

# Mellin Transform에서의 물체 이동 검출

정회원 박수현\*, 이병욱\*

## Detection of a Moving Object in the Mellin Transform

Su-Hyun Park\*, Byung-Uk Lee\* *Regular Members*

### 요약

두 장의 영상간의 변환관계를 추출하는 영상등록에서 Mellin transform이 많이 사용된다. 본 논문에서는 배경과는 다른 속도로 움직이는 물체가 있는 경우를 모델링하여 Mellin transform을 적용하고, 물체와 배경의 크기와 주파수 스펙트럼이 물체의 이동 검출에 미치는 영향을 정량적으로 분석한다. 또한 최적화된 영상등록을 할 수 있도록 Mellin transform을 적용할 때에 정합되지 않는 부분에서 발생하는 노이즈를 모델링하여 그 영향을 최소화하는 방법을 제안하였다.

### ABSTRACT

The Mellin Transform is a well-known method to find out transformations between two overlapping images. This paper models a scene with an object moving with different velocities. Also, it analyzes the relationship of the detected correlation peak to the spectrum of the background and an object. Lastly, we investigate the optimal solution of the image registration parameters minimizing the effect of the noise from the Mellin Transform by applying the Wiener filter concept.

### 1. 서론

가상 현실에서 사실적인 배경을 제작하는데 중요한 요소기술의 하나가 서로 다른 방향에서 촬영한 여러 장의 영상을 통합하는 것이다. 최근에 널리 실용화되고 있는 MPEG-4와 같은 영상 통신 표준에서는 커다란 배경을 한번만 보내고 필요한 부분만 변환하여 보여줄 수 있다. 이러한 경우 대부분의 영역이 중복되는 두 장의 영상간의 변환관계를 추출하는 영상등록 (image registration) 과정이 필요하다. 이를 위하여 영상들 사이의 이동 변환 관계를 추출하는 여러 가지 방법이 사용되는데, 이 중에는 통계적 접근 방법을 사용하는 cross-correlation, 주파수 특성을 이용하는 푸리에 방법, 두 영상 사이에 비선형적인 변형이 있을 때 사용하는 점 변환 방식, 그리고 왜곡을 모델링 하는 elastic model-based matching 등이 있다<sup>[1]</sup>. Mellin transform은 영상

의 Fourier transform 간의 위상 변화를 기반으로 하여 두 영상 사이의 평행이동과 회전 성분 그리고 크기 변화를 검출할 수 있다. 이 방법은 비교적 계산량이 적고 화면 전체의 정보를 이용한다는 장점이 있으나 영상 내에 움직이는 물체가 있는 경우의 이론적인 연구는 거의 발표된 것이 없다. 많은 영역이 중복되는 두 개의 영상에서 배경과 물체가 각각 다른 속도로 움직일 때에 Mellin transform에서 발생하는 최대치의 위치가 변화하게 된다. 본 논문에서는 Mellin transform에서 배경 영상과 다른 속도로 움직이는 물체가 있는 경우를 모델링 하고, 검출된 correlation peak의 크기가 물체의 면적, 또 배경과 물체의 주파수 스펙트럼에 의하여 받는 영향을 정량적으로 분석하고 Mellin transform을 적용할 수 있는 이론적 한계를 규명한다. 또한, 최적화된 영상등록을 할 수 있도록 Mellin transform을 적용할 때에 발생하는 노이즈를 모델링하여, 그 영향을 최소화하는 방법을 제시하였다.

\* 이화여자대학교 정보통신학과 (bulee@ewha.ac.kr)

논문번호 : 010009-0219, 접수일자 : 2001년 2월 19일

본 논문은 다음과 같은 순서로 구성되어 있다. II 장에서 본 논문에서 사용하는 Mellin transform의 구체적인 구현 방법에 대해서 알아본다. III 장에서는 배경과 물체의 이동 검출에 대한 수식을 유도하고, IV 장에서 최적화된 영상등록을 위하여 사용되는 노이즈 모델링에 관해서 설명한다. V 장에서 배경과 물체의 이동 검출과 노이즈 모델링에 대한 실험 결과를 제시하고 그에 대한 분석을 한다. 마지막으로 VI 장에 연구의 결과 및 의의를 보인다.

## II. Mellin Transform

Mellin transform은 잘 알려진 영상등록 방법 중의 하나로, 영상 전체의 평행이동이나 회전을 찾아내는 데에 쓰인다 [2][3]. Mellin transform은 phase correlation과 푸리에 변환의 특성을 바탕으로 하며, 영상  $I_2$ 가  $I_1$ 을  $(x_0, y_0)$ 만큼 평행이동한 것이라면 영상사이의 관계식은

$$I_2(x, y) = I_1(x - x_0, y - y_0)$$

가 되고 푸리에 변환을 했을 때의 결과는 위상 변화에 의하여

$$F_2(\omega_x, \omega_y) = e^{-j(\omega_x x_0 + \omega_y y_0)} F_1(\omega_x, \omega_y)$$

가 된다. 여기에서의 phase shift는

$$\frac{F_1^*(\omega_x, \omega_y) F_2(\omega_x, \omega_y)}{|F_1^*(\omega_x, \omega_y) F_2(\omega_x, \omega_y)|} = e^{-j(x_0 \omega_x + y_0 \omega_y)}$$

로 계산된다. 계산된 phase shift는 역 푸리에 변환에 의하여

$$\delta(x - x_0, y - y_0) = \mathcal{F}^{-1}[e^{-j(x_0 \omega_x + y_0 \omega_y)}]$$

위와 같이 delta 함수로  $(x_0, y_0)$ 에 피크값이 발생한다. 이와 같은 과정을 Mellin transform이라고 하며 이를 이용하여 평행이동을 찾아낼 수 있다.

## III. 배경과 물체의 이동 검출

Mellin transform은 두 영상간의 평행이동을 검출할 수 있을 뿐만 아니라, 영상 내부의 물체의 움직임도 찾아낼 수 있다. 물체의 움직임 역시 앞 절에서 살펴본 바와 같이 delta 함수로 나타난다. 그러므로 두 영상 사이에 영상 전체와 물체가 움직였을

때의 Mellin transform의 결과는 전체 영상과 물체 각각의 평행이동이 두 개의 국부 최대치 (local maximum) 로 나타나게 된다.

우선 간단한 식의 유도를 위해 1차원인 경우에 대하여 설명한다. 그림 1과 같이  $s_1$ 과  $s_2$ 의 1차원 data가 있을 때 각각의 영상은 다음과 같다.

$$s_1(x) = f(x)\bar{w}(x) + g(x)w(x) \\ = f(x)[1 - w(x)] + g(x)w(x)$$

$$s_2(x) = f(x - x_0)\bar{w}(x - x_1) + g(x - x_1)w(x - x_1) \\ = f(x - x_0)[1 - w(x - x_1)] + g(x - x_1)w(x - x_1) \\ = f(x - x_0) - [f(x - x_0) - g(x - x_1)]w(x - x_1)$$

$$w(x) = \text{rect}\left(\frac{x - x_a}{W}\right)$$

여기서,  $s_1(x)$ 은 물체를 포함한 기준영상,  $s_2(x)$ 는 배경을  $x_0$ 만큼 이동하고 물체가  $x_1$ 만큼 이동한 비교영상,  $f(x)$ 는 물체가 없는 영상의 전체 배경,  $g(x)$ 은 물체 그리고  $w(x)$ 는 크기를 나타내는 윈도우 함수로 여기서  $W$ 는 윈도우의 폭이고  $x_a$ 가 물체의 중심이다. 이에 Mellin transform을 적용하면

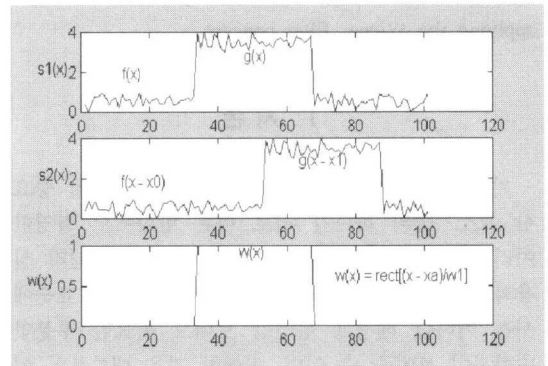


그림 1. 1차원에서의 배경과 물체의 이동

$$\frac{S_1^* S_2}{|S_1^* S_2|} \approx \frac{S_1^* S_2}{S_1^* S_1} = \frac{S_2}{S_1} \\ = e^{-j\omega x_0} [F - F * W e^{-j\omega(x_1 - x_0)}] / S_1 \\ + e^{-j\omega x_1} (G * W) / S_1$$

와 같이 된다. 여기서  $|S_1^* S_2|$ 는 물체가 아주 작은 경우  $w(x) \approx 0$ 가 되어  $|S_1^* S_1| \approx |S_1^* S_1| = S_1^* S_1$ 로 근사할 수 있다. 위 식의 역 푸리에 변환 결과는  $x_0$ 와  $x_1$ 의 delta 함수로 나오는 것을 알 수 있다. 각 국부 최대치의 크기는

$$peak_1 = \mathcal{I}^{-1}[F * W e^{-j\omega(x_1 - x_0)}] / S_1 \quad (1)$$

$$peak_2 = \mathcal{I}^{-1}(G * W) / S_1 \quad (2)$$

가 된다. 2차원의 경우에도 푸리에 변환이 2차원으로 바뀌는 것을 제외하고는 동일한 방법으로 수식을 전개할 수 있다.

#### IV. 노이즈 모델링

앞의 II 장 Mellin transform에서 본 바와 같이,  $s_1$  이  $s_2$  를  $x_0$  만큼 평행 이동한 것이라면 여기서의 phase correlation 은 아래의 식과 같이 근사화할 수 있다.

$$\frac{S_1^* S_2}{|S_1^* S_2|} \cong e^{-j\omega x_0}$$

위의 수식은 두 영상의 correlation 을 정규화(normalize) 한 의미를 갖는다. 여기서의 얻고자 하는 결과의 가장 이상적인 상태는 델타함수이다. 그러나 실제의 영상으로 Mellin transform을 한 결과는 여러 가지 형태의 노이즈의 영향으로 변형된다. 여기서의 노이즈에는 영상 자체의 노이즈, 영상 전체의 움직임으로 인한 두 영상 사이의 다른 부분 그리고 영상 내부의 물체의 움직임 이렇게 세 가지를 들 수 있다. 이러한 노이즈를 모델링하여 영상등록을 최적화 하는 것이 목적이다.

##### 1. 필터링 이론으로 해석한 Mellin Transform

###### 1) Inverse 필터

$W_{input}$ 이 원래 입력영상이고, Mellin transform의 과정에서 노이즈가 없다고 가정하면 Mellin transform은 그림 2와 같이 Inverse 필터로 모델링할 수 있다.

$$W_{input} = e^{-j\omega x_0} = \frac{S_1^* S_2}{|S_1^* S_2|}$$

$$W_{out} = S_1^* S_2$$



그림 2. Inverse 필터로 모델링한 Mellin transform

###### 2) Wiener 필터

Inverse 필터는 영상이나 필터의 특성에 따라서

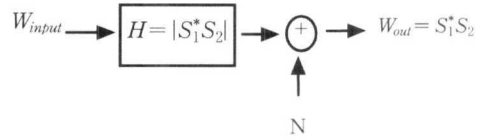


그림 3. Noise가 있을 때를 모델링한 Mellin transform

고주파를 증폭시켜 오히려 노이즈를 강화시키는 부작용을 할 수 있다. 이를 고려하여 영상과 노이즈의 통계적 특성을 고려하여 적용하는 대표적인 것이 Wiener 필터이다. 이 수식을 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$Wiener_{filter}(u, v) = \frac{H^*(u, v)}{|H(u, v)|^2 + S_n(u, v) / S_{im}(u, v)}$$

여기서,

$S_n = \mathcal{I}\{R_n\}$ : 노이즈 PSD(Power Spectral Density)

$S_{im} = \mathcal{I}\{R_{im}\}$ : 원영상의 PSD

$R_n$ : 노이즈의 autocorrelation

$R_{im}$ : 원영상의 autocorrelation

Mellin transform 과정에서 생기는 노이즈를 N 이라고 한다면 그림3과 같이 모델링할 수 있다. 그림 3에서 입력과 출력의 관계는 아래와 같이 된다.

$$W_{out} = H \cdot W_{input} + N \quad (3)$$

여기서,

$H$ : 열화모델

$W_{out}$ : 열화된 후 노이즈를 첨가한 결과영상

(모든 대문자는 주파수 대역)

Inverse 필터와 마찬가지로  $H = |S_1^* S_2|$ 이고  $W_{out} = S_1^* S_2$ 이다. 배경과 물체의 이동검출의 두 개의 극부 최대치로 유도했을 때인 식 (1)과 식 (2)도 마찬가지로 Wiener 필터로 모델링할 수 있다. 여기서  $H = S_1$  이고  $W_{out}$ 이  $peak_1, peak_2$  각각의 성분이고  $W_{input}$ 은 잡음이 혼합된 입력신호를 모델링한다. 앞과 마찬가지로  $W_{input} = e^{-j\omega x_0}$  라고 이상적인 상태로 가정했을 때의 원 영상 ( $W_{input}$ ) 의 PSD (Power Spectral Density)  $S_{im}$  는

$$S_{im} = e^{-j\omega x_0} \cdot e^{j\omega x_0} = 1$$

가 되므로, Wiener 필터를 적용하려면 노이즈의 스펙트럼을 고려해야 한다.

펙트럼 ( $S_n$ ) 에 대한 정보만 알면 된다.  $S_n$  은 노이즈의 모델링에 따라 달라질 수 있다.

2. 노이즈 모델

1차원에서의 간단한 영상 모델은 아래와 같다.

$$s_1(x) = f(x)w(x)$$

$$s_2(x) = f(x - x_0)w(x)$$

$$S_1 = F * W$$

$$S_2 = (e^{-j\omega x_0} F) * W = e^{-j\omega x_0} (F * W e^{j\omega x_0})$$

여기서,  $f$  는 전체 데이터,  $w(x)$  는 윈도우를 나타낸다.

앞의 2)에서 본 바와 같이 그림 2에서  $W_{input} = e^{-j\omega x_0}$  가 원래 Mellin transform에서 원하는 결과가 된다. 이를 이용하여 식 (3)에서  $N$  (노이즈 스펙트럼) 을 구하려면

$$N = W_{out} - W_{input}H = S_1^* S_2 - e^{-j\omega x_0} |S_1^* S_2| \tag{4}$$

가 되고,  $S_n$  (노이즈의 PSD) 는

$$\begin{aligned} S_n(u, v) &= NN^* \\ &= (S_1^* S_2 - e^{-j\omega x_0} |S_1^* S_2|) [(S_1^* S_2)^* - (e^{-j\omega x_0} |S_1^* S_2|)^*] \\ &= (S_1^* S_2 - e^{-j\omega x_0} |S_1^* S_2|) [(S_1^* S_2)^* - e^{j\omega x_0} |S_1^* S_2|] \\ &= 2|S_1^* S_2|^2 - |S_1^* S_2| [e^{-j\omega x_0} (S_1^* S_2)^* + e^{j\omega x_0} (S_1^* S_2)] \end{aligned} \tag{5}$$

여기서,  $S_1^* S_2 = W_{out}$

앞의 1)에서 언급했듯이 필터와  $W_{input}$  의 스펙트럼은 이미 우리가 알고 있는 입력 영상으로 찾아낼 수 있으므로 문제가 없다. 그러나 노이즈의 경우에는 우리가 알아내야 하는 영상의 이동 정보까지도 가지고 있으므로, 실제로 적용하기 위해서는 우리가 알고 있는 정보로 모델링하는 과정을 거쳐야 한다. 그러므로 노이즈의 모델링을 위해서는 이동정보  $x_0$  가 들어가는 부분인

$$[e^{-j\omega x_0} (S_1^* S_2)^* + e^{j\omega x_0} (S_1^* S_2)]$$

에 대한 간략화가 필요하다. 이를 정리해보면

$$\begin{aligned} &[e^{-j\omega x_0} (S_1^* S_2)^* + e^{j\omega x_0} (S_1^* S_2)] \\ &= (S_1^* S_2 e^{j\omega x_0})^* + S_1^* S_2 e^{j\omega x_0} \\ &= 2 * real[S_1^* (S_2 e^{j\omega x_0})] \end{aligned}$$

정리된 식을 다시 식 (5)에 넣어 정리해 보면

$$S_n = 2|S_1^* S_2| (|S_1^* S_2| - real[S_1^* (S_2 e^{j\omega x_0})]) \tag{6}$$

가 된다. 이 식에 배경의 이동정보가 필요하므로 iteration을 사용하여야 한다.

V. 실험결과

1. 배경과 물체의 이동 실험

1) 1차원에서의 실험

1차원에서의 실험에서는 랜덤 데이터를 만들어 일부분을 선택하고 각각을 배경과 물체로 설정하였다. 여기서는 Mellin transform의 결과로 나온 배경과 물체의 평행이동 점에서의 값과 이 논문에서 유도한 식에서 나온 각각의 값을 비교한다. 그 결과는 표 1, 표 2와 같다. 표 1과 표 2에서 배경과 물체의 평행 이동점에서 국부최대치를 비교해 보면 거의 비슷하게 일치하는 것을 볼 수 있다. 표 2에서는

표 1. window-size (WW)의 변화에 따른 Mellin transform의 결과.

배경을 -9, 물체를 31만큼 이동 시켰을 때 pos1: 최대피크점 pos2: 두번째 피크점, value1: pos1에서의 값, value2: pos2에서의 값

WW	pos1	value1	pos2	value2
20	-9	0.8184	31	0.1107
40	-9	0.7372	31	0.1356
80	-9	0.5832	31	0.2720
160	-9	0.4378	31	0.4242
320	31	0.6029	-9	0.2637

표 2. 유도한 식의 window-size변화에 따른 결과

1/S1대신 Wiener filter로 approximation

out1: 배경의 이동점에서의 값

out2: 물체의 이동점에서의 값

Table2 Results of the equation obtained according to the window size

WW	pos1	value1	pos2	value2
20	-9	0.7507	31	0.0809
40	-9	0.7025	31	0.1111
80	-9	0.5745	31	0.2351
160	-9	0.4503	31	0.3961
320	-9	0.2576	31	0.6029

peak<sub>i</sub>의  $1/S_1$ 에서 noise가 증폭되는 것을 막기 위해서  $1/S_1$  대신 Wiener filter를 사용하였고 그 식은 다음과 같다.

$$\frac{S_1^*}{|S_1|^2 + 0.02 * \sigma^2}$$

여기서 S/N비는 50으로 가정하였고,  $\sigma$ 는 S1의 표준편차이다. 국부최대치의 결과 산출 형태는 그림 4와 같다. 그림5는 Mellin transform과 이 논문에서 유도한 식을 사용한 국부 최대치의 값의 변화를 비교하여 그래프로 나타낸 것이다. 데이터 전체 길이의 1/2에서 교차함을 알 수 있다

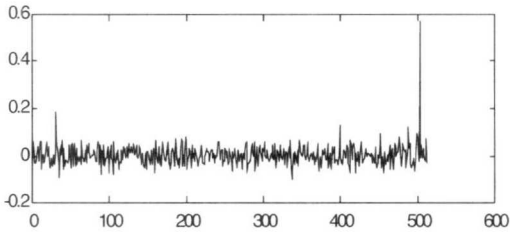


그림 4. Mellin transform의 결과 예시 (처음 피크는 물체의, 두 번째는 배경의 움직임)

2) 2차원 영상에서의 실험

2차원 실험에서는 먼저 배경을 이동시킨 후, 물체의 크기를 변화시켜가면서 이동시킨 그림 6과 같은 영상을 사용하였고, 그 결과 그래프는 그림 7과 같다. 배경과 물체의 교차점이 영상전체 면적의 1/4 정도이고 그 이후에는 반전됨을 알 수 있다.

2. 노이즈 모델링 실험

1) 2차원에서의 실험

여기서는 크기가 256 × 256인 두 영상의 중복되는 부분의 크기를 전체 데이터에 대하여 1부터

$\frac{1}{128}$  까지 변화시키면서 노이즈가 없다고 가정했을 때와 (N = 0, Mellin transform), 정확한 노이즈를 모델링 하였을 때를 각각 실험하였다. 두 영상 사이의 겹치는 정도는 변화는  $s_1$ 과  $s_2$ 의 평행이동 관계를 말한다. 본 논문의 실험상에서 사용하는 common=1 은  $s_1 = s_2$  인 경우이고 평행이동은 데이터크기 \*  $(1 - \frac{1}{common})$  에 의해서 0 이 되며, common = 128 이면  $s_1$ 과  $s_2$ 는  $\frac{1}{128}$  만큼 겹치고 둘 사이의 평행이동은 254가 된다. 이런 방법으로 실험 영상을 만들어서 실험을 한 결과가 표 3이다. 음영으로 표시된 부분은 실제 이동한 위치에 국부 최대치가 정확하게 검출되는 경우를 나타낸다. 여기서 N = 0 일 때는 일반 Mellin transform과 같은 것으로 이 실험의 경우에는 데이터의 크기가 256 × 256인 두 영상의 겹쳐진 정도가  $\frac{1}{64}$  까지 검출이 가능하며 III장에서 본 바와 같이 겹쳐지는 정도가

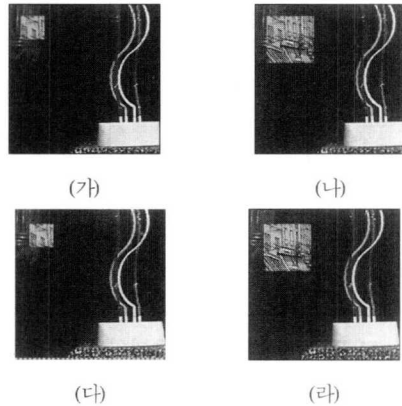


그림 6. 256\*256 영상  
(가) 물체가 40\*40 인 경우, 기준영상  
(나) 물체가 80\*80인 경우, 기준영상  
(다)(라)배경이 (10,10), 물체가 (-5,-5) 이동

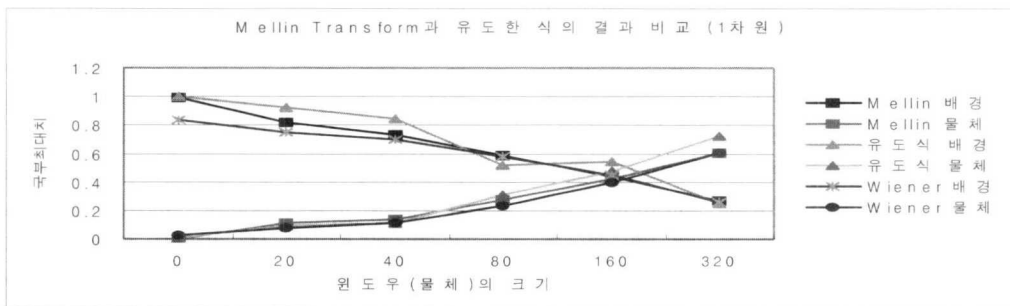


그림 5. Mellin transform과 유도한 식의 결과 비교 (1차원)

줄어듦에 따라서 국부최대치의 크기가 점점 작아지는 것을 볼 수 있고, 식 (6)을 사용하여 정확한 노이즈를 예측했을 때는 모든 경우에 대하여 이동된 위치가 검출되어 정확한 결과가 나왔다. 표 3에서 비교적 정확한 노이즈 모델링을 적용한 경우를 보면 검치는 부분이 점점 작아지기 때문에 노이즈의 영향이 매우 커지는 *common* = 2 이상에서부터 Mellin transform에 비해서 국부최대치가 더 커지고 평행이동 검출도 잘 되는 효과를 갖게 되는 것을 볼 수 있다.

표 3. 검치는 크기의 변화에 따른 국부 최대치

common	Mellin Transform	정확한 N
1	1	1
256/255	0.8987	0.4036
128/127	0.9009	0.407
64/63	0.881	0.3967
32/31	0.8449	0.3801
16/15	0.7992	0.3583
8/7	0.7151	0.3239
4/3	0.5806	0.3119
2	0.3953	0.4071
4	0.212	0.2894
8	0.1163	0.2355
16	0.0681	0.2081
32	0.0372	0.1919
64	0	0.1817
128		0.1791
256		0.1788

2) 실험 분석

실험에서는 비교적 정확한 노이즈 모델링 (식 (6)) 이 Mellin transform에 효과가 있음을 보았다. 위 실험에서는 두 영상 사이의 실제 이동을 통해서 노이즈를 발생시켰는데, 여기서는 이를 정량적으로 분석하기 위하여 이동한 영상에 노이즈 성분을 더해주고 그 영향을 살펴보았다. 완벽한 이동 조건을 만들기 위하여 두 영상 사이의 평행이동은 circular shift로 한다. 표 4는 2차원에서 circular shift로 평행이동한 영상에 화이트 가우시안 노이즈 (sigma는 노이즈의 분산) 를 더해준 후에 Mellin transform의 결과와 비교적 정확한 노이즈를 예측하여 Wiener 필터를 적용한 경우의 결과를 비교한 표이다. 표에서 음영으로 표시된 부분은 Mellin transform에서는 평행이동을 찾아낼 수 없지만, Wiener filter에서는 찾아내 주는 경우를 보여주며 노이즈가 점점 더 증가해서 그 크기가 어느 정도 이상이 되면 노이즈 모델링을 함으로써 효과를 얻을 수 있다는 것을 알

표 4. 노이즈를 더해줬을 때의 국부 최대치

sigma	mellin	wiener
0	1	1
1	0.9899	0.9803
2	0.9683	0.9456
4	0.9099	0.8681
8	0.7876	0.738
16	0.6071	0.539
32	0.4162	0.434
64	0.2606	0.3269
128	0.153	0.2583
256	0.0858	0.2181
512	0.047	0.196
1024	0.0253	0.1842
2048	0.0143	0.1784
4096	0.0087	0.1754
8192	0.0056	0.1738
16384	0.0041	0.173

수 있다. 이를 그래프로 나타낸 것이 그림 8이다. 처음에는 Mellin transform으로 구한 결과가 더 크지만 노이즈가 커짐에 따라서 점차 Mellin transform의 국부최대치는 Wiener filtering의 결과보다 작아져 반전이 되고 급기야는 이동도 검출할 수 없는 상태가 되지만, Wiener filter는 노이즈 모델링으로 노이즈의 영향을 크게 줄이고 있다. 앞의 실험을 바탕으로 가우시안 노이즈를 더하는 한편 약간의 평행이동을 주어 이로 인한 노이즈의 영향까지 더 가하여 실험을 해보았다. 그 실험 결과는 그림 9와 같다. 가우시안 노이즈만 첨가한 경우보다는 평행이동의 노이즈까지 있는 좀더 열악한 상태에서 Mellin transform을 적용했을 때는 피크치가 전체적으로 더 작고 노이즈가 커짐에 따라서 더욱 급격히 줄어듦을 볼 수 있고, 이 역시 비교적 정확한 노이즈를 예측하여 Wiener filter를 적용하면 효과가 있음을 볼 수 있다.

VII. 결론

본 논문에서는 Mellin transform에서 물체의 크기가 물체의 움직임을 검출하는데 미치는 영향과 검출된 correlation 피크의 변화가 물체의 크기나 배경과 물체의 주파수 스펙트럼에 의하여 미치는 영향을 분석하였다. 물체의 크기가 커짐에 따라 배경에서 검출된 국부 최대치가 작아지고 물체의 움직임에 대한 국부 최대치는 커진다. 본 논문에서 유도한 공식은 Mellin transform과 비슷한 경향을 나타내면서, 배경과 물체의 이동을 구분하여 검출할 수 있다. 또한 물체가 배경보다 복잡한 영상일 경우 물

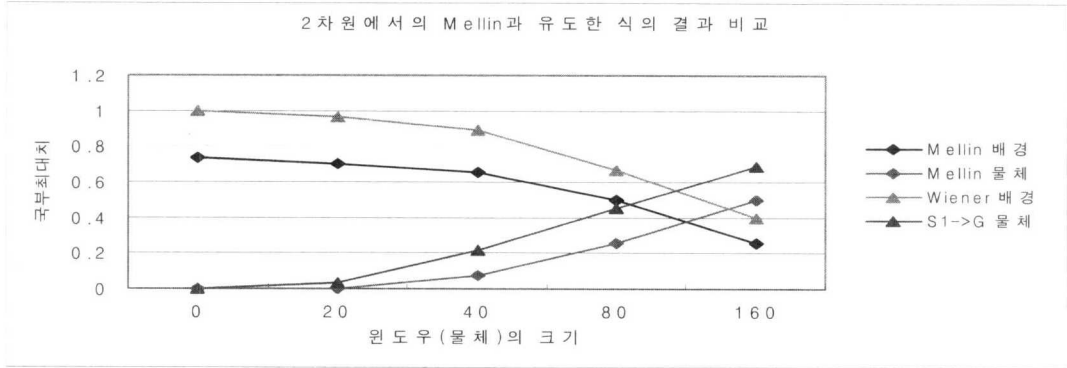


그림 7. Mellin과 유도한 식의 결과 비교 (2차원)

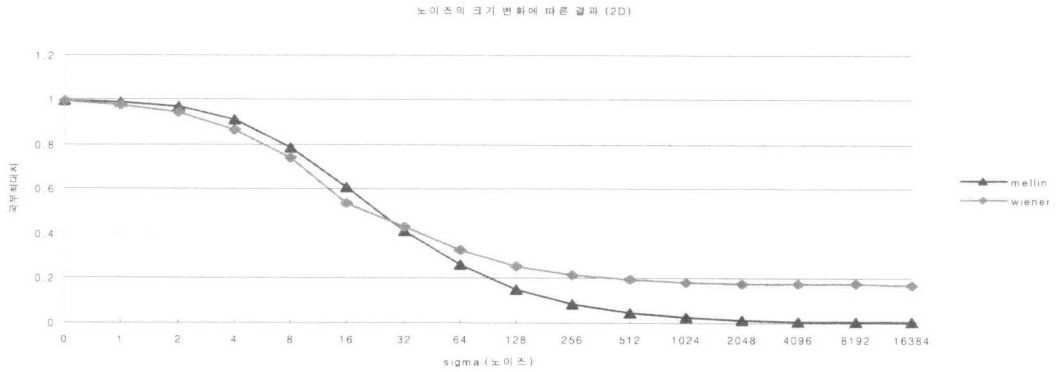


그림 8. 노이즈의 크기 변화에 따른 결과

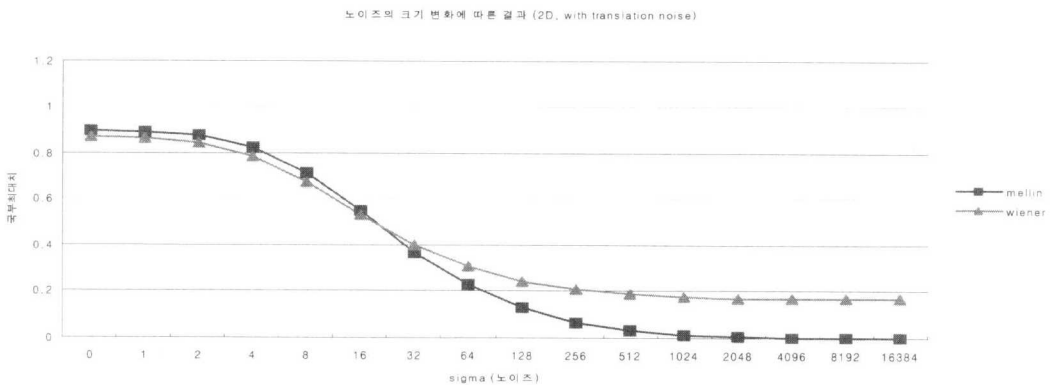


그림 9. 노이즈의 크기 변화에 따른 결과 (평행이동 노이즈 첨가)

체의 크기가 작아도 국부최대치는 더 쉽게 검출되므로 스펙트럼의 영향이 크다는 것을 알 수 있다. 대부분의 영상에서 고주파 성분이 작아서 발생하는

잡음 문제에 대한 추가 연구가 필요하다.

또한, 본 논문에서는 Mellin transform을 적용할 때에 발생하는 노이즈를 모델링하여 최적화된 영상

