

객체의 경계부근에서의 광류 기법의 성능 평가

*김선아 *이경준 **윤일동 *이상욱

*서울대학교 전기컴퓨터공학부 자동화시스템 공동연구소(ASRI)

**한국외국어대학교 디지털정보공학화

sunakim@diehard.snu.ac.kr kjoon@cvi.snu.ac.kr yun@hufs.ac.kr sanguk@ipl.snu.ac.kr

Performance evaluation of optical flow algorithms at the boundaries of object

*Seona Kim *Kyong Joon Lee **Il Dong Yun *Sang Uk Lee

*Dept of Electrical Engineering and Computer Science, ASRI, Seoul National University

**Dept. of Digital Information Engineering, Hankuk University of Foreign Studies

요약

Optical flow 는 컴퓨터 비전에서 기본적으로 중요한 연구 분야 중에 하나이며 지금까지 많은 알고리즘이 제안되었다. 그러나 여전히 Optical flow의 많은 기법들은 텍스처가 없는 영역들과 이미지의 경계부분에서 정확한 결과를 얻는 데 많은 어려움을 갖고 있으며 이러한 Optical flow 의 성능을 평가하기 위해서 지금까지는 Endpoint Error 와 Angular Error 등과 같은 방법을 사용하고 있다. 이 논문에서는 유명한 optical flow 기법들을 초기 모델부터 최근 기법까지 간략하게 설명함으로써 optical flow 기법들이 어떻게 진행되어 왔는지 살펴보고 특히 occlusion 영역과 경계부분에서의 성능을 평가하였다.

1. 서론

Optical flow 는 하나의 이미지에서 다른 이미지에서의 벡터장을 찾는 것인데 이러한 Optical flow 를 찾기 위해서 정확하고 robust 한 결과를 위한 다양한 기법과 가정이 제안되었다.

대부분의 Optical flow 기법은 두 가지 항으로 이루어진 비용함수를 정의 하고 그 비용함수를 최소화 하는 해를 찾음으로써 결과를 찾게 된다. 이러한 비용함수는 아래의 식과 같이 data 항과 smoothness 항으로 이루어진다.

$$E_{cost} = E_{data} + E_{smoothness}$$

위의 첫 번째 항인 E_{data} 은 첫 번째 이미지에서의 consistent 를 측정하며, 이 가정은 brightness constancy constraint 로부터 시작되는데 물체에서의 표면의 intensity는 그 안에서 움직임이 있더라도 작은 영역에서 보았을 때 그 intensity는 일정하다는 가정이다. 두 번째 항은 smoothness 항 인데 이것은 근접한 이웃화소 들은 주로 같은 surface 에 속하기 때문에 같은 움직임을 갖기 때문에 주어지는 가정이다. 그러므로 많은 optical flow 기법들은 이러한 비용함수를 정의 하고 최적화된 solution 을 몇 가지 가정 과 함께 찾게 된다.

이 논문에서는 고전적인 방법부터 최근 optical flow 기법들은 다시 살펴보고 특히 optical flow에서 많이 오차가 발생하는 부분에서 성능을 비교할 것이다. 여기서 수행한 평가는 Middlebury college의 optical flow evaluation 자료를 기반으로 수행하였으며 인터넷을 통해

확인할 수 있다.[5] 여러 평가 기법 중에서 Average end point error 평가 기법을 이용하였으며 그 식은 아래와 같다.

$$AE = \arccos\left(\frac{1.0 + u \times u_{GT} + v \times v_{GT}}{\sqrt{1.0 + u \times u + v \times v} \sqrt{1.0 + u_{GT} \times u_{GT} + v_{GT} \times v_{GT}}}\right)$$

2. Algorithms and Evaluation

가. Lukas Kanade algorithm

Lukas-Kanade algorithm [2]는 가장 고전적인 방법 중에 하나로써 aperture problem과 해결하고자 제안되었으며 추가적인 제약조건을 줌으로써 optical flow 분야에서의 큰 진보를 가져왔다.

이 방법은 한 화소를 중심으로 그 이웃 값들은 같은 flow를 갖기 때문에 한 화소에서의 optical flow 를 찾는 데 이웃 값들을 고려함으로써 최적화 된 해를 찾는다.

$$E(u, v) = \sum_{x, y \in W} (I_x u + I_y v + I_t)^2$$

이 기법은 지금까지도 많은 응용분야에 넓게 쓰이는 유명한 방법이나 초기모델에서는 움직임이 클 경우에는 정확한 해를 구하는 데 실패하는 단점을 갖고 있었으며, 그로 인해 Gaussian 피라미드 이미지를 만

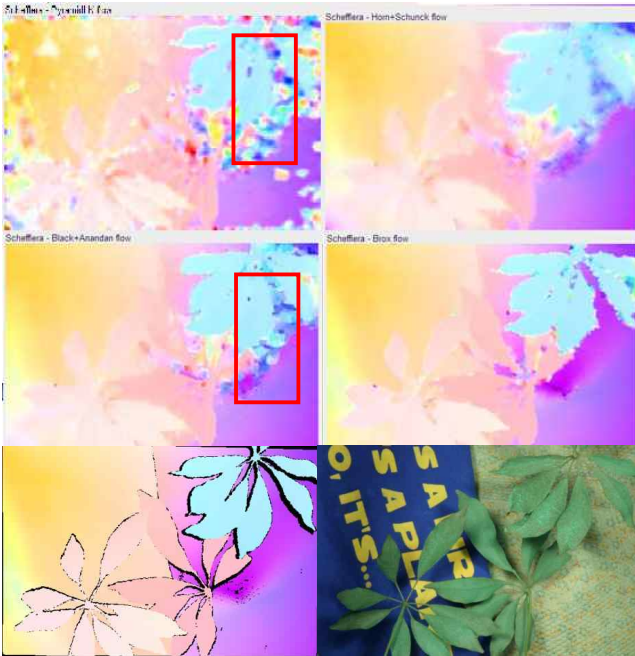


그림1. Flow estimation from the Middlebury evaluation data set. Schefflera(Hidden texture) 위-왼쪽:Pyramid LK, 위-오른쪽:Horn and Schunck, 중간-왼쪽:Black and Anandan, 중간-오른쪽:Brox, 아래 왼쪽:Ground truth, 아래-오른쪽:Original image

들어 가장 작은 피라미드 이미지로부터 Lukas Kanade 기법을 반복 적용하여 움직임이 클 경우에도 정확한 해를 구하도록 하는 것이 Pyramid Lukas-Kanade 방법이다. 그림1에서 위-왼쪽의 이미지 또한 Pyramid Lukas-Kanade 를 적용해 얻은 결과이다.

위의 문제점 말고도 Lukas Kanade에서의 해는 모든 화소에서 찾을 수 없다는 단점이 있는데 특히 텍스처가 없는 부분에 해를 제대로 찾지 못하므로 dense한 결과 영상을 얻지 못하는 단점이 존재한다. 그림 1에서의 위-왼쪽 이미지를 안에 지정한 부분에서 텍스처가 서로 섞이게 되어 에러가 발생하는 것을 확인할 수 있으며, 그림 2의 오른쪽에 위치한 큰 건물 안에서 제대로 된 값을 찾지 못하는 것을 관찰할 수 있다. 그림 2 같은 경우 크게 에러가 발생하는 것에 비해 경계부분에서는 제대로 된 값을 찾는 것을 확인할 수 있는데 이것은 Lukas-Kanade 식 조건 자체가 경계나 모서리일 경우 가장 정확한 값을 찾을 수 있기 때문이다. Pyramid LK의 경우 표1에서 확인할 수 있듯이, Average endpoint error 는 0.39, 불연속적인 부분과 텍스처가 없는 영역에서는 각각 0.61을 나타냈으며 여기서 비교한 기법 중 가장 낮은 성능을 보이는 것으로 확인할 수 있다. 특히 텍스처가 없는 부분에서의 수치는 다른 것에 비해 유독 높는데 그 이유는 텍스처가 없는 부분에서 해를 구하는 데 실패하기 때문이다.

나. Horn and Schunck

Horn and Schunck [3] 은 추가적인 smoothness 항을 추가함으로써 새로운 optical flow 기법을 1981년에 제안하였다.

$$e_s = \iint ((u_x^2 + u_y^2) + (v_x^2 + v_y^2)) dx dy$$

그림 1,2에서 위-오른쪽에서 결과 영상을 보는 것과 같이 Lukas-Kanade에 비해 크게 오차가 생기는 부분은 있지 않으나 추가된 Smoothness 항으로 인해 경계뿐만 아니라 전체 이미지에서

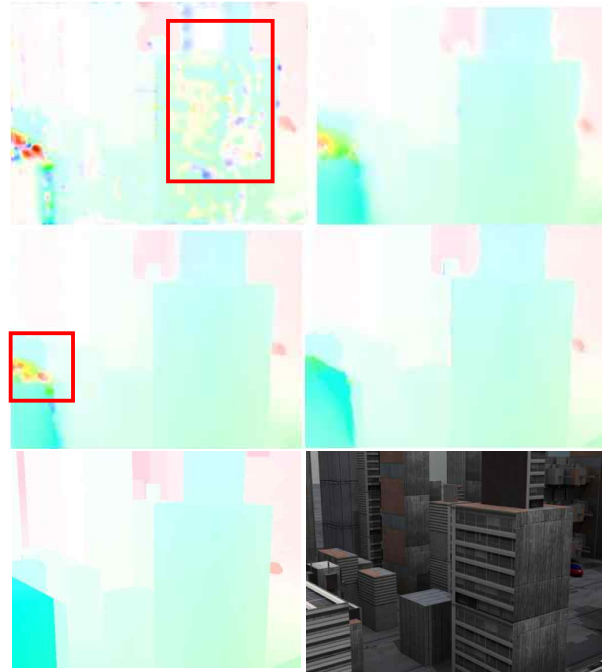


그림2. Flow results which is examined using the Middlebury evaluation data set. Urban(Synthetic image) 위-왼쪽:Pyramid LK, 위-오른쪽:Horn and Schunck, 중간-왼쪽:Black and Anandan, 중간-오른쪽:Brox, 아래 왼쪽:Ground truth, 아래-오른쪽:Original image

over-smoothed 된 flow 를 찾아 정확도면에서 성능이 저하되는 단점을 갖고 있다. 이 기법의 경우 경계부분에서의 blurring 현상이 있으며 주로 occlusion 영역은 경계 근처 부분에서 생기게 되므로 값이 전체적으로 blurring 되게 되어 주변 값들을 그냥 따라가는 것을 확인할 수 있다. 이러한 blurring 현상은 추가적인 smoothness 항 때문에 생기게 되며 이러한 현상 때문에 전체적으로 크게 에러가 생기지 않으나 특히 경계가 흐릿해지는 결과를 가져오는 것을 볼 수 있다.

표1을 보면 주어진 기법 중 Lukas-Kanade 보다 더 나은 성능을 보이는 것으로 확인 되었으며 전체 이미지나 텍스처가 없는 부분에서 크게 성능 차이가 나지 않았으며 불연속적인 부분에서는 1.53으로써 전체 이미지에 대한 성능 평가 수치가 0.61임에 비해 상당히 차이가 큰 것을 알 수 있었다. 텍스처가 없는 부분에 있어서는 0.52로 오히려 전체 이미지에 대해 수행한 곳보다 수치가 적어졌으며 이는 Lukas Kanade 에 비해서 텍스처가 없는 영역에서 훨씬 월등한 성능을 보이는 것을 확인할 수 있다.

다. Black and Anandan

Black and Anandan [1] 은 robust estimation framework 를 도입해 outlier에 대해 민감하지 않은 optical flow algorithm을 소개했다. 또한 이미지에서의 불연속성에서 제대로 된 해를 찾기 위해서 multiple motion 을 가정하였으며, 이것은 이전까지의 frame에서는 single motion만을 가정하여 물체의 경계에서 생기게 되는 multiple motion 을 해결하지 못해 생기는 문제점을 해결했다. 이러한 multiple motion 을 가정함으로써 그 결과 Horn and Schunck 기법에 비해서 blurring 현상이 적어지고 전체적으로 제대로 된 결과 값을 찾는 것을 볼 수 있다. 그러나 Horn and Schunck기법에서도 여전히 Lukas-Kanade에서 앞서 언급했던 것처럼 텍스처가 섞여 크게 에러가 발생했던 부분에서 에러가 발생하는 것을 볼 수 있으나 그 에러 차이

표1. Average endpoint error 를 이용한 성능평가표. <참조 5>

Average endpoint error	Schefflera(그림1)			Urban(그림2)		
	all	disc	untex	all	disc	untex
Brox et al. [4]	0.27	0.93	0.22	0.39	0.94	0.24
Black & Anandan[1]	0.58	1.31	0.50	0.95	1.58	0.70
Horn & Schunck [3]	0.61	1.53	0.52	1.01	1.73	0.80
Pyramid LK [2]	1.67	1.78	2.00	1.50	1.97	1.38

가 Lukas-Kanade에 비해 적은 것을 알 수 있다. 정리하자면 이 기법은 불연속성을 고려한 식을 제시함으로써 경계부분에서의 불연속성에서 이전보다 훨씬 월등한 성능을 가지게 되나 여전히 텍스처가 섞여 해를 찾기 어려운 영역에서 제대로 된 성능을 보이지 못하는 것을 알 수 있다. 표1을 확인해보면 Horn and Schunck 에 비해 조금 더 성능이 개선되었음을 수치를 통해 확인할 수 있다. 전체 이미지에 대해서는 0.58로써 약간 더 성능이 개선되었으며 텍스처가 없는 부분과 불연속적인 부분들 Horn and Schunck에 비해 약간씩 증가하였다.

라. Brox

Brox et al [4] 는 warping 을 이용한 optical flow 방법을 제안했으며 brightness constancy 와 gradient constancy 를 이전과 같이 가정했다. 여기에서 불연속성을 다루기 위해 spatio-temporal smoothness 제약조건을 추가했으며 이전의 다양한 기법들을 통합하여 더 좋은 성능을 가지는 optical flow method 를 제안했다. 또한 coarse-to-fine 기법을 또한 사용하여 움직임이 큰 경우에도 해를 제대로 찾도록 구현하였으며, 다양한 가정들을 통해서 잡음에 덜 민감하게 되며 parameter 변화에 있어서도 크게 결과가 좌지우지 되지 않도록 했다. 이전 방법과 비교했을 때 가장 월등한 성능을 보이며, 경계부분에서도 blurring 현상이 생기지 않으며 텍스처가 적은 부분에서도 상대적으로 제대로 된 값을 찾는 것을 그림 1을 통해 확인할 수 있다.

Brox 는 기존의 다양한 개념을 통합하고 coarse-to-fine 기법을 적용함으로써 motion boundary에서 가장 나은 성능을 보인다. 표1에서 확인할 수 있듯이 그림1의 전체 이미지에 대해 0.27의 수치를 보이며 이는 다른 기법에 비해 월등히 좋은 성능을 보이는 것이다. 또한 불연속적인 영역과 텍스처가 없는 부분 또한 다른 기법에 비해 향상된 것을 확인할 수 있다.

3. 토의 및 결론

이 논문에서는 고전적인 방법부터 최근의 optical flow 방법까지 살펴봄으로써, optical flow 에서의 진보를 확인할 수 있었다. 시간이 지남에 따라 optical flow 의 성능이 빠른 속도로 향상했다. 간략히 정리하자면, 그 예로 Lukas-Kanade 와 Horn and Schunck 에서는 불연속성을 고려하지 않아 경계 부분에서의 제대로 된 움직임을 찾지 못하였다.

Black and Anandan 은 불연속성을 고려하기 시작하였으며 piece-wise smooth model을 제시함으로써 optical flow field 의 새로운 모델을 보여주었다. 그러나 이 기법은 텍스처가 적은 부분과 경계

부분에서 더 고려가 필요하다. Brox 의 경우에, 그는 기존의 여러 방법들을 통합함으로써 optical flow의 전체적인 성능 향상에 기여했다. 이러한 기법들은 occlusion 영역과 제대로 된 boundary 를 찾게 된다면 더 좋은 성능을 기대할 수 있을 것이다.

위에서의 모든 data set 은 Middlebury college에서 제공한 것으로서 평가방법에 따른 순위를 제공한다. [5] Angular point, End point 등과 Ground truth 와의 mean-square error 을 등으로 순위로 매기고 성능을 비교하였으며 불연속적인 부분과 텍스처가 없는 부분에서의 순위를 따로 보여주고 있다. 하지만 그림 2에서의 자료는 합성한 그림을 가지고 행한 것으로서 그림 1에서의 Ground truth(Bottom-left)와 비교해 보았을 때 그림 2에서의 Ground truth는 occlusion 영역을 따로 고려하지 않은 상태에서 평가를 수행했다. 보는 각도에 따른 occlusion 영역이 존재함에도 불구하고 고려하지 않아 이에 따른 평가에 오차가 발생한다. occlusion 영역을 고려하여 평가한다면 좀 더 정확한 결과를 얻을 수 있을 것이다.

References

- [1] Black, M. J., Anandan, P.: The robust estimation of multiple motions : Parametric and piecewise-smooth flow fields. CVIU 63, 75-104 (1996)
- [2] Lucas B D and Kanade T.: An iterative image registration technique with an application to stereo vision. Proceedings of Imaging understanding workshop, 121--130 (1981)
- [3] Horn, B., Schunck, B.: Determining optical flow. Artificial intelligence 16, 185-203 (1981)
- [4] Brox, T., Bruhn, A., papenberg, N., Weickert, J.: High accuracy optical flow estimation based on a theory for warping. In: Pajdla, T., Matas, J(G.) (eds.) ECCV 2004. LNCS, vol. 3024, 25-36 (2004)
- [5] <http://vision.Middlebury.edu/flow>.
- [6] J. Barron, D. Fleet, and S.: Beauchemin. Performance of optical ow techniques. International Journal of Computer Vision, 12,: 43-77 (1994).