

Hough 영역 변환을 이용한 운동 변화량 추정

(Motion Parameter Estimation Using Hough Space Transform)

秦 成 一*, 金 宗 佑**

(Sung Il Chien and Jong Woo Kim)

要 約

본 논문은 2-D 영상의 운동 변화량(크기, 회전, 이동)을 추정할 수 있는 새로운 방법을 제안하였다. 이 방법은 입력 영상내의 직선 성분을 Hough 영역에서 한 점으로 대응시키는 Hough 변환 알고리듬을 사용하여 입력 영상에서 크기 변화가 있는 물체의 운동과 그 Hough space상의 특징점들의 변화를 나타내는 운동 변화량들에 대한 관계식을 유도한다. 유도한 관계식은 크기, 회전, 이동을 가지는 모든 입력 영상에 대해서 운동 변화량을 효율적으로 계산할 수 있다. 제안된 관계식을 항공기 영상에 적용하여 운동 변화량을 비교적 정확히 측정하였다. 또한 제안된 방식이 잡음이 섞인 영상에 대해서도 큰 오차 없이 추정 결과를 나타내고 있음을 보인다.

Abstract

A new method for determining the motion parameters (scale, rotation, translation) of 2-D image is introduced. It employs Hough transform that maps the straight lines in the input image to the points in the Hough space (HS). This method makes use of the relations between the motion of an object in input image and the translations of peak points in the HS and thus derives relating equations about motion parameters especially when scale changes are involved. The derived equations make is efficient and simple to estimate motion parameters of input image, even if the scale parameter of input image is varied. Performance of this approach on an aircraft image is provided in detail in the presence of noise.

I. 서 론

Hough는 입력 영상내에서 물체의 경계 부분을 나타내는 직선 성분을 찾아낼 수 있는 효율적인 계산 방법으로 Hough 변환을 제시하였다.^[1] 즉, 입력 영상의 한 직선 성분을 Hough 변환하면 기울기와 y축 절편을 변수로 하는 2차원 Hough space(HS) 상에서 특

정한 한 점을 공통적으로 통과하는 직선들로 표현할 수 있는데 이 점의 좌표 성분은 입력 영상 직선 성분의 기울기와 y축 절편을 나타낸다. 그러므로 입력 영상의 한 직선은 HS상에서 한 점으로 나타난다. 그러나 이 방법으로 입력 영상에서 수직선과 같이 기울기가 무한대에 가까운 직선을 HS상에 나타내기 위해서는 기울기 축과 y절편 축이 무한대가 되어야 한다는 문제점이 발생하였다. Duda와 Hart는 입력 영상에서 한 직선을 원점을 통과하는 그 직선의 법선 성분과 x축 사이의 각 θ 와 원점에서 그 직선까지 수

*正會員, **準會員, 慶北大學校 電子工學科
(Dept. of Elec. Eng., Kyungpook Nat'l Univ.)
接受日字 : 1990年 7月 25日

직거리 ρ 를 변수로 하여 표현함으로써 처음 Hough가 제시했던 변환에서의 문제점을 해결하였다.^[2] 이러한 Hough 변환은 물체 인식에 널리 응용되고 있는데, 예를 들면 Dudani와 Luk는 실외 영상 분석^[3]에, Kushnir 등은 문자인식^[4]에, Tsui와 Chan은 3차원 물체의 인식^[5]에 적용하였다. Krishnapuram 등은 HS의 변환을 이용한 2차원 영상의 형태 인식과, 직선의 이동, 회전, 크기 변화에 따른 점들의 이동 관계를 증명하여 이를 계층적 정합 방법에 적용하여 기준 영상에 대한 변화된 입력 영상의 변화량(회전, 이동)을 계산하였고,^[6] 이 직선 Hough 변환 알고리듬을 이용하여 원, 타원과 같은 곡선 물체의 인식에까지 이용할 수 있음을 보였다.^[7]

디지털 입력 영상에서 물체를 나타내는 화소들은 각각 하나의 정현파 곡선들로 변환되어 2차원 축적 어레이인 $H(\theta, \rho)$ 에 저장된다. 디지털 입력 영상에서 화소들로 구성되어진 각 직선 성분은 $H(\theta, \rho)$ 상에서 그 직선의 범위와 수평축과의 사이각인 θ 와 원점에서 그 직선까지의 수직 최단거리인 ρ 값으로 나타내어지며 최종 $H(\theta, \rho)$ 는 이에 대응되는 위치에서 지역적 최고값을 가진다. 그러므로 $H(\theta, \rho)$ 의 분할 정밀도 $\Delta\theta$, $\Delta\rho$ 의 값을 정하는 문제는 중요하다.

Krishnapuram^[8] 등은 입력 영상에서 직선의 운동 변화에 따른 HS상에서 점의 이동 관계에 대해 변환 관계식을 설정하고 운동 변화량을 추정하기 위해 두 가지 방법을 제시하는데, 전자는 Brute Force 알고리듬으로 운동 변화량을 연속적으로 변화시켜 음함수(implicit function)형인 변환 관계식들을 만족하는 해를 얻었고, 후자는 계층적 방법을 사용하여 전자의 문제인 비실용적으로 과다한 계산량을 줄이려 하였다. 그러나 계층적 정합 방법은 다음과 같은 문제점을 가진다. 첫째, $H(\theta, \rho)$ 분할 정밀도가 $\Delta\theta=5^\circ$, $\Delta\rho=5$ 로 정의되어 θ 와 ρ 가 ± 2.5 의 오차 범위를 가지게 되므로 $H(\theta, \rho)$ 정보의 정확도가 약화되었다. 둘째, $H(\theta, \rho)$ 의 θ 범위가 $0^\circ \leq \theta < 360^\circ$ 로 정의되어 기준 영상에 대한 입력 영상의 이동 변화량이 많은 경우 정확한 회전 변화량을 구하는데 오차가 발생되었다. 세째, 크기, 이동, 회전 변화가 결합된 입력 영상에 대한 변화량을 계산할 경우, Krishnapuram 등이 제안한 방법은 계층적으로 발생 가능한 모든 크기 변화에 대해 이동 변화량을 반복적으로 계산하여야 하므로 계산상의 부담이 더욱 가중되었다.

위의 문제점을 보완하기 위해 본 논문에서는 Krishnapuram^[8] 등이 제안한 계층적 방법을 확장하여 기준 영상에 대한 입력 영상의 회전, 크기, 이동 변

화량을 다음의 방법을 이용하여 계산하였다. 첫째, $H(\theta, \rho)$ 분할 정밀도를 $\Delta\theta=1^\circ$, $\Delta\rho=1$ 로 하여 θ 와 ρ 가 ± 0.5 의 오차 범위를 가지게 함으로써 HS 정보의 정확도를 높였다. 둘째, $H(\theta, \rho)$ 에서 θ 범위를 $0^\circ \leq \theta < 180^\circ$ 로 하여 기준 영상에 대한 입력 영상의 이동 변화량이 많은 경우에도 비교적 정확한 회전 변화량을 구할 수 있게 하였다. 세째, 기준 영상에 대한 회전, 크기, 이동의 변화가 결합된 입력 영상에 대해서도 각각의 변화량을 $H(\theta, \rho)$ 상에서 양함수(explicit function)인 수식으로 표현함으로써, 결합된 3가지 변화량을 가진 모든 입력에 대해서도 반복적인 계산의 필요성 없이 비교적 정확한 변화량을 계산할 수 있으므로 Krishnapuram 등이 제안한 방법^[8]과 비교하여 계산량을 감소시켰고, 계산의 정확도를 높일 수 있었다.

본 논문의 II 절에서는 Hough 영역에서 회전, 크기, 이동 변화에 대한 변환 관계를 보였고, III 절에서는 II 절의 변환 관계를 이용하여 변환 관계식과 변화량 계산 방법에 대해 서술하였다. IV 절에서는 실험 결과에 대해, V 절에서는 본 논문의 결론에 대해 서술하였다.

II. Hough 영역에서 변환 관계식

1. Hough Space에 대한 고찰

Hough Transform(HT)은 다음과 같이 정의된다.

$$x \cos\theta + y \sin\theta = \rho \quad (1)$$

그림 1에서와 같이 θ 는 직선의 원점을 통과하는 범선과 x 축 사이의 각이며 ρ 는 원점에서 그 직선까지 수직거리이다. 디지털 입력 영상 $I(x, y)$ 의 한 점

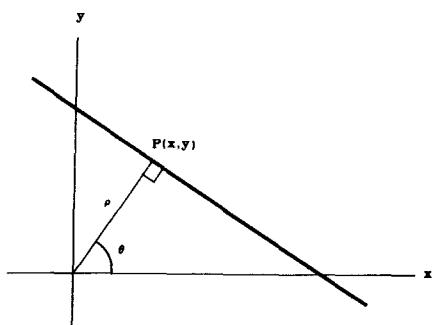


그림 1. 직선에 대한 θ 와 ρ 값의 정의

Fig. 1. Definition of θ and ρ values for a straight line.

(x, y) 을 식(1)에 대입하면 θ 와 ρ 를 변수로 하는 $H(\theta, \rho)$ 상에서 하나의 정현파로 나타난다. $H(\theta, \rho)$ 는 2가지 방법으로 사용되어진다. 한 방법은 Duda와 Hart가 사용한 방법이고^[3] 다른 한 방법은 Krishnapuram 등이 사용한 방법이다.^[4] 첫번째 방법은 $0^\circ \leq \theta < 180^\circ$, $-R < \rho < R$ 로 하였고, 두번째 방법은 $0^\circ \leq \theta < 360^\circ$, $0 \leq \rho < R$ 인 영역을 사용하였다. 여기서 R 값은 $I(x, y)$ 상에서 ρ 의 최대값이다.

본 논문에서는 정확한 회전 변화량을 측정하고 효율적인 정합을 위하여 첫번째 방법인 $0^\circ \leq \theta < 180^\circ$, $-R < \rho < R$ 를 영역으로 하는 $H(\theta, \rho)$ 를 사용하였다. 여기에 대한 자세한 내용은 III절에서 언급하기로 한다.

2. $I(x, y)$ 상에서 물체의 변화에 대한 $H(\theta, \rho)$ 상에서 변화

$I(x, y)$ 상의 한 물체가 변화(이동, 회전, 크기 변화)하였을 때 그 물체의 $H(\theta, \rho)$ 는 다음과 같은 규칙을 가지고 변화하게 된다. 본 논문에서 사용한 변화 규칙들은 Krishnapuram 등이 제안한 방법^[4]을 $0^\circ \leq \theta < 180^\circ$ 범위에서 수정하여 기술되었다.

1) 직선의 표현

$I(x, y)$ 상에서 한 직선은 그림 1에서처럼 θ 와 ρ 로 표현할 수 있다. 직선의 법선 성분이 원점을 통과하면서 직선 위의 한 점 $P(x, y)$ 와 만날 때 θ 는 직선의 법선 성분과 x 축 사이의 각이고, ρ 는 원점에서 $P(x, y)$ 에 이르는 최단 거리를 표현한다.

$$\rho = \sqrt{x^2 + y^2} \quad (2)$$

2) 크기 변화량

$I(x, y)$ 상에서 한 직선은 $H(\theta, \rho)$ 상에서 이에 대응되는 한 점으로 표현된다. $I(x, y)$ 상에 있는 다각형의 크기가 변화하였을 경우 다각형을 구성하는 한 직선의 길이와 그 직선과 원점 사이의 최단 수직거리 또한 길어지므로 S 가 크기 변화량으로 정의될 때, $H(\theta, \rho)$ 상에서 직선을 나타내는 한 점은, θ 축 방향으로는 변화하지 않고 ρ 축 방향으로 $S \cdot \rho$ 위치로 이동한다. 즉 크기 변화가 있을 경우 $H_s(\theta, \rho)$ 는 $H(\theta_s, \rho_s)$ 와 관계되어 진다.

$$H_s(\theta, \rho) = H(\theta_s, \rho_s) \quad (3)$$

$$\theta_s = \theta$$

$$\rho_s = S \cdot \rho$$

기준 영상의 HS를 $H(\theta, \rho)$ 로 기준 영상내의 물체가 S 만큼 크기 변화하였을 때 이 변환된 영상의 HS를 $H_s(\theta, \rho)$ 로 정의할 경우, 식(3)은 $H(\theta, \rho)$ 의 모든 점들을 θ 는 θ_s 로 ρ 는 ρ_s 로 변화시키면 이 변환된 HS는 $H_s(\theta, \rho)$ 와 같아진다는 수식적 의미를 가진다.

3) 회전 변화량

$I(x, y)$ 상에서 직선이 ϕ 만큼 회전하였을 경우 $H_r(\theta, \rho)$ 는 $H(\theta_r, \rho_r)$ 와 같다.

$$H_r(\theta, \rho) = H(\theta_r, \rho_r) \quad (4)$$

$0^\circ \leq \text{Modulo}_{(2\pi)}(\theta + \phi) < 180^\circ$ 인 경우

$$\theta_r = \text{Modulo}_{(2\pi)}(\theta + \phi)$$

$$\rho_r = \rho$$

$180^\circ \leq \text{Modulo}_{(2\pi)}(\theta + \phi) < 360^\circ$ 인 경우

$$\theta_r = \text{Modulo}_{(2\pi)}(\theta + \phi)$$

$$\rho_r = -\rho$$

단, $0^\circ \leq \phi < 360^\circ$

그림 2에서 직선 AB가 A_aB_a 로 ϕ 만큼 회전하였을 경우 직선 A_aB_a 의 θ 성분은 $\theta_0 + \phi$ 가 되는데 이 값은 180° 보다 작으므로 $H(\theta, \rho)$ 상에서 직선 AB를 나타내는 한 점은 ρ 축 방향으로는 변화하지 않고, θ 축 방향으로 ϕ 만큼 이동한다. 직선 AB가 A_bB_b 로 회전하였을 경우 직선 A_bB_b 의 θ 성분은 $\theta_0 + \phi + \pi$ 가 되는데 이 값은 180° 보다 크기 때문에 $H(\theta, \rho)$ 상에서 직선 AB를 나타내는 한 점은 ρ 축 방향으로 그 크기는 같고 부호가 반대인 위치로 이동하게 되며, θ 축 방향으로 ϕ 만큼 이동하게 되어 $\theta_0 + \phi$ 가 된다.

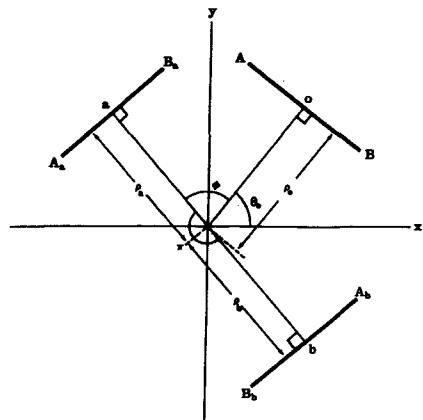


그림 2. 직선의 회전 변화에 대한 θ 와 ρ 값의 변화

Fig. 2. Variations of θ and ρ values corresponding to rotations of a straight line.

4) 이동 변화량

$I(x, y)$ 상에서 그림 3과 같이 직선 AB가 x 축 방향으로 a , y 축 방향으로 b 만큼 이동하여 A_aB_a 로 변화하였을 경우 다음과 같이 표현된다. 이때 직선 AB와 법선이 만나는 교점을 P, 이동 변화량 벡터를 T, 직

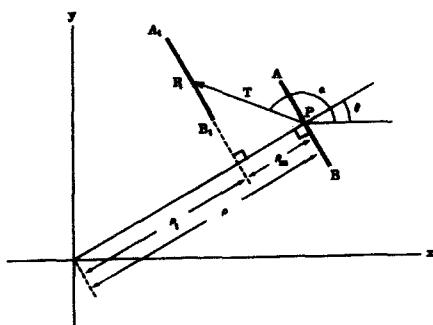


그림 3. 직선의 이동 변화에 대한 θ 와 ρ 값의 변화
Fig. 3. Variation of θ and ρ values for the shift of a straight line.

선 A_iB_i 에서 P 점에 대응되는 점을 P_i 라 할 때 다음과 같은 관계식이 성립한다.

$$P_i = P + T \quad (5)$$

$$T = ai + bj \quad (6)$$

여기서 i 는 x 축 방향의 단위 벡터이고 j 는 y 축 방향의 단위 벡터이다. 그러므로 $H(\theta, \rho)$ 상에서 직선 AB 가 직선 A_iB_i 로 변화하였을 경우 $H(\theta, \rho)$ 상에서 직선 AB 를 나타내는 한 점은 θ 축 방향으로는 변화하지 않으나 ρ 축 방향으로 $\rho + \rho_m$ 만큼 이동한다. 즉 $H_i(\theta, \rho)$ 는 $H(\theta, \rho)$ 와 같다.

$$H_i(\theta, \rho) = H(\theta, \rho) \quad (7)$$

$$\theta_i = \theta$$

$$\begin{aligned} \rho_i &= \rho + \rho_m \\ &= \rho + t \cos(\alpha - \theta) \end{aligned}$$

여기서 t 와 α 는 다음과 같이 주어진다.

$$t = \sqrt{a^2 + b^2} \quad (8)$$

$$\alpha = \tan^{-1}(b/a) \quad (9)$$

5) 크기, 회전, 이동 변화의 결합

앞절에서는 변수들 각각의 변화에 따른 $H(\theta, \rho)$ 상에서의 변화를 설명하였다. 이들 3가지 변화 요소들이 동시에 존재한다고 가정할 때 $H(\theta, \rho)$ 는 $H_c(\theta, \rho)$ 로 변화를 한다.

$$H_c(\theta, \rho) = H(\theta_c, \rho_c) \quad (10)$$

$$0^\circ \leq \text{Modulo}_{(2\pi)}(\theta + \phi) < 180^\circ \text{ 인 경우}$$

$$\theta_c = \text{Modulo}_{(2\pi)}(\theta + \phi)$$

$$\rho_c = S \cdot \rho + t \cos(\alpha - \theta)$$

$$\begin{aligned} 180^\circ &\leq \text{Modulo}_{(2\pi)}(\theta + \phi) < 360^\circ \text{ 인 경우} \\ \theta_c &= \text{Modulo}_{(2\pi)}(\theta + \phi) \\ \rho_c &= -(S \cdot \rho + t \cos(\alpha - \theta)) \end{aligned}$$

III. 회전, 크기, 이동 변화량 계산 방법

이 절에서는 II 절에서 구한, $I(x, y)$ 상에서 물체의 변화에 따른 HS상에서 점들의 이동 관계를 이용하여 4가지 운동 변화량 (ϕ, S, a, b) 계산 방법에 대해 설명 하려 한다. 그림 4는 운동 변화량 계산 과정의 순서도이다. 순서도에서 나열한 바와 같이 회전, 크기, 이동의 순으로 다음의 방법을 이용하여 변화량을 계산하였다.

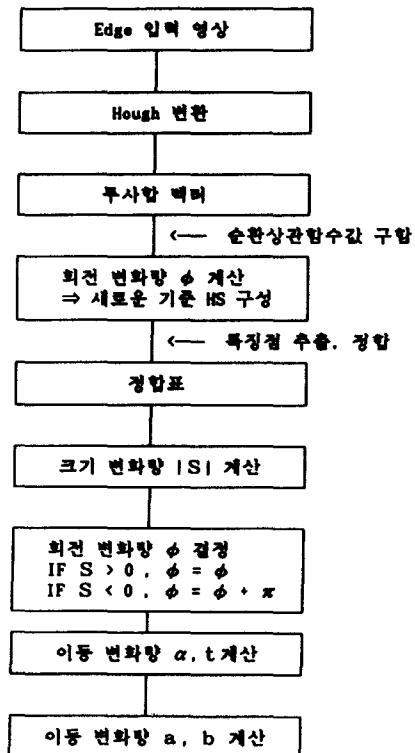


그림 4. 수행 과정 순서도

Fig. 4. Flow-chart of the estimation procedure.

1. 회전 변화량 측정 방법

기준 영상 $I_R(x, y)$ 에 대한 입력 영상 $I_I(x, y)$ 의 HS를 각각 $H_R(\theta, \rho)$ 와 $H_I(\theta, \rho)$ 로 표현할 때, $I_R(x, y)$ 에 대한 $I_I(x, y)$ 내에 있는 회전 변화한 물체의 회전 변화량을 구하기 위해 순환상관함수방법(Circular cor-

relation function method)을 사용한다. 먼저 $H_R(\theta, \rho)$ 와 $H_I(\theta, \rho)$ 에서 각각의 최고값을 구한 후 최고값의 40%를 문턱값으로 하여 문턱값 이상되는 점들의 값을 θ 축으로 투사하여 더하면 같은 θ 에 있는 값들은 ρ 값에 관계없이 모두 합하여지므로 크기가 180인 하나의 투사합 벡터가 된다. 이때 문턱값을 사용한 이유는 첫째, 영상의 특징을 나타내는 직선들 중 길이가 문턱값 이상되는 직선들만 그 영상의 특징점으로 이용하겠다는 의미이다. 둘째는 영상에 섞여 있는 잡음의 영향을 $H(\theta, \rho)$ 상에서 줄이기 위함이다. 이렇게 구하여진 $H_I(\theta, \rho)$ 의 투사합 벡터는 $I(x, y)$ 내 물체의 크기, 이동의 변화에 대해 무관한 일정한 형태의 벡터값을 가지게 되며, $H_R(\theta, \rho)$ 의 투사합 벡터값과 비교하면 회전 변화량만큼 순환 회전한 형태의 벡터값을 가지게 된다. 왜냐하면 크기와 이동변화를 보인 $H_I(\theta, \rho)$ 의 지역적 최고점(Local maximum peak)들은 $H_R(\theta, \rho)$ 와 비교하여 볼때 식(3), 식(7)에서 보인 바와 같이 ρ 축방향으로 변화는 하지만, θ 축 방향으로는 변화하지 않는다. 앞으로 지역적 최고점을 특징점이라 부르고, 지역적 최고점의 값을 특징점값이라 부르기로 한다.

$H_R(\theta, \rho)$ 와 $H_I(\theta, \rho)$ 의 투사합 벡터를 만든 후 $H_R(\theta, \rho)$ 의 투사합 벡터를 $\Delta\theta (=1^\circ)$ 씩 이동시키면서 $H_I(\theta, \rho)$ 의 투사합 벡터와의 순환상관함수값을 구한다. 이때 얻은 결과값 중 가장 최고값이 나오는 열이 바로 회전 변화량이 된다. 즉 $\phi = \Delta\theta \times (\text{최고값인 열})$ 이다. 여기서 구한 회전 변화량은 $0^\circ \leq \theta < 180^\circ$ 로 한정되어 있으므로, 회전 변화량은 ϕ 와 $\phi + \pi$ 두 값이 존재하게 된다. 그러므로 두 값중 실제 회전 변화량을 구별하기 위해서는 크기 변화량 S 를 이용하는데 $S > 0$ 이면 회전 변화량은 ϕ 이고, $S < 0$ 이면 회전 변화량은 $\phi + \pi$ 가 된다. 여기에 대한 자세한 내용은 다음 III절 2에서 다루기로 한다.

2. 크기와 이동 변화량 측정 방법

회전 변화량 ϕ 를 구한 후 $H_R(\theta, \rho)$ 의 특징점들을 ϕ 만큼 회전시킨다. 이 회전량이 보정된 HS를 $H_{NR}(\theta, \rho)$ 로 정의하자. HS에서 해야 할 중요한 일은 입력 영상 $I(x, y)$ 내에 있는 물체의 특징을 잘 나타낼 수 있는 특징점을 찾아내는 일과, $H_{NR}(\theta, \rho)$ 와 $H_I(\theta, \rho)$ 내의 특징점들을 서로 정합시키는 일이다.

본 논문에서는 $H_{NR}(\theta, \rho)$ 와 $H_I(\theta, \rho)$ 에서 각 특징점값 중 최고값의 40%를 문턱값으로 정하여 문턱값 미만인 점들은 모두 0으로 만든 후 특징점들을 구하였다. HS 축적어레이를 살펴보면 지역적으로 가장 큰 값을 가지는 특징점들 주위에는 특징점값 보다 작은값들이 보통 존

재하는데⁽⁸⁾ $I(x, y)$ 상의 한 직선 성분은 HS상에서 지역적 값이 가장 큰 위치가 특징점에 해당할 확률이 가장 높다. 그러므로 본 논문에서는 $H_{NR}(\theta, \rho)$ 와 $H_I(\theta, \rho)$ 축적어레이의 각 점을 중심점으로 하여 ρ 축방향으로 $\pm 2 \cdot \Delta\rho$, θ 축 방향으로 $\pm 2 \cdot \Delta\theta$ 범위 내의 모든값들과 비교하여 중심점의 값이 가장 클 때, 그때의 중심점을 특징점으로 백하였다. $H_R(\theta, \rho)$ 를 회전 변화량 ϕ 만큼 순환 회전시켜 구한 $H_{NR}(\theta, \rho)$ 상에서 임의의 θ 에 위치한 한 특징점은 $H_I(\theta, \rho)$ 상에서도 같은 θ 에 위치하게 되므로 각 두 특징점을 서로 정합시킨다. 왜냐하면 식(3)과 식(7)에서와 같이 크기, 이동 변화시 HS상에서 특징점들은 θ 축으로는 변화가 없고 ρ 축 방향으로만 변화하기 때문이다.

본 논문에서는 위 정합 방법을 이용하여 3개 이상의 특징점들이 정합되었다고 가정하고, 정합된 특징점쌍들 중 $H_{NR}(\theta, \rho)$ 의 특징점값이 큰 순서대로 3쌍을 선택하면 표 1을 구할 수 있다. 단, $H_{NR}(\theta, \rho)$ 의 특징점값을 선택할 때, θ 값이 같으면 기하학적으로 회전 변화량의 다중치를 분해할 수 없는 경우가 발생하므로 서로 다르도록 선택한다. 정합 도표에서 θ_k 는 정합된 특징점의 θ 값이고, ρ_k 는 $H_{NR}(\theta, \rho)$ 에 있는 정합 특징점의 ρ 값이며 ρ_{ik} 는 $H_I(\theta, \rho)$ 에 있는 정합 특징점의 ρ 값이다.

표 1. 정합 도표
Table 1. Matching table.

θ_k	ρ_{Rk}	ρ_{Ik}
θ_1	ρ_{R1}	ρ_{I1}
θ_2	ρ_{R2}	ρ_{I2}
θ_3	ρ_{R3}	ρ_{I3}

식 (10)을 이용하면 다음과 같은 식을 유도할 수 있다.

$$\rho_{Ik} = S \cdot \rho_{Rk} + t \cos(\alpha - \theta_k) \quad k=1, 2, 3 \quad (11)$$

표 1의 값을 식 (11)에 대입하면

$$\rho_{I1} = S \cdot \rho_{R1} + t \cos(\alpha - \theta_1) \quad (12a)$$

$$\rho_{I2} = S \cdot \rho_{R2} + t \cos(\alpha - \theta_2) \quad (12b)$$

$$\rho_{I3} = S \cdot \rho_{R3} + t \cos(\alpha - \theta_3) \quad (12c)$$

여기서 식 (12a), 식 (12b)와 식 (12c)으로부터 다음 식들을 유도한다.

$$\frac{\rho_{12} - S \cdot \rho_{R2}}{\rho_n - S \cdot \rho_{R1}} = \frac{\cos(\alpha - \theta_2)}{\cos(\alpha - \theta_1)} = K_1 \quad (13)$$

$$\frac{\rho_{13} - S \cdot \rho_{R3}}{\rho_n - S \cdot \rho_{R1}} = \frac{\cos(\alpha - \theta_3)}{\cos(\alpha - \theta_1)} = K_2 \quad (14)$$

식 (13)에서 부터

$$\cos(\alpha - \theta_2) = K_1 \cos(\alpha - \theta_1) \quad (15)$$

식 (15)에서 cosine항을 전개하여 정리하면

$$\frac{\sin\alpha}{\cos\alpha} = \frac{\cos\theta_2 - K_1 \cos\theta_1}{K_1 \sin\theta_1 - \sin\theta_2}, \text{ 즉}$$

$$\alpha = \tan^{-1} \left[\frac{\cos\theta_2 - K_1 \cos\theta_1}{K_1 \sin\theta_1 - \sin\theta_2} \right] \quad (16)$$

같은 방법으로 식 (14)로 부터 다음 식을 얻는다.

$$\alpha = \tan^{-1} \left[\frac{\cos\theta_3 - K_2 \cos\theta_1}{K_2 \sin\theta_1 - \sin\theta_3} \right] \quad (17)$$

식 (16)과 식 (17)에서 K_1 과 K_2 는 크기 변화량 S 를 미지수로 가지므로, 크기 변화량 S 를 먼저 구하여야 α 를 구할 수 있게 된다. 그러므로 이를 위해 식(16)과 식 (17)을 같다고 두면 다음식을 얻는다.

$$\frac{\cos\theta_2 - K_1 \cos\theta_1}{K_1 \sin\theta_1 - \sin\theta_2} = \frac{\cos\theta_3 - K_2 \cos\theta_1}{K_2 \sin\theta_1 - \sin\theta_3},$$

윗 식을 전개하여 정리하면

$$K_1 \sin(\theta_1 - \theta_2) + K_2 \sin(\theta_2 - \theta_1) = \sin(\theta_2 - \theta_3) \quad (18)$$

윗 식의 K_1 과 K_2 에 식 (13)과 식 (14)의 좌변들을 대입하여 S 값을 유도하면,

$$S = \frac{\rho_{11} \sin(\theta_2 - \theta_3) - \rho_{12} \sin(\theta_1 - \theta_3) - \rho_{13} \sin(\theta_1 - \theta_2)}{\rho_{R1} \sin(\theta_2 - \theta_3) - \rho_{R2} \sin(\theta_1 - \theta_3) - \rho_{R3} \sin(\theta_1 - \theta_2)} \quad (19)$$

실제 크기 변화량은 식 (19)에서 구한 S 값의 절대값을 의미한다. 유도된 K_1 과 S 값을 식 (16)에 대입 정리하면,

$$\alpha = \tan^{-1} \left[\frac{(\rho_{11} - S \cdot \rho_{R1}) \cos\theta_2 - (\rho_{12} - S \cdot \rho_{R2}) \cos\theta_1}{(\rho_{12} - S \cdot \rho_{R2}) \sin\theta_1 - (\rho_{11} - S \cdot \rho_{R1}) \sin\theta_2} \right] \quad (20)$$

S 와 α 값이 얻어지면 식 (11)로 부터

$$t = \frac{\rho_{Rk} - S \cdot \rho_{Rk}}{\cos(\alpha - \theta_k)}, \quad k=1, 2, 3 \quad (21)$$

t, α 가 주어지면 a, b 를 다음과 같이 구할 수 있다.

$$a = t \cos\alpha \quad (22)$$

$$b = t \sin\alpha \quad (23)$$

그러므로 크기 변화량 S , 이동 변화량 t, α, a, b 를 모두 구할 수 있게 된다.

마지막으로 회전 변화량이 ϕ 또는 $\phi + \pi$ 인가는 크기 변화량 S 의 부호를 판정함으로써 알 수 있다. 그림2와 같이 직선 A_aB_a 와 직선 A_bB_b 는 직선 AB 를 각각 $\phi, \phi + \pi$ 만큼 회전하여 구하여 진다. 이때 $\rho_a = \rho_a = \rho_b$ 이다. 직선 AB 가 주어졌을 때 회전 변화량이 180° 보다 작은 직선 $A_aB_a(\phi)$ 와 180° 보다 큰 직선 $A_bB_b(\phi + \pi)$ 에 대해서 전술한 순환상관함수방법이 적용되면 두 입력 직선의 회전 변화량은 모두 ϕ ($\leq 180^\circ$) 값으로 결정된다. 여기서 우리가 해야 할 일은 입력 영상의 직선이 A_aB_a 인가 또는 A_bB_b 인가를 구분하는 일이다. 직선 AB 를 기준으로 하고, 직선 A_aB_a 가 입력된 경우에는 순환상관함수방법에 의해 추정된 회전 변화량 ϕ 만큼 직선 AB 를 회전시키게 된다($H_{NR}(\theta, \rho)$). 따라서 기준 직선 AB 는 입력 직선 A_aB_a 와 겹쳐지게 된다. 그러므로 ρ_a 와 ρ_b 값은 부호와 크기가 모두 같아지며 이를 식 (19)에 대입하면 S 는 양의 값을 얻을 수 있다. 반대로 직선 A_bB_b 가 입력되었을 경우 전술한 바와 같이 ϕ 가 보정된 직선 A_aB_a 와 직선 A_bB_b 를 비교하면 ρ_a 와 ρ_b 는 그 크기의 절대값은 같으나 부호가 반대가 되므로 식 (19)에 따라 S 는 음의 값을 얻을 수 있다. 즉 S 값이 양일 때는 회전 변화량이 ϕ 이고, S 값이 음일 때는 회전 변화량이 $\phi + \pi$ 가 된다. 그리고 S 값의 절대값이 실제 크기 변화량을 나타낸다.

IV. 실험 결과 및 검토

본 논문은 입력 영상 전체의 크기가 256×256 화소인 디지털 입력 영상을 사용하였고, $0^\circ \leq \theta < 180^\circ$ 이고 $-R < \rho < R$ ($R = 180$)인 HS를 택하였다.

Hough 변환을 하는데 있어서 먼저 고려해야 할 사항은 HS의 분할 정밀도 $\Delta\theta$ 와 $\Delta\rho$ 의 간격을 결정하는 일이다. 일반적으로 $\Delta\theta$ 와 $\Delta\rho$ 의 범위가 클수록 HS가 가지는 오차는 증가하게 되며, 이러한 오차는 특징점 정합 후 크기 및 이동 변화량을 계산하는데 심각한 오차를 발생시킨다. 즉 $\Delta\theta$ 와 $\Delta\rho$ 의 크기가 클수록 잃어버리는 정보의 양과 HS가 가지는 정보의 부정확도는 증가하게 된다. 본 논문에서는 이를 고려하여 분할 정밀도가 $\Delta\theta = 1^\circ$, $\Delta\rho = 1$ 인 HS를 사용하였다.

1. 기준 영상과 기준 투사합 벡터

본 논문은 그림 5와 같이 B737을 기준 영상으로

사용하였으며, 영상의 중심점인 x 축과 y 축의 값이 각각 128, 128인 화소점을 원점으로 하여 기준 영상의 HS인 $H_a(\theta, \rho)$ 를 구하였다. 회전 변화량을 구하기 위해 사용되어지는 투사합 벡터는 $H(\theta, \rho)$ 상에서 가장 큰 특징점값의 40%를 문턱값으로 하여 계산되었다.

디지털 입력 영상에서 한 직선의 거리는 보통 Euclidean Distance로 계산하게 되는데, 기울기 각이 0° 또는 90° 인 한 직선이 회전하여 45° 또는 135° 로 접근할수록 영상에서 직선을 나타내는 화소수는 감소하게 되므로 HS상에서 직선을 나타내는 특징점값은 0° 또는 90° 일때의 값에 비해 작아지게 된다. 이를 보상하기 위해 기준 영상을 각각 $0^\circ, 15^\circ, 30^\circ, 45^\circ$ 회전 시킨 4개의 입력 영상을 이용하여 이들로부터 각각 구한 HS의 투사합 벡터들을 회전 변화량 만큼 역으로 순환 회전하여 회전 변화량을 보정한 후, 이 벡터들의 평균을 취하여 기준 투사합 벡터를 구하였다.

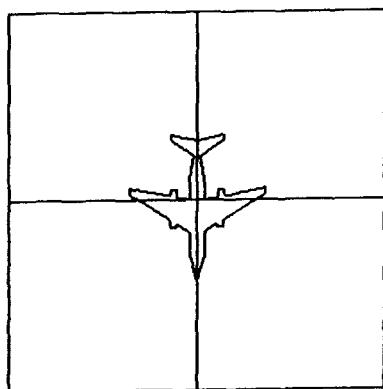


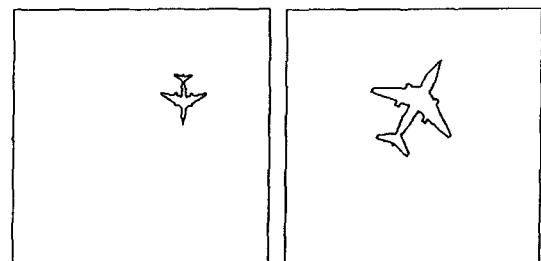
그림 5. B737 기준 영상
Fig. 5. Reference image (B737).

2. 입력 영상과 입력 투사합 벡터

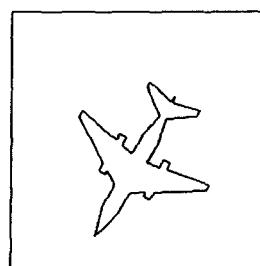
회전, 크기, 이동 변화량을 모두 고려하여 실험하기 위해 표 2에서와 같이 그림 5의 기준 영상에 대해 크기 변화량을 0.5에서 1.6까지 0.1씩 변화시키고, 회전 변화량을 0° 에서 360° 까지 30° 씩 변화시키고, 이동변화량 a, b 를 각각 ± 40 화소 범위 내에서 이동시키면서 입력 영상을 구하였다. 그 대표적인 예로서 그림 6의 (a)는 표 2의 순서 1에 해당하는데 이 때 기준 영상에 대한 변화량은 $S=0.5, \phi=0^\circ, a=40, b=40$ 인 경우이다. 그림 6의 (b)는 순서 6의 영상을, (c)는 순서 12의 영상을 의미한다. 기준 영상에 대한

표 2. 잡음이 없는 입력 영상에 대한 추정 결과
Table 2. Estimation results of input images with no noise.

순서	입력 영상						추정된 운동 변화량					
	크기 S	회전 ϕ	이동		크기 S	회전 ϕ	이동					
			a	b			a	b				
1	0.5	0°	40	40	0.42	0	40.05	40.26				
2	0.6	30°	-40	40	0.59	30°	-40.40	40.15				
3	0.7	60°	-35	-35	0.70	60°	-36.18	-34.12				
4	0.8	90°	-35	-35	0.81	90°	-34.67	-35.10				
5	0.9	120°	30	30	0.90	120°	30.04	29.07				
6	1.0	150°	0	30	0.98	150°	-0.51	29.17				
7	1.1	180°	-30	-30	1.07	180°	-30.52	-30.82				
8	1.2	210°	25	-25	1.20	210°	26.35	-26.35				
9	1.3	240°	20	20	1.30	240°	20.44	19.78				
10	1.4	270°	-20	20	1.45	270°	-19.68	19.20				
11	1.5	300°	-20	-20	1.57	300°	-18.91	-18.34				
12	1.6	330°	0	-20	1.65	330°	1.62	-18.53				



(a) $(0.5, 0^\circ, 40, 40)$ (b) $(1.0, 150^\circ, 0, 30)$



(c) $(1.6, 330^\circ, 0, -20)$

그림 6. B737 입력 영상의 변환 변수 ($|S|, \phi, a, b$)
Fig. 6. Motion parameters of B737 input images.
($|S|, \phi, a, b$)

입력 영상의 운동 변화량을 추정하기 위해서는 기준 영상과 입력 영상의 원점은 모두 같은 위치에 존재하여야 한다. 그러므로 입력 영상의 HS인 $H_i(\theta, \rho)$ 는 기준 영상의 중심점(128, 128)을 원점으로 하여

계산되었고, 입력 영상의 투사합 벡터는 $H_i(\theta, \rho)$ 에서 최고 특징점값의 40%를 문턱값으로 하여 계산되었다.

3. 회전 변화량 추정 및 정합점 선택

운동 변화량을 계산하는데 있어서 제일 먼저 계산하여야 할 값은 회전 변화량이다. 그림 7(a)는 그림5의 기준 입력 영상을 이용하여 구한 기준 투사합 벡

터이다. 그림에서 나타나듯이 특징점이 있는 즉, 영상 물체의 비교적 큰 직선에 해당하는 θ 열에서 큰값이 나타남을 알 수 있다. 0° 와 180° 부근의 큰값은 비행기 동체 부분을 나타내고, 55° 와 125° 부근의 큰값은 좌우 날개의 앞경계 부분을 나타내며, 90° 부근의 큰값은 날개 뒷 경계 부분을 나타낸다. 그림 7(b)는 그림 6(b)의 항공기 영상에 대한 투사합 벡터이다. 입력 영상으로 사용되어진 그림 6(b)는 그림5의 항공기가 크기의 변화는 없고($S=1$), 그림5에 나타난 원점을 중심으로 150° 회전한 다음, y축 방향으로 30화소 만큼 이동한 영상이다. 회전 변화량은 기준 영상 투사합 벡터와 입력 영상 투사합 벡터의 순환상관함수값을 구하면 알 수 있다. 그림 7(c)는 기준 영상 투사합 벡터인 그림 7(a)와 입력 영상 투사합 벡터인 그림 7(b)의 순환상관함수값이다. 그림 7(c)에서 알 수 있듯이 입력 영상의 회전 변화량인 150° 에서 순환상관함수값은 가장 큰값을 가진다. 회전변화량 ϕ 를 구한후 기준HS를 ϕ 만큼 보정시키면 $H_{NR}(\theta, \rho)$ 는 회전 변화량에 무관한 $H_{NR}(\theta, \rho)$ 로 변화한다. 그러므로 $H_{NR}(\theta, \rho)$ 의 특징점과 정합하여야 할 $H_i(\theta, \rho)$ 의 특징점은 같은 θ 열에 놓여 있게 된다. 같은 θ 열에 있는 $H_{NR}(\theta, \rho)$ 와 $H_i(\theta, \rho)$ 의 특징점들은 서로 정합되어 정합점쌍을 이루게 된다. 본 논문에서는 정합된 특징점들 중 안정된 정합점쌍을 선택하기 위해 기준 HS $H_{NR}(\theta, \rho)$ 의 특징점값이 큰 순서대로 3개의 정합점쌍을 선택하여 표 1과 같은 정합표를 구하였다. 정합표의 정합점값들을 본 논문에서 제안한 관계식에 대입하면 크기 변화량 S 와 이동 변화량 a, b 값을

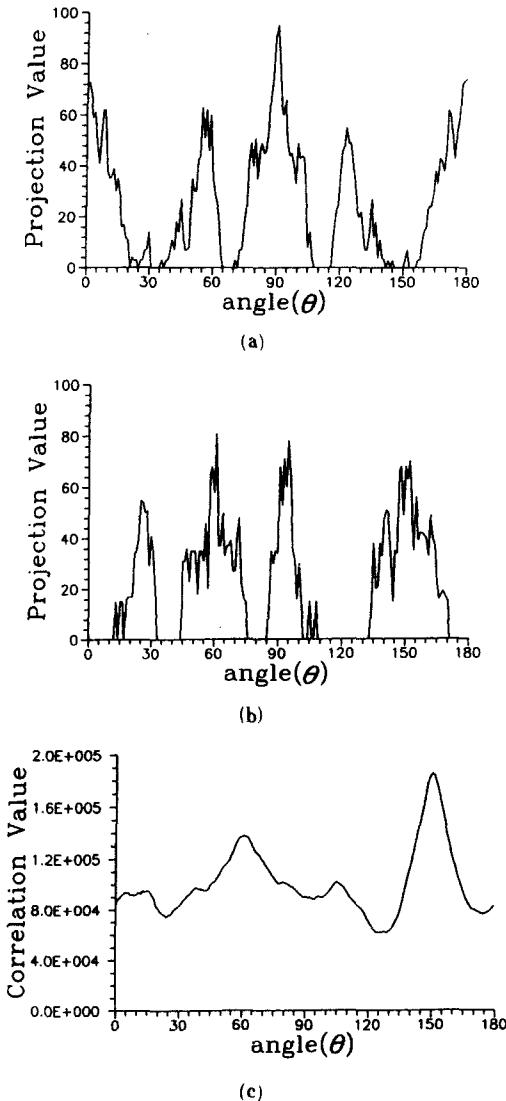


그림 7. (a) 기준 투사합 벡터
 (b) 그림 6(b) 입력 영상의 투사합 벡터
 (c) (a)와 (b)의 순환상관함수값
Fig. 7. (a) Projection vector of the reference image,
 (b) Projection vector of Fig. 6(b) input image,
 (c) Circular correlation value of (a) and (b).

표 3. 표 2의 결과에 대한 오차
Table 3. Error of the table 2 result.

순서	S의추정 상대오차	ϕ 의추정 오 차	이 동	
			a의추정 오 차	b의추정 오 차
1	-0.160	0°	0.05	0.26
2	-0.017	0°	-0.40	0.15
3	0.0	0°	-1.18	0.88
4	0.013	0°	-0.33	-0.10
5	0.0	0°	0.04	-0.93
6	-0.020	0°	-0.51	-0.83
7	-0.027	0°	-0.52	-0.82
8	0.0	0°	1.35	-1.35
9	0.0	0°	0.44	-0.22
10	0.036	0°	0.32	-0.80
11	0.047	0°	1.09	1.66
12	0.031	0°	1.62	1.47

얻을 수 있다. 표 2는 12개의 항공기 입력 영상에 대해 위의 방법을 이용하여 구한 추정 결과치이며, 추정 결과에 대한 오차는 표 3에 나타내었다. 표 3에서 회전 변화량 ϕ 와 이동 변화량 a, b 에 대한 추정오차는 절대오차 값을 구하였고, 크기 변화량 S 에 대한 추정오차는 S 값이 S 의 절대치에 비례하여 절대오차가 커지므로 이를 보정하기 위해 다음의 식(24)과 같은 상대오차를 사용하였다.

$$\text{상대오차} = \frac{V_c - V_R}{V_R} \quad (24)$$

여기서 V_R 는 데이터베이스를 작성하는데 이용된 실제 변화량을 나타내고, V_c 는 본 논문의 방법으로 추정된 운동 변화량을 나타낸다.

표 3에 수록되어 있는 추정오차를 살펴 보면 회전 변화량은 모두 정확한 값을 보이고 있으며, 크기 변화량 S 는 입력 영상 순서 1에서 -0.160 의 오차를 나타내었으나 다른 11개의 입력에 대해서는 ± 0.05 미만의 작은 오차를 나타내고 있다. 이동 변화량 a 와 b 의 값은 최대 ± 2 화소 미만의 오차를 보이고 있으나 대부분은 대략 ± 1 화소 미만의 오차를 나타내고 있다. 전체적으로 보아 입력 영상이 디지털 영상임을 고려할 때 추정된 운동 변화량값들은 비교적 정확한 값을 갖고 있음을 알 수 있다.

Krishnapuram 등^[6]과 같이 Hough 변환 영역을 $0^\circ \leq \theta < 360^\circ$ 와 $\rho \geq 0$ 범위로 정의하면 한 직선의 이동 변화가 심할 경우 그에 대응하는 HS상의 특징점 (θ_0, ρ_0) 는 ρ_0 값의 변화뿐만 아니라 θ_0 값의 변화 ($\theta_0 + \pi$ 또는 $\theta_0 - \pi$)가 일어날 수 있다. 그러므로 순환상관함수법에 의한 회전 변화량 추정에 오류가 일어날 수 있다. 실제로 그러한 문제가 그들의 측정 결과에서 보여지고 있다. 본 논문에서 정한 $0^\circ \leq \theta < 180^\circ$ 범위는 직선의 이동이 일어났을 때에도 항상 동일한 θ 값을 지니게 되므로 전술한 문제점을 제거할 수 있다.

4. 잡음이 있는 영상에서의 측정

잡음이 있는 영상에 대한 출력값을 측정하기 위해 12개의 입력 영상에서 평균이 0인 가우시안 잡음 (Gaussian noise)을 참가하여 그림 8과 같은 잡음이 있는 영상을 만들었다. 잡음의 효과는 물체의 크기에 따라 다르므로 이를 측정하기 위해 신호대 잡음비 (SNR)를 다음과 같이 정의하였다.

$$\text{SNR} = \frac{N_s}{N_s + N_e} \quad (25)$$

여기서 N_s 는 잡음이 없을 때 물체 경계의 화소수를

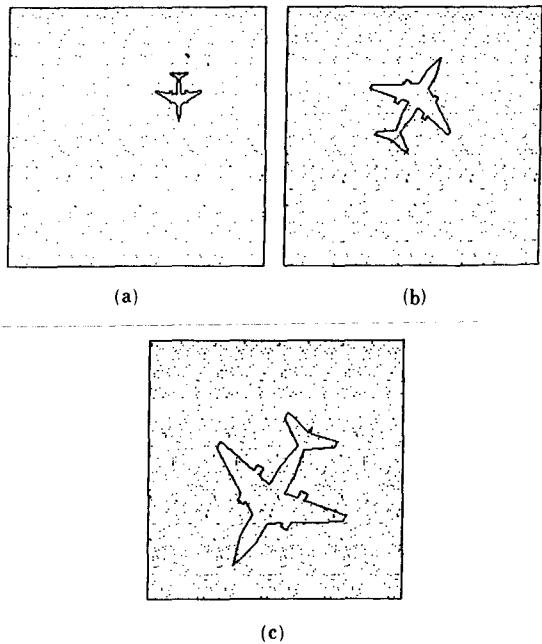


그림 8. 잡음이 있는 입력 영상

(a) 그림 6(a) 영상에 $\text{SNR}=0.59$ 인 잡음첨가

(b) 그림 6(b) 영상에 $\text{SNR}=0.58$ 인 잡음첨가

(c) 그림 6(c) 영상에 $\text{SNR}=0.59$ 인 잡음첨가

Fig. 8. Input image with noise.

(a) Image of the Fig. 6(a) with noise with $\text{SNR}=0.59$,

(b) Image of the Fig. 6(b) with noise with $\text{SNR}=0.58$,

(c) Image of the Fig. 6(c) with noise with $\text{SNR}=0.59$.

나타내며, N_s 는 배경에 발생한 잡음수를 의미하며 N_e 는 물체 경계부분에서 발생한 잡음수를 즉 잡음에 의해 경계선 화소가 지워진 수를 의미한다. 대략 SNR 이 0.6인 가우시안 잡음을 발생시키기 위하여 σ 를 2.0에서 3.0까지 변화시켰다. 그 SNR 은 표 4의 6번째 열에 나타내었다. 이때 SNR 잡음의 발생 오차는 약 $\pm 8.4\%$ 이다. 실제로 이 이상의 발생 오차를 줄이는 것은 상당히 힘든 작업이고 우리는 대략적 잡음 효과만을 여기서 측정하였다. 표 4는 잡음이 있는 입력 영상에 대한 운동 변화량의 추정 결과치이며 표 5는 표 4의 추정 결과에 대한 오차를 나타내었다. 그림 8의 (a)는 표 4의 순서 1에 해당하는 영상이고 그림 8의 (b)와 (c)는 각각 순서 6과 순서 12에 해당되는 영상이다. 표 5는 표 3에서와 같이 S 에 대해서는 상대오차를, 나머지 변화량에 대해서는 절대오차를 나타내었다. 표 5의 추정 결과에 대한 오차

표 4. 잡음이 있는 입력 영상에 대한 추정 결과
Table 4. Estimation results of input images corrupted with noise.

순서	입력 영상				추정된 운동 변화량				
	크기 S	회전 ϕ	이동		신호대 잡음비 SNR	크기 S	회전 ϕ	이동	
			a	b				a	b
1	0.5	0°	40	40	0.59	0.45	0°	39.64	40.14
2	0.6	30°	-40	40	0.55	0.59	30°	-40.40	40.15
3	0.7	60°	-35	-35	0.64	0.66	59°	-33.97	-32.71
4	0.8	90°	35	-35	0.61	0.81	90°	34.67	-35.10
5	0.9	120°	30	30	0.62	0.90	120°	30.04	29.07
6	1.0	150°	0	30	0.58	0.98	151°	-1.02	29.15
7	1.1	180°	-30	-30	0.61	1.07	180°	-30.52	-30.82
8	1.2	210°	25	-25	0.64	1.20	210°	26.35	-26.35
9	1.3	240°	20	20	0.62	1.30	240°	20.44	19.78
10	1.4	270°	-20	20	0.61	1.45	270°	-19.68	19.20
11	1.5	300°	-20	-20	0.61	1.57	300°	-18.91	-18.34
12	1.6	330°	0	-20	0.59	1.67	330°	1.59	-18.21

표 5. 표 4의 결과에 대한 오차
Table 5. Error of the table 4 result.

순서	S의 추정 상대오차	ϕ 의 추정 오차	이동	
			a의 추정 오차	b의 추정 오차
1	-0.100	0°	-0.36	0.14
2	-0.017	0°	-0.40	0.15
3	-0.057	-1°	1.03	2.29
4	0.013	0°	-0.33	-0.10
5	0.0	0°	0.04	-0.93
6	-0.020	1°	-1.02	-0.85
7	-0.027	0°	-0.52	-0.82
8	0.0	0°	1.35	-1.35
9	0.0	0°	0.44	-0.22
10	0.036	0°	0.32	-0.80
11	0.047	0°	1.09	1.66
12	0.044	0°	1.59	1.79

를 살펴보면 크기 변화량 S는 순서1의 입력에 대해서는 -0.100 의 오차를 발생시켰으나 다른 11개의 입력에 대해서는 약 ± 0.05 미만의 비교적 안정된 값을 얻을 수 있었다. 회전 변화량은 순서3과 순서6의 입력에 대해서는 $\pm 1^{\circ}$ 의 오차를 나타내었으나 다른 10개의 입력에 대해서는 정확한 값을 얻을 수 있었다. 이동 변화량은 순서3의 입력에 대해 b값에서 2.29의 추정 오차가 발생하였으며 이것을 제외하고는 ± 2 화소 미만의 오차가 발생하였다. 표5의 오차는 표3의 오차에 비해 조금 더 증가한 결과를 나타

내었으나 비교적 정확한 값을 보이고 있다. 그러므로 본 논문에서 제안한 방법은 잡음이 있는 입력 영상에 대해서도 비교적 안정된 결과를 보이고 있음을 알 수 있었다.

V. 결론

본 논문에서는 입력 영상 내에 있는 한 직선의 변화와 Hough space에서 그 직선을 나타내는 특징점의 변화 관계를 이용하여 회전, 크기, 이동 변화가 모두 결합된 입력 영상 내의 물체에 대해 $0^{\circ} \leq \theta < 180^{\circ}$, $-R < \rho < R$ 로 정의된 Hough space 상에서 각각의 변화량에 대한 새로운 관계식을 유도하였다. 이 관계식을 이용하여 변화량이 다른 12개의 비행기 입력 영상에 대해 운동 변화량을 추정하였다. 또 정확한 특징점 추출과 변화량 계산을 위해 본 논문은 분할 정밀도 $\Delta\theta$ 와 $\Delta\rho$ 를 1로 정의하여 Hough space 정보의 오차 범위가 ± 0.5 로 되도록 하였다.

회전 변화량은 기준 영상과 입력 영상의 Hough 영역에서 θ 축으로 투사된 투사합 벡터들을 이용하여 순환상관함수방법으로 계산되었고, 크기 및 이동 변화량은 정합된 3쌍의 특징점값들을 제안된 관계식에 적용하여 계산되었다. 이 방법은 이동, 크기 변화가 결합된 입력 영상 내의 물체에 대해 물체의 변화 가능한 모든 크기 변화량에 대한 이동 변화량을 계층적 반복 계산으로 구한 기존의 방법^[6]과 비교하여 계산량을 크게 줄일 수 있었고 또한 보다 안정된 결과를 얻을 수 있었다.

본 논문에서 제안한 방법을 사용하여 12개의 입력 영상에 대해 실험한 결과 크기 변화량은 1개의 입력 영상에 대해서는 -0.160 의 오차를 나타내었으나 나머지 11개의 입력 영상에 대해서는 ± 0.05 미만의 작은 오차를 나타내었다. 회전 변화량은 모두 정확한 값을 업을 수 있었으며, x축과 y축 방향의 이동 변화량은 최대 ± 2 화소 미만의 작은 오차를 나타내었다. 본 논문의 방법은 SNR이 약 0.6인 입력 영상에 대해서도 비교적 안정된 결과를 보이고 있다.

参 考 文 献

- [1] P.V.C. Hough, "Method and means for recognizing complex patterns," U.S. Patent 3, 069, 654, 1962.
- [2] R.O. Duda and P.E. Hart, "Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures," Comm. ACH, vol. 15, pp. 11-15, 1972.

- [3] S.A. Dudani and A.L. Luk, "Locating straight-line edge segments on outdoor scenes," *Pattern Recognition*, vol. 10, pp. 145-157, 1978.
- [4] M. Rushir, K. Abe and K. Matsumoto, "An application of the Hough transform to the recognition of printed Hebrew characters," *Pattern Recognition*, vol. 16, no. 2, pp. 183-191, 1983.
- [5] H.T. Tsui and C.K. Chan, "Hough technique for 3D object recognition," *IEE Proceedings*, vol. 136, Pt. E, no. 6, 1989.
- [6] R. Krishnapuram and D. Casasent, "Hough space transformations for discrimination and distortion estimation," *Computer Vision Graphics and Image Processing*, vol. 38, pp. 299-316, 1987.
- [7] D. Casasent and R. Krishnapuram, "Curved object location by Hough transformations and inversions," *Pattern Recognition*, vol. no. 2, pp. 181-188, 1987.

著者紹介



秦成一(正會員)

1955年4月28日生。1977年2月
서울대학교 전자공학과 졸업。1981
年2月 한국과학기술원 전자공학
과 졸업. 공학석사학위 취득. 1988
年8月 Carnegie Mellon Univer-
sity 졸업. 공학박사 학위 취득.

1981年3月～현재 경북대학교 전자공학과 조교수.
주관심분야는 컴퓨터 비전, 패턴 인식, 신경회로망
등임.



金宗佑(準會員)

1966年8月1日生。1988年2月
경북대학교 전자공학과 졸업。1989
年3月～현재 경북대학교 전자공
학과 석사과정. 주관심분야는 컴
퓨터 비전, 패턴 인식, 신경회로
망 등임.