

# Kalman filter를 이용한 에지의 직선화 기법

예철수, 정현석, 김성중, 현득창

극동대학교 정보통신학부

Tel: 043-879-3695, Fax: 043-879-3694

## Line fitting method of edge pixels using Kalman filter

Chul-Soo Ye, Hun-Suk Chung, Seong-Jong Kim, Deuk-Chang Hyun  
Dept. of information & Telecommunication, Far East University  
csye@kdu.ac.kr

### Abstract

This paper presents an algorithm for acquisition of linear segments of building from edge pixels using Kalman filtering. We can obtain the accurate position of building corners from the linear segments of building. The corner points are used to calculate the position of building corners in world coordinate using stereo vision technique. The algorithm has been applied to pairs of stereo aerial images and the result showed accurate linear segment detection from edge pixels of roof boundaries.

### 1. 서론

컴퓨터 비전의 거의 모든 문제들은 잡음이 섞인 데이터로부터 파라미터를 추정하는 문제와 관련된다. 본 논문에서는 파라미터 추정에 효과적인 기법 중 하나인 Kalman filtering을 line fitting에 적용하였다. 그림 1의 전체 흐름도와 같이 영상에서 건물의 지붕에 해당하는 에지 성분을 추출한 후에 각각의 에지 성분을 Kalman filtering에 의해 직선의 파라미터를 구한다. 얻어진 직선 파라미터를 이용하여 subpixel 단위의 건물의 꼭지점을 계산한다. 이런 과정을 스테레오 영상의 건물 지붕 에지에 대해 적용하여 꼭지점을 추출하였다.

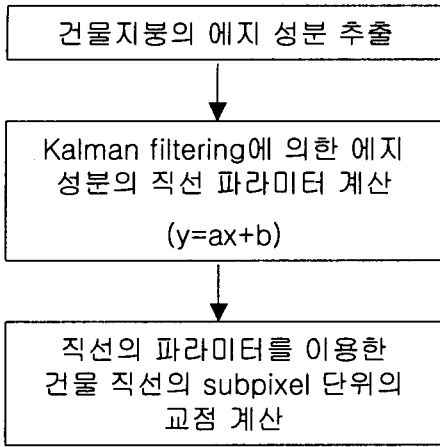


그림 1. 전체 흐름도

## 2. Kalman Filtering

Kalman filtering은 noisy measurements에 적용되는 일반적인 방법으로 컴퓨터 비전의 여러 분야에 적용된다. Dynamic system은 state variable로 불리는 변수들의 집합으로 설명될 수 있다. 실제로 dynamic system의 각각의 state variable은 measurement를 직접 측정하여 정확하게 결정될 수는 없다. 일반적으로 measurement는 state variable의 함수들로 나타나며 random noise에 의해 간섭을 받게 된다. 시스템 자체도 또한 random disturbances에 영향을 받을 수 있다. 따라서 잡음이 섞인 관측값으로부터 state variable를 추정하는 것이 필요하다.

State vector를  $s$ 로 나타내고 measurement vector를  $x'$ 로 나타낸다면 dynamic system를 discrete-time형태로 다음과 같이 나타낼 수 있다 [1].

$$s_{i+1} = h_i(s_i) + n_i, \quad i = 0, 1, \dots,$$

$$(1)$$

$$f_i(x'_i, s_i) = 0, \quad i = 0, 1, \dots, \quad (2)$$

여기서  $n_i$ 는 dynamic system의 random disturbance vector이고 보통 다음과 같이 white noise로 모델링된다.

$$E[n_i] = 0 \text{ and } E[n_i n_i^T] = Q_i \quad (3)$$

실제로 시스템의 noise covariance  $Q_i$ 는 보통 경험적으로 결정된다. 식(2)에서 벡터  $x'$ 를 measurement vector라 하고 이때 measurement는 random error를 가지게 된다. 즉, 실제로 관측된 measurement  $x_i$ 는 다음 식 (4)와 같이 표현된다.

$$x_i = x'_i + \eta_i \quad (4)$$

$$E[\eta_i] = 0, \quad (5)$$

$$E[\eta_i \eta_j^T] = \begin{cases} \Lambda_i & \text{for } i=j, \\ 0 & \text{for } i \neq j. \end{cases} \quad (6)$$

Measurement noise covariance  $\Lambda_i$ 는 신호처리 알고리즘을 적용하여 얻어지거나 시스템 noise와 마찬가지로 추정된다. 시스템의 noise process와 measurement의 noise process 사이에는 다음과 같이 correlation이 존재하지 않는다고 가정한다.

$$E[\eta_i \eta_j^T] = 0 \text{ for every } i \text{ and } j. \quad (7)$$

## 3. Standard Kalman Filter

만약  $h_i(s_i)$ 가 linear function이라 하면

$$s_{i+1} = H_i s_i + n_i \quad (8)$$

이고 다음과 같이 선형관계식으로  $x_i$ 를 표현할 수 있다.

$$x_i = F_i s_i + \eta_i \quad (9)$$

그후 다음의 Kalman filter를 적용할 수 있다 [1].

·Prediction of states:

$$s'_{i+1} = H_{i-1} s'_{i-1} \quad (10)$$

·Prediction of the covariance matrix of states:

$$P_{i+1} = H_{i-1} P_{i-1} H_{i-1}^T + Q_{i-1} \quad (11)$$

·Kalman gain matrix:

$$K_i = P_{i+1} F_i^T (F_i P_{i+1} F_i^T + \Lambda_i)^{-1} \quad (12)$$

·Update of the state estimation:

$$s'_i = s'_{i+1} + K_i (x_i - F_i s'_{i+1}) \quad (13)$$

·Update of the covariance matrix of states:

$$P_i = (I - K_i F_i) P_{i+1} \quad (14)$$

·Initialization:

$$\begin{aligned} P_{00} &= \Lambda_{s_0} \\ S'_{00} &= E[s_0] \end{aligned} \quad (15)$$

#### 4. Kalman Filter를 이용한 직선의 파라미터 추정

잡음이 섞인 N개의 선형 데이터를 다음과 같은 equation으로 표현할 수 있다.

$$z = a t + b \quad (16)$$

각각의 데이터는 N개의 noisy measurement로 error covariance  $\sigma^2$ 을 가진다고 할 때 다음과 같은 system model을 세울 수 있다.

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \end{bmatrix}, \quad \begin{bmatrix} x_1(0) \\ x_2(0) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b \\ a \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (17)$$

$$\begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ z_3 \\ \dots \\ z_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t_1 & 1 \\ t_2 & 1 \\ t_3 & 1 \\ \dots & \dots \\ t_N & 1 \end{bmatrix} x + \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \\ \dots \\ v_N \end{bmatrix}, \quad x = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}$$

(18)

$R_k$ 는 다음과 같은  $N \times N$  diagonal matrix이다.

$$R_k = \sigma^2 I \quad (19)$$

1) Error covariance

$$P_0^{-1} = (P_0^-) + H_0^T R_0^- H_0$$

$$= (\infty)^{-1} + \begin{bmatrix} t_1 & 1 \\ t_2 & 1 \\ t_3 & 1 \\ \dots & \dots \\ t_N & 1 \end{bmatrix} \frac{1}{\sigma^2} \begin{bmatrix} 1 & & & & \\ & 1 & & & \\ & & 1 & & \\ & & & \dots & \\ & & & & 1 \end{bmatrix} \quad (20)$$

Kalman gain은 다음과 같이 계산된다. 위 식에서  $P_0$ 를  $P_0^{-1}$ 로부터 구하고 다음식에 대입한다.

2) Kalman gain

$$\begin{aligned} K_0 &= P_0 H_0^T R_0^{-1} \\ &= P_0 \begin{bmatrix} t_1 & t_2 & t_3 & \dots & t_N \\ 1 & 1 & 1 & \dots & 1 \end{bmatrix} \frac{1}{\sigma^2} I \end{aligned} \quad (21)$$

마지막으로 최종 estimate 값은 다음과 같이 주어진다.

3) State estimation

$$\begin{aligned} \hat{x}_0 &= \hat{x}_0^- + K_0 (z - H_0 \hat{x}_0^-) \\ &= K_0 z \end{aligned}$$

$$= P_0 \begin{bmatrix} t_1 & t_2 & t_3 & \dots & t_N \\ 1 & 1 & 1 & \dots & 1 \end{bmatrix} \frac{1}{\sigma^2} I \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ z_3 \\ \dots \\ z_N \end{bmatrix} \quad (22)$$

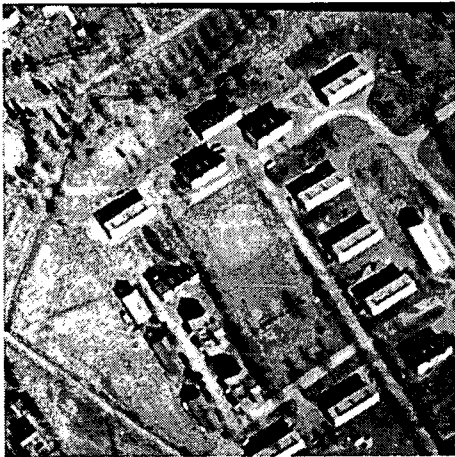
## 5. 실험결과

제안한 알고리즘을 이용한 에지의 직선화 실험을 위해 그림 2에 나타낸 바와 같이 ISPRS의 test data인 1000×1000 크기의 Flat 영상의 일부분을 사용하였다. 원영상에 포함된 건물은 gabled roof를 가지는 직사각형 형태를 가진다. 영상의 화소 크기는 60 $\mu$ m로 실제 지상에서의 크기는 0.24m가 된다. 그림 3에서 보인 바와 같이 본 실험에서는 1개의 건물에 대해 스테레오 좌우 영상 두 장에 대해 알고리즘을 적용하였다.



(b)

그림 2. Flat 스테레오 영상쌍



(a)

그림 3과 그림 4는 건물 영상과 건물 지붕 모델을 나타낸다. 건물 지붕 모델은 중심선소, 경사선소, 측면선소로 분류할 수 있으며 총 7개의 선소로 구성된다. 각 선소는 A부터 F까지의 총 6개의 교차점에서 서로 만난다. 그림 5는 그림3의 스테레오 건물 영상에서 Prewitt 경사 창틀로 에지를 찾고 세션화시켜서 얻어진 에지 영상이다 [2].

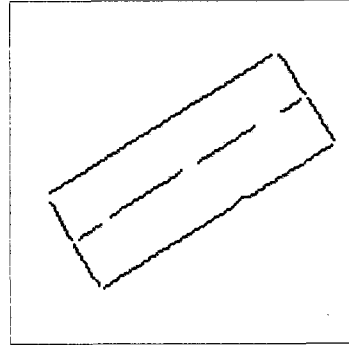


(a)



(b)

그림 3. 건물 영상 (a) 좌측 영상 (b) 우측 영상



(b)

그림 5. 건물 영상에서 추출된 에지 (a) 좌측 영상 (b) 우측 영상

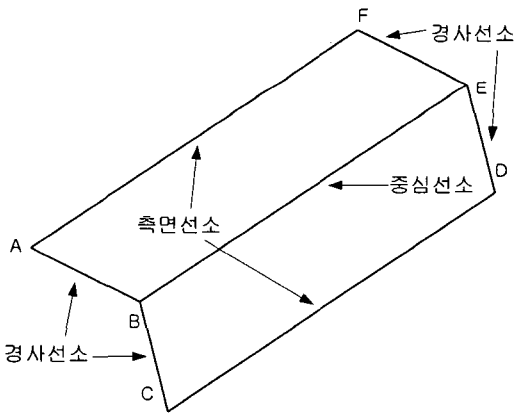
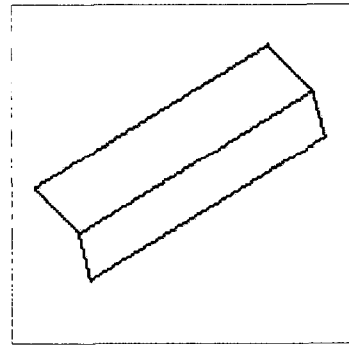
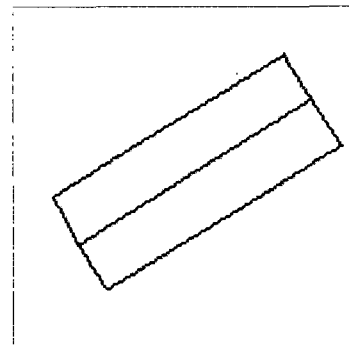


그림 4. 건물 지붕 모델

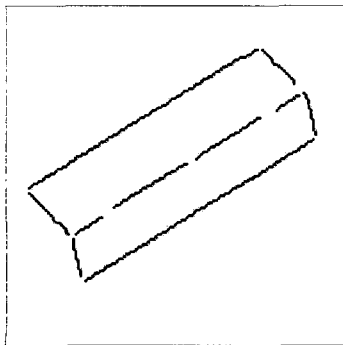


(a)



(b)

그림 6. Kalman filter를 적용하여 직선으로 근사화된 에지 (a) 좌측 영상 (b) 우측 영상



(a)

그림 6은 Kalam filter를 적용하여 직선으로

로 근사화된 에지 영상으로 각 지붕 선소의 직선의 파라미터는 표 1과 같다. 파라미터 a는 기울기를, 파라미터 b는 y축 절편을 의미한다. 각 직선의 파라미터를 이용하여 구한 건물 지붕 코너점의 좌표는 표 2와 같다.

표 1. 획득된 직선의 파라미터 a와 b의 값

	좌측 영상		우측 영상	
	a	b	a	b
edge(#1)	-0.612	97.628	-0.6144	89.818
edge(#2)	1.029	49.002	1.875	45.500
edge(#3)	3.963	-91.963	1.606	53.133
edge(#4)	-0.612	149.913	-0.614	141.858
edge(#5)	3.613	-482.313	1.568	-156.203
edge(#6)	0.984	-102.771	1.615	-161.440
edge(#7)	-0.616	127.807	-0.614	114.918

표 2. 직선 파라미터를 이용한 건물 꼭지점의 좌표값

코너점	좌측영상	우측영상
A	(79.50, 29.61)	(78.90,17.78)
B	(98.49, 48.05)	(98.71, 28.38)
C	(117.52, 52.86)	(117.36,39.89)
D	(58.24, 149.60)	(57.99,136.60)
E	(39.32, 144.36)	(38.79,123.99)
F	(20.78, 125.52)	(20.56,112.72)

점은 카메라 정보를 이용하여 실제 건물의 높이와 길이, 폭 등을 구하는 3차원 건물 복원에 효과적으로 사용될 수 있다.

## 참고문헌

- [1] Zhengyou Zhang, Parameter estimation techniques : a tutorial with application to conic fitting, Image and Vision Computing Journal, vol. 15, no. 1, 59-76, 1997.
- [2] 예철수, 이쾌희, 건물모델 및 선소 측정 함수를 이용한 건물의 3차원 복원, 대한전자공학회 논문지, 37-SP(4): 46-55, 2000.

## 6. 결론

본 실험에서는 항공 영상에서 건물의 에지 성분을 추출한 후에 Kalman fileting 방법을 이용하여 line fitting을 수행한 후 건물의 꼭지점을 좌, 우 영상에서 추출하였다. 제안한 방법은 에지를 직선으로 근사화한 후에 두 직선의 교차점을 계산하여 코너점을 구하기 때문에 영상에서 직접 코너점을 찾아 수동으로 코너점을 취득하는 방법에 비해 정확하게 코너점을 추출할 수 있다. 스테레오 건물 영상에서 얻어진 코너