ④ Max-flow 알고리즘(Ford, Fulkerson 1964)을 이용하여 화소들의 시차 레이블을 재할당 함.
- ⑤ 새로운 multiway cut을 획득
- ⑥ multiway cut에 비용이 최소가 될 때까지 ②-⑤과정을 반복함

4. 실험 및 적용

4.1 대상지역

본 연구에서 사용된 항공사진의 제원은 <표1>과 같고 계절적 요인, 촬영 시간에 의한 영향으로 건물의 그림자의 영향이 크게 나타남을 확인할 수 있다.

표 1 항공사진 제원

항목	내용
촬영축적	1/5000
카메라렌즈 초점거리	153.59mm
촬영고도	880m
촬영일자	1999년 12월 11일
촬영시간	오후 1시
중중복	60%
횡중복	30%

본 연구에서는 에피플라 영상에서 일반적으로 영역기반정합에서 영상정합이 어려운 그림자의 영향이 많고 대상물의 반복적인 패턴을 보이며, 대상물의 경계(discontinuity)가 많은 그림 1과 같은 밀집된 단층가옥구조를 대상지역으로 선정하여 영상 정합을 수행 하였다.

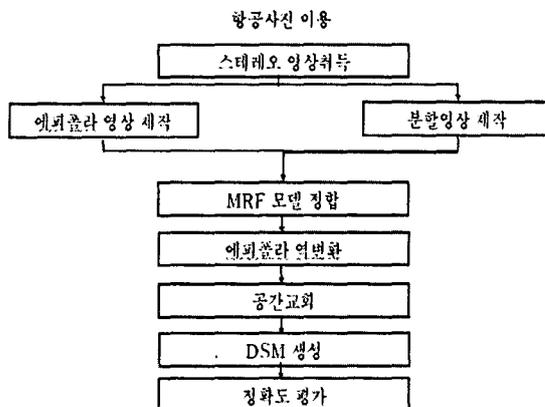


그림 2 연구 흐름도

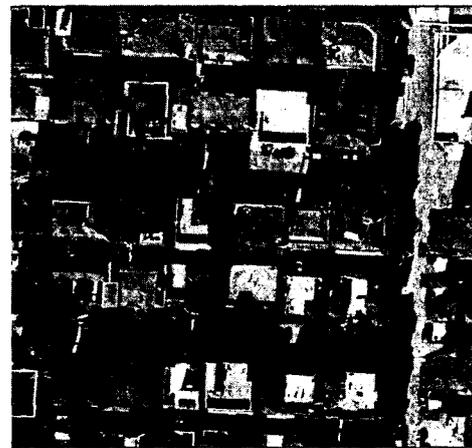


그림 3 대상지역의 좌·우 영상

4.2 분할영상제작

본 연구에서는 사용된 대상영상은 계절적 요인과 촬영시간에 의한 영향으로 그림자(shading)의 영향이 크게 나타나므로 인하여 전반적으로 영상정합의 모호성을 증대시킨다. Rutgers 대학의 공개 프로그램 EDISON[17]을 이용하여 Minimum region의 상한을 500을 주어 정합의 불확실성의 요소(기하학적 왜곡, 방사학적 왜곡)를 그림 2와 같이 최소화시켰고 이를 이용하여 MRF 모델 영상정합 과정에서 화소의 상호관계성을 산정하였다.



그림 4 기준영상의 분할영상과 경계

4.3 MRF 모델을 이용한 영상정합 수행

시차 집합은 에피플라 영상을 이용하여 X축방향의 시차의 범위 즉, 최저시차와 최고시차의 지점을 간단한 수작업을 통하여 구할 수 있다. 에피플라 영상의 제작시 resampling 오차로 인한 정확한 중시차의 소거가 어려우므로 본 연구에서 사용된 대상지역의 시차범위는 양측에 대해서 $X: -4 \sim +48$, $Y: -1 \sim +1$ 과 같이 산정하였고, 원영상의 밝기값을 사용하지 않고 제작된 분할영상을 이용하여 이미지 화소들에 대한 가중치를 다음과 같이 산정하였고 $\lambda = 100$ 을 주었다.

$$u_{\{p,q\}} = \begin{cases} 3\lambda & \text{if } |I_p - I_q| = 0 \\ \lambda & \text{otherwise} \end{cases}$$

여기서, I_p, I_q 는 분할영상의 화소값

4.2 정확도 평가

정확도 평가를 위하여 본 연구에서는 좌·우 항공사진에서 수동으로 건물의 특징점을 추출한 후 공간교회를 실시하여 참조데이터를 구축하였다. 참조데이터와 MRF모델을 이용하여 추출한 같은 지점의 지상좌표를 비교하였다. DSM의 오차 분석 통계량은 RMSE(Root Mean Square Error)을 많이 사용하였다.

본 연구에서는 영상정합의 대표적인 기법인 최소제곱정합을 Ortho engine을 이용하여 같은 조건(0.1m 격자간격, IDW)으로

DSM을 생성하였고 이를 부가적인 후처리를 하지 않은 MRF 모델 정합과 비교하였다. 그림 5, 그림 6에서 볼 수 있듯이 정확도는 비슷하나 기존의 최소제곱영상정합에 비해 비교적 정확하고 개선된 대상물의 경계정보의 획득이 가능함을 알 수 있다.

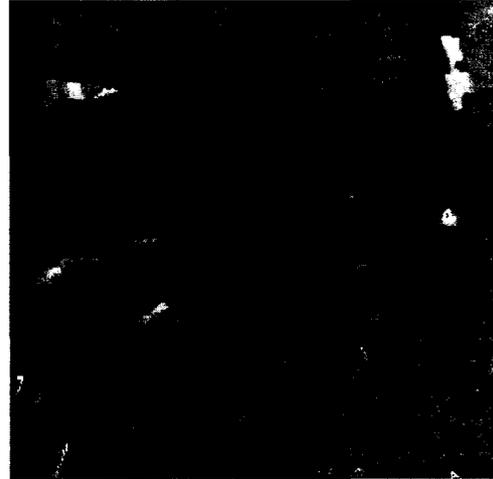


그림 5 영상정합 결과 비교

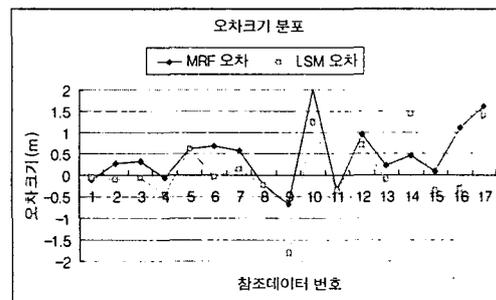


그림 6 영상정합 방법에 따른 오차크기 분포

No	검사점			MRF표고	Z-Z(MRF)	잔차제곱
	X	Y	Z	Z(MRF)	오차	
1.	332950.450	4137586.96	76.28547	76.395	-0.10953	0.039467
2.	332969.889	4137587.33	74.67624	74.404	0.272236	0.033526
3.	332985.601	4137586.88	75.69759	75.371	0.326595	0.056387
4.	332998.703	4137586.95	75.10038	75.174	-0.07362	0.02649
5.	333017.519	4137588.75	75.74364	75.127	0.616642	0.278264
6.	332954.203	4137571.49	75.58042	74.891	0.689423	0.360346
7.	332967.043	4137571.13	74.54734	73.974	0.573341	0.234455
8.	332983.410	4137569.82	75.43039	75.655	-0.22461	0.098439
9.	333009.238	4137565.52	75.05659	75.747	-0.69041	0.607695
10.	332955.548	4137541.51	76.69938	74.677	2.022383	3.737446
11.	332994.645	4137546.45	67.37441	67.711	-0.33659	0.181244
12.	333007.026	4137540.42	75.45054	74.487	0.963537	0.764579
13.	332967.388	4137526.46	74.69531	74.474	0.22131	0.01747
14.	332993.733	4137531.72	68.8219	68.367	0.454898	0.133782
15.	332963.490	4137503.10	74.62069	74.540	0.080682	7.13E-05
16.	332991.123	4137505.27	74.9979	73.876	1.121905	1.066614
17.	333019.717	4137507.62	75.80782	74.183	1.62482	2.358329
2σ밖의 점 포함시				평균	0.089135	
				RMSE	0.38712	
2σ밖의 점 제거시(95%신뢰도)				평균	-0.0022	
				RMSE	0.03915	

No	검사점			최소제곱 표고	Z-Z(LSM)	잔차제곱
	X	Y	Z	Z(LSM)	오차	
1.	332950.450	4137586.96	76.28547	76.32	-0.03453	0.015284
2.	332969.889	4137587.33	74.67624	74.8	-0.12376	0.045309
3.	332985.601	4137586.88	75.69759	75.76	-0.06241	0.022955
4.	332998.703	4137586.95	75.10038	75.55	-0.44962	0.280219
5.	333017.519	4137588.75	75.74364	75.13	0.61364	0.275142
6.	332954.203	4137571.49	75.58042	75.62	-0.03958	0.016558
7.	332967.043	4137571.13	74.54734	74.42	0.12734	0.001462
8.	332983.410	4137569.82	75.43039	75.69	-0.25961	0.121598
9.	333009.238	4137565.52	75.05659	76.88	-1.82341	3.657694
10.	332955.548	4137541.51	76.69938	75.44	1.25938	1.369555
11.	332994.645	4137546.45	67.37441	67.74	-0.36559	0.206742
12.	333007.026	4137540.42	75.45054	74.75	0.70054	0.373858
13.	332967.388	4137526.46	74.69531	74.81	-0.11469	0.041530
14.	332993.733	4137531.72	68.8219	67.4	1.4219	1.776355
15.	332963.490	4137503.10	74.62069	74.98	-0.35931	0.201071
16.	332991.123	4137505.27	74.9979	75.32	-0.3221	0.169085
17.	333019.717	4137507.62	75.80782	74.42	1.38782	1.686673
2σ밖의 점 포함시				평균	0.0796094	
				RMSE	0.32614	

정확도 평가 결과 부가적인 후처리를 하지 않은 MRF 모델 영상정합의 RMSE는 0.38m, 후처리를 수행한 최소제곱 영상정합의 경우 RMSE 0.32m 로 비슷한 결과를 보임을 알 수 있었다. 위의 결과에서 알 수 있듯이 MRF 모델을 이용한 영상정합의 경우 향후 후처리를 통하여 위치 정확도, 대상물의 경계부분의 정확도를 높일 수 있으리라 사료된다.

5. 결론

본 연구를 통하여 얻은 결론은 다음과 같다

첫째, 기존의 영상정합에서 고려하지 않

았던 공간 내 화소들의 상관성을 고려하는 MRF 모델 영상정합 알고리즘을 수행함으로써 영상정합 과정에서의 과대오차의 가능성을 줄이고, 정합결과의 신뢰도와 정확도를 높일 수 있음을 확인할 수 있었다.

둘째, 본 연구에서는 영상내 화소들의 상관성을 분할영상을 이용하여 고려해주므로 대상물의 경계부분에서의 정합도를 향상시킬 수 있었다.

셋째, DSM의 품질향상을 위하여 과대 오차소거나 부가적인 후처리를 통하여 보다 정확한 DSM 생성이 가능할 것으로 판단된다.

넷째, 대상물의 경계, 도로, 주거지역의 경계부분에서 정합도의 향상을 통하여 수치지도의 갱신에 사용가능할 것으로 판단되며 이를 통하여 3차원 도시모델링이나 객체모델링 또한 가능할 것으로 판단된다.

본 연구를 보완할 수 있는 추가적인 연구과제로는 본 연구에서 적용한 MRF모델 영상정합 알고리즘은 높은 계산비용과 시간을 필요로 하므로 이를 실무에 적용하기 위해서는 계산과정을 최적화하기 위한 연구가 향후에 계속되어야 할 것으로 사료된다.

참고 문헌

- [1] Ford L. and Fulkerson D., Flows in Networks. Princeton University Press, 1962
- [2] Geman S. and Geman D. Stochastic relaxation, Gibbs distribution, and the Bayesian restoration of images. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 6:721-741, 1984
- [3] Li S. Z. Markov Random Field Modeling in Computer Vision, Springer-Verlag, 1995
- [4] Stephen Barnard. Stochastic stereo matching over scale. International Journal of Computer Vision, 3(1):17-32, 1989