

논문 2009-46SP-1-3

# 실험적 교정상수를 사용한 가변문턱값에 기초한 영상 쌍에서의 강인한 이상 물체 검출

(Robust Outlier-Object Detection in Image Pairs Based on Variable  
Threshold Using Empirical Correction Constant)

김 동 식\*

(Dong Sik Kim)

## 요 약

동일한 위치에서 같은 장면을 담고 있지만 서로 다른 시간에 획득된 두 영상의 차를 구하여 이상점의 집합을 검출할 수 있다. 이때 영상들의 서로 다른 밝기 특성에 의한 영향을 줄이기 위하여 다항식 회귀모델에 근거하여 반복적으로 회귀분석을 적용하여 밝기 보정을 하고, 서로 다른 분산의 영향을 줄여서 강인한 검출을 수행하기 위하여 영상 차를 잡음의 분산을 사용하여 정규화한 잔차(residual)를 사용한다. 따라서 잡음분산의 정확한 추정은 강인한 이상 물체 검출에 매우 중요하다. 본 논문에서는 정확한 추정을 위하여, 실험적으로 구하는 교정상수의 도입을 제안하였으며, 여러 합성 영상에 적용하여 그 성능이 우수함을 확인하였으며, 실제 영상에 적용하여 임의의 문턱값 선정에도 강인하게 동작하는 이상 물체 검출 알고리즘을 제안하였다.

## Abstract

By calculating the differences between two images, which are captured with the same scene at different time, we can detect a set of outliers, such as occluding objects due to moving vehicles. To reduce the influence from the different intensity properties of the images, a simple technique that reruns the regression, which is based on the polynomial regression model, is employed. For a robust detection of outliers, the image difference is normalized by the noise variance. Hence, an accurate estimate of the noise variance is very important. In this paper, using an empirically obtained correction constant is proposed. Numerical analysis using both synthetic and real images are also shown in this paper to show the robust performance of the detection algorithm.

**Keywords** : 실험적 교정상수, 밝기 보정, 회귀분석, 다항식 회귀 모델, 이상점, 가변문턱값

## I. 서 론

두 장의 영상이 같은 장면을 담고 있지만 서로 일치하지 않는 물체가 있는 경우를 생각해 보자. 이러한 물체는, 두 영상의 서로 다른 조명의 조건, 그림자, 화소

밝기의 포화, 빛이 반사되는 부분(specularity), 자동차나 사람, 또는 구름 등과 같이 움직이는 물체로 인한 가려짐(occlusion)에 의하여 발생한다. 본 논문에서는 이러한 물체를 이상물체(outlier object)라고 부르기로 한다<sup>[5,8]</sup>. 이 두 영상을 서로 비교하여 이상 물체들을 검출해 낼 수 있다. 이렇게 이상 물체를 검출하는 기법의 용도는 다른 시간대에 찍힌 두 영상에서 차이를 보이는 물체의 검출에 이용할 수 있다. 예를 들면 감시 비디오 시스템에서 침입자를 찾아낸다든지, 자동차 번호판 인식 장치에서, 도로에서 자동차를 찾기 위하여, 미리 찍어둔 자동차가 없는 영상을 기준으로 하여 지

\* 정회원, 한국외국어대학교 전자정보공학부  
(Department of Electronics and Information  
Engineering, Hankuk University of Foreign  
Studies)

※ 본 논문은 2008년도 한국외국어대학교 학술연구비  
지원에 의하여 연구되었음.

접수일자: 2008년4월3일, 수정완료일: 2008년12월30일

금 찍은 영상과의 차를 통하여 자동차를 찾아낼 수 있다. 두 영상의 차이가 크면 그 부분에 이상 물체가 있다고 판단할 수 있다. 그러나 다른 시간대에서 영상을 획득하면서 두 영상 간에는 밝기에 대한 성격이 달라질 수 있으며, 이러한 경우 간단히 두 영상의 차만을 사용해서는 정확히 이상 물체를 구분해 낼 수 없다. 성공적인 이상 물체 검출을 위해선 이렇게 서로 다른 밝기 상태를 일정하게 만들어 주기 위하여 적절히 밝기 보정을 수행해야 한다. 두 영상의 같은 위치에서의 화소 값은 하나의 2차원 벡터가 되며, 이들의 분포로부터 두 영상 간의 밝기 관계식을 고차의 다항식을 사용하여 추정할 수가 있다. 그러나 이상 물체가 존재할 때는 정확한 밝기 보정용 관계식을 추정하기가 어렵다. 따라서 정확하고도 강인한 밝기 보정을 위한 관계식을 추정하기 위하여 이상 물체를 효율적으로 가려낼 필요가 있다. 즉 이상 물체와 밝기 보정을 동시에 수행할 수 있는 기법의 개발이 필요하다. 또는 밝기의 차이에 둔감한 이상 물체 검출 기법의 연구가 필요하다<sup>[8]</sup>. 이상 물체의 검출을 위하여 여러 방법들이 연구되었다. Ching 등<sup>[1]</sup>은 영상을 작은 템플릿 단위로 나누어 서로의 상관관계를 구하여 이상 물체를 검출하였다. McGuire와 Stone<sup>[6]</sup>은 fractional 마스크와 정규화된 상관관계를 이용하였으며, Hasler 등<sup>[4]</sup>은 히스토그램의 상관관계를 이용하여 이상 물체를 검출하였다. 이러한 기존의 방법들은 이상 물체에서의 두 영상간의 상관관계가 낮아지는 성질을 이용한 것이다.

본 논문에서는 회귀분석에서의 이상점(outlier) 검출 기법에 근거하여 밝기 보정과 이상 물체 검출을 동시에 수행하기 위하여, 단순히 회귀분석을 여러 번 반복하는 방법<sup>[7]</sup>을 고려하는데, 이는 적은 계산량으로 효율적인 이상점 검출을 가능하게 한다<sup>[5, 8]</sup>. 참고문헌 [8]에는 이렇게 단순히 여러 번 회귀분석을 반복하는 것에 대한 이론적 고찰을, 교정상수를 사용한 잡음분산의 추정이 보이는 수렴 특성의 관찰을 기반으로 하여 수행하였다. 추정된 잡음분산은 강인한 이상물체의 검출을 위하여 두 영상의 차를 정규화시키기 위하여 사용한다. 따라서 정확한 추정은 강인한 검출 알고리즘의 설계에 매우 중요하다. 잡음분산의 추정을 위하여 교정상수<sup>[5]</sup>를 사용하는데 이를 구하기 위해서는 두 영상간의 회귀모델에서 잡음의 분포함수를 알아야 한다. 그러나 실제 영상의 경우 이를 알기 어려우므로 본 논문에서는 실험적으로 두 영상의 화소값으로부터 실험적으로 교정상수를 구하

는 방법을 제안하였다. 합성 영상에 대하여 심도 있는 분석을 하였으며, 실제 영상에 대하여 실험적으로 구한 교정상수를 적용하여 영상의 밝기 상태나 잡음의 분산의 크기 그리고 검출을 위한 문턱값의 선정 등에 강인한 검출 알고리즘을 제안하였다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 제 II장에서는 참고문헌 [8]에 제안된 이상 물체 검출을 위한 반복적 회귀분석 알고리즘을 보다 일반화시켜 정리하였다. 제 III장에서는 교정상수를 사용하여 정확한 잡음분산을 추정하는 것에 대하여 논하였으며, 분포함수의 불일치로 인한 추정의 정확성과 문제점에 대하여 합성 영상을 통한 실험 자료를 근거로 논하였다. 또한 실험적으로 교정상수를 구하는 방법을 제시하였다. 제 IV장에서는 실제 영상에 대하여 이상 물체 검출을 시도하여, 실험적 교정상수를 사용하는 것이 강인한 이상 물체 검출을 가능하게 한다는 사실을 보였다. 그리고 마지막 장에 본 논문의 결론을 정리하였다.

## II. 반복적 회귀분석에 기초한 이상 물체의 검출

본 장에서는 다항식 회귀 모델에 기초하여 반복적으로 회귀분석을 수행하여 이상 물체를 검출하는 방법에 대하여 간단히 묘사하고, 이러한 방법에 대하여 잡음분산을 추정한다는 관점에서의 이론적인 분석을 정리하였다<sup>[8]</sup>.

디지털 영상의 화소 값을 각각 기준과 입력 영상에 대하여  $u_i$ 와  $v_i$  ( $i = 1, \dots, m$ )로 나타내기로 하자. 여기서 한 영상은  $m$ 개의 화소를 가지고 있다. 밝기 보정을 위하여  $v \in R$ 에 대하여 다음과 같이 정의되는 다항식  $\eta$ 를 고려해보자.

$$\eta(v; q) := q_0 + \dots + q_{t-1}v^{t-1} + q_tv^t$$

이 식에서  $q \in R^{t+1}$ 는 다항식 계수 벡터로  $(t+1)$ 개의 계수인  $q_0, \dots, q_t \in R$ 로 이루어져 있다. 이제 밝기 보정을 위한 다항식 회귀 모델<sup>[7, p181]</sup>을 정의하면 다음과 같다.

$$u_i = \eta(v_i; q^*) + \epsilon_i \quad (i = 1, \dots, m) \quad (1)$$

이 식에서  $q^* \in R^{t+1}$ 는 회귀 모델을 위한 다항식 계수 벡터이다. 또한 불규칙 변수인  $\epsilon_i$ 는 독립이고 동일하게 분포된 불규칙 변수인데 평균은 0이고 분산은  $\sigma^2$ 이라고

가정한다. 이때 분산  $\sigma^2$ 을 다항식 회귀 모델의 잡음분산이라고 부르자. 식 (1)의 다항식 회귀모델에서 다항식  $\eta$ 를 밝기 변환 함수라고 부르고 어떠한 계수 벡터  $q$ 에 대하여 밝기 변환된 영상은  $\eta(v_i; q)$ 가 된다.

이제 밝기 보정을 위한  $q^*$ 의 비편향(unbiased) 추정을 위하여 실험적 왜곡  $\sum_{i=1}^m [u_i - \eta(v_i; q)]^2$ 를 최소화하는  $q^*$ 를 구할 수 있다<sup>[7, p.30]</sup>. 이러한 추정  $q^*$ 와 밝기 변환 함수인  $\eta$ 를 사용하여 입력 영상  $u_i$ 의 밝기를 보정할 수 있다. 즉 보정된 영상은  $\eta(v_i; q^*)$ 가 된다.

### 1. 교정상수와 반복적 회귀분석

이상 물체로 인한 영향을 분석하기 위하여 식 (1)의 다항식 회귀모델을 다음과 같이 더하기 형태의 단순한 이상 물체 영상 모델로 변형하였다<sup>[5]</sup>.

$$\bar{u}_i = \eta(v_i; q^*) + r_i + \epsilon_i \quad (i = 1, \dots, m) \quad (2)$$

이 모델에서  $r_i \in R$ 는 이상 물체의 영향을 나타낸다. 집합  $A$ 를  $A := \{1, \dots, m\}$ 로 정의하자.  $\Omega^* \subset A$ 를 이상 물체가 있는 화소를 지정하는 집합이라고 하고 그의 여집합  $A \setminus \Omega^*$ 를 정상 물체의 인덱스 집합이라고 하자. 이때 집합  $\Omega^*$ 의 원소의 개수는  $n (< m)$ 이라 하자. 식 (2)의 이상 물체 영상 모델을 단순화시키기 위하여 어떤 상수  $r \in R$ 에 대하여  $i \in \Omega^*$ 일 때는  $r_i = r$  이고 그렇지 않으면  $r_i = 0$ 이라고 하자. 여기서  $r/\sigma$ 를 물체대잡음비(object to noise ratio)라고 부르기로 한다.

어떠한 집합  $\Omega \subset A$ 에 대하여 표본  $(\bar{u}_i, v_i)$ 를 사용하는  $q^*$ 에 대한 어떤 추정을 다음과 같이 정의하자.

$$q^o(\Omega) := \operatorname{argmin}_q \sum_{\ell \in A \setminus \Omega} [\bar{u}_\ell - \eta(v_\ell; q)]^2 \quad (3)$$

또한  $m(\Omega)$ 를 여집합  $A \setminus \Omega$ 의 원소의 개수라고 할 때, 잡음분산  $\sigma^2$ 에 대한 어떤 추정을 다음과 같이 정의하자. 먼저  $m(\Omega) \neq 0$ 일 때 다음과 같다.

$$s^2(\Omega) := \min_q \frac{1}{m(\Omega)} \sum_{\ell \in A \setminus \Omega} [\bar{u}_\ell - \eta(v_\ell; q)]^2 \quad (4)$$

그리고  $m(\Omega) = 0$ 일 때  $s^2(\Omega) := 0$ 로 정의한다. 잔차에 대하여 문턱값으로 사용하는 어떤 양의 상수  $D$ 에 대하여 다음 식과 같은 이중 절단된 분포함수의 분산<sup>[2]</sup>을 고려하자.

$$\frac{1}{P_D} \int_{-D}^D z^2 dF(z) \quad (5)$$

여기서  $F$ 는 분포함수인데 평균은 0이고  $P_D := \int_{-D}^D dF(z)$ 로 정의하는데  $P_D > 0$ 이라고 가정한다. 이렇게 절단된 분산은 다음의 관계식을 만족한다.

$$\frac{1}{P_D} \int_{-D}^D z^2 dF(z) < \int z^2 dF(z) \quad (6)$$

즉 분포함수를 절단하므로 분산이 줄어들게 된다. 식 (6)의 관계 증명을 부록에 정리하였다. 참고문헌 [5]에서 정의한 교정상수  $\lambda_D$ 를 일반적인 분포함수  $F$ 로 확장하여 다시 정의하면 다음과 같다.

$$\lambda_D := \frac{\frac{1}{P_D} \int_{-D}^D z^2 dF(z)}{\int z^2 dF(z)} \quad (7)$$

식 (6)으로부터  $\lambda_D < 1$ 이 성립한다. 잡음  $\epsilon_i$ 의 분포함수가  $F$ 라고 가정하고, 집합  $\Omega_D$ 를 다음과 같이 정의하자.

$$\Omega_D := \left\{ i \in A : \left| \frac{\epsilon_i}{\sigma} \right| > D \right\}$$

그러면 이중 절단된 표본을 이용한 잡음분산 추정인  $s^2(\Omega_D)$ 의 기대치는 참고문헌 [5]의 부록으로부터 다음을 만족한다.

$$E\{s^2(\Omega_D)\} \leq [1 - (1 - P_D)^m] \sigma^2 \lambda_D \quad (8)$$

식 (8)에서  $\lambda_D < 1$ 이고  $[1 - (1 - P_D)^m] < 1$ 이므로,  $E\{s^2(\Omega_D)\} < \sigma^2$ 의 관계식을 얻는다. 따라서  $s^2(\Omega_D)$ 는 실제 잡음분산  $\sigma^2$ 에 대하여 편향된(biased) 분산이 된다.  $\Omega_D^{(k)}$ 를  $k$ 번째 잠재적 이상점 집합이라 하고, 교정된 추정을 사용하는 반복회귀분석 알고리즘<sup>[8]</sup>을 정리하면 다음과 같다.

#### 반복회귀분석 알고리즘

0) 양의 상수  $D$ 와  $\nu$ 를 정한다.  $k=0$ 으로 놓고 초기상태를  $\Omega_D^{(0)} = \emptyset$ 로 설정한다.

1) 식 (3)과 (4)로부터  $q^o(\Omega_D^{(k)})$ 와  $s^2(\Omega_D^{(k)})$ 를 구한다.

2) 다음 식으로부터 각 표본에 대한 다음과 같은 잔차를 구한다.

$$\rho_i^{(k+1)} := \frac{[\bar{u}_i - \eta(v_i; q^o(\Omega_D^{(k)}))]}{\lambda_D^{-1/2} s(\Omega_D^{(k)})} \quad (9)$$

그리고 이 잔차를 사용하여 다음과 같이 집합을 갱신한다.

$$\Omega_D^{(k+1)} := \{i \in A : |\rho_i^{(k+1)}| > D\} \quad (10)$$

3) 만일  $\|s^2(\Omega_D^{(k+1)}) - s^2(\Omega_D^{(k)})\| < \nu$  이면 알고리즘을 정지하고, 아니면  $k \leftarrow k+1$ 하고 다시 단계 1)로 되돌아간다.

이 알고리즘에서 잡음분산 추정  $s^2(\cdot)$ 에 대하여, 참고문헌 [8]의 부록으로부터 다음과 같은 관계식을 얻을 수 있다.

$$\frac{s^2(\Omega_D^{(k+1)})}{\lambda_D} \leq \frac{s^2(\Omega_D^{(k)})}{\lambda_D} \quad (k = 0, 1, \dots)$$

따라서  $s^2(\Omega_D^{(k)})/\lambda_D$ 가 어떠한 값으로 수렴하게 된다. 잡음분산 추정 알고리즘이 수렴할 때에 구해진 잠재적 이상점 집합을  $\Omega_D^{(\infty)}$ 라고 표기하면 추정된 잡음분산은  $s^2(\Omega_D^{(\infty)})/\lambda_D$ 이고  $\eta$ 를 위한 다항식 계수는  $q^o(\Omega_D^{(\infty)})$ 가 된다. 만일 수렴된 다항식 계수가 실제 계수인  $q^*$ 라고 한다면  $r=0$ 일 때  $s^2(\Omega_D^{(\infty)})$ 는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$s^2(\Omega_D^{(\infty)}) = \frac{1}{m(\Omega_D^{(\infty)})} \sum_{\ell \in A \setminus \Omega_D^{(\infty)}} \epsilon_\ell^2$$

이러한 극한값의 기대치는  $[1 - (1 - P_D)^m] \sigma^2$ 이 되며<sup>[5, Appendix]</sup>,  $m$ 이 크다고 하면 이 기대치는 근사적으로 실제 잡음분산인  $\sigma^2$ 가 된다. 즉 교정상수  $\lambda_D$ 를 사용하는 것은 최적  $q^*$ 를 구하기 위한 필요조건이 될 수 있다.

### 2. 이상 물체의 검출

반복회귀분석 알고리즘에서 문턱값을  $D = D_1$ 로 설정하고 잡음분산 추정을 교정하여 얻은 집합을  $\Omega_{D_1}^{(\infty)}$ 라고 표기하면, 이 집합을 사용하여 잔차를 다시 계산하여

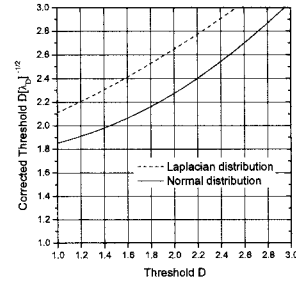


그림 1. 가변문턱값  $D\lambda_D^{-1/2}$  (잡음  $\epsilon_i$ 가 각각 정규 분포와 라플라시안 분포를 가짐)

Fig. 1. Variable threshold  $D\lambda_D^{-1/2}$  (Noises  $\epsilon_i$  have normal and Laplacian distributions, respectively).

최종적인 잠재적 이상점 검출을 수행한다. 이때 각 표본에 대한 잔차  $\rho_i^{(\infty)}$ 는 다음과 같다.

$$\rho_i^{(\infty)} := \frac{[\bar{u}_i - \eta(q^o(\Omega_{D_1}^{(\infty)}))]}{\lambda_{D_1}^{-1/2} s(\Omega_{D_1}^{(\infty)})} \quad (i = 1, \dots, m)$$

양의 상수인  $D_2$ 를 최종 잠재적 이상점의 검출을 위한 문턱값으로 정하고  $|\rho_i^{(\infty)}| > D_2$ 를 만족하는  $i$ 번째 표본을 잠재적 이상점이라고 하자. 이상 물체가 2차원 영상 평면에서 어느 정도의 크기를 가지고 뭉쳐 있다는 가정하에, 작거나 고립되어 있는 잠재적 이상점을 제거하기 위하여 형태론적(morphological) 필터[3, p.528]를 최종 잠재적 이상점에 적용하여 이상 물체를 찾아낸다. 여기서 사용하는 형태론적 필터는, 정사각형의 구조요소(structure element)를 가지는 열림(opening) 연산을 먼저 적용하여 고립된 작은 잠재적 이상점들은 제거하고 다음에 같은 형태의 구조요소의 닫힘(closing) 연산을 적용하여 물체에서 작은 구멍이 난 부분을 없애면서 원래의 크기로 만들어 최종적으로 이상 물체를 검출한다. 참고문헌 [8]에 언급되어 있듯이 형태론적 필터를 사용하고 최종 잠재적 이상점 검출을 위한 문턱값  $D_2$ 를 작은 값으로 설정하면 넓은 범위의 물체대잡음비  $r/\sigma$ 를 가지는 이상물체를 강인하게 검출할 수 있다.

### III. 가변문턱값과 실험적 교정상수

교정된 잡음분산 추정을 사용하는 반복회귀분석 알고리즘의 식 (9)와 (10)을 가변문턱값을 사용하는 형태로 바꿀 수가 있다. 즉 식 (9)를 다음과 같이 교정이 되지 않은 추정을 사용하는 형태로 나타내자.

$$\rho_i^{(k+1)} := \frac{[\overline{u_i} - \eta(v_i; q^o(\Omega_D^{(k)}))]}{s(\Omega_D^{(k)})}$$

그러면 식 (10)은 다음과 같이 가변문턱값을 가지는 형태로 쓸 수 있다.

$$\Omega_D^{(k+1)} := \{i \in \Lambda : |\rho_i^{(k+1)}| > D\lambda_D^{-1/2}\}$$

즉 문턱값이  $D\lambda_D^{-1/2}$ 가 되는데  $D$ 의 선택에 따라서 교정상수  $\lambda_D$ 에 의하여 변화가 되는 형태를 가지고 있다. 그림 1은 식 (7)의  $\lambda_D$ 의 정의에서 분포함수  $F$ 가 정규 분포와 라플라시안(Laplacian) 분포를 각각 가진다고 가정하고 가변문턱값  $D\lambda_D^{-1/2}$ 의 곡선을  $D$ 에 대하여 도시한 결과이다.  $D$ 를 작은 값으로 설정하면 교정상수는 문턱값을 어디 정도 크게 만들어 준다. 예를 들면 그림 1의 정규 분포의 경우,  $D=1$ 일 때를 보면 실제로 사용되는 가변문턱값은 1.9정도로, 라플라시안 분포의 경우에는 2.1정도로 증가되었다.

1. 교정상수의 분포함수 불일치

교정상수를 구하기 위해서는 식 (5)에서 정의한 분포함수  $F$ 를 알고 있어야 한다. 제 II장에서 언급한 바와 같이  $F$ 가 잡음  $\epsilon_i$ 의 분포함수이므로, 만일  $F$ 를 모른다고 하면 적절한 교정상수  $\lambda_D$ 를 구할 수 없다. 즉  $\epsilon_i$ 의 분포함수와  $\lambda_D$ 를 구하는데 사용되는 분포함수가 서로 불일치하면 잡음분산의 정확한 추정이 안 될 수 있다. 분포함수의 불일치가 반복회귀분석 알고리즘에서의 잡음

추정에 어떠한 영향을 미치는지를 합성 영상을 사용하여 분석해 보았다. 합성 영상은 식 (2)의 이상 물체 영상 모델에 기초하여 합성하였다. 그림 2에는  $r=50$ 으로 합성한 영상의 예를 제시하였다. 입력 영상  $u_i$ 는 구간  $[0, 255]$ 에서 균일하게 값을 가지는 실수로 합성을 하였고,  $\epsilon_i$ 는 평균이 0이고 분산은  $\sigma^2=20\text{dB}$ 인 정규 분포 또는 라플라시안 분포를 가진다. 또한 이상 물체는 직사각형 형태로 왼쪽에 삽입하였다. 이때 영상의 크기는  $m=600 \times 400$ 이다.

그림 2와 같은 합성 영상에 대하여 잡음의 분포함수와 교정상수를 구할 때 사용한 분포함수가 서로 일치할 때와 일치하지 않을 때의 잡음분산 추정을 실험으로 구하여 그림 3에 정리하였다. 먼저 그림 3의 (a)와 (b)는 분포함수가 서로 일치하는 경우로 각각 정규 분포와 라플라시안 분포를 가지는 경우이다. 물체대잡음비  $r/\sigma$ 가 0이거나 5와 같이 큰 경우에는 문턱값  $D$ 에 거의 무관하게 실제 잡음분산인  $\sigma^2=20\text{dB}$ 를 잘 찾고 있음을 알 수 있다.  $r/\sigma=3$ 인 경우와 같이 이상 물체의 값이 작은 경우에는 성공적으로 잡음분산을 추정하기 위해선 문턱값  $D$ 를 작게 설정해줄 필요가 있다<sup>[5,8]</sup>. 그런데 분포함수가 불일치하는 경우에는 정확한 잡음분산의 추정이 힘들다. 분포함수가 불일치하는 경우를 그림 4에 도시하였다. 불일치하는 조합에 따라서  $D$ 가 증가하면서 추정이 감소하는 경우(그림 4(a))가 있고 반대로 증가하는 경우(그림 4(b))가 있다. 또한 추정된 값이 실제 잡음분산과는 상당히 차이가 있음을 알 수 있다. 따라서 정확

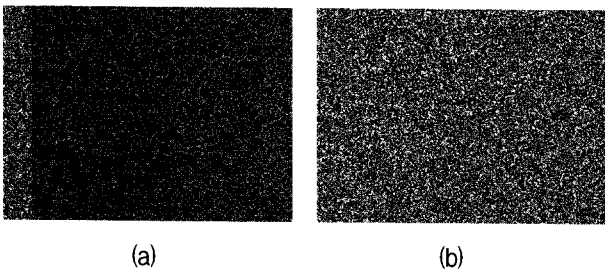


그림 2. 합성된 기준 및 입력 영상의 예( $r=50$ ,  $\sigma^2=20$  dB,  $m=600 \times 400$ ,  $n/m=10\%$ ,  $q^*=(0,0.8)$ ,  $\epsilon_i$ : 정규 분포)

Fig. 2. Example of a synthesized image pair ( $r=50$ ,  $\sigma^2=20$  dB,  $m=600 \times 400$ ,  $n/m=10\%$ ,  $q^*=(0,0.8)$ ,  $\epsilon_i$ : normal distribution).  
(a) Reference image with the outlier object.  
(b) Input image.

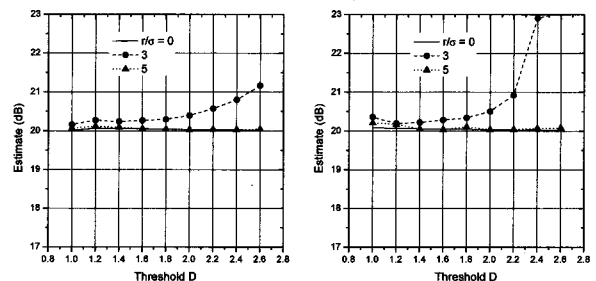


그림 3. 잡음과 교정상수의 분포함수가 일치할 때 문턱값에 따른 잡음분산 추정( $\sigma^2=20$  dB)  
(a) 정규 분포 (b) 라플라시안 분포

Fig. 3. Noise variance estimation with respect to the threshold  $D$  when the distribution functions of the noise and the correction constant are matched ( $\sigma^2=20$  dB).  
(a) Normal distribution (b) Laplacian distribution.

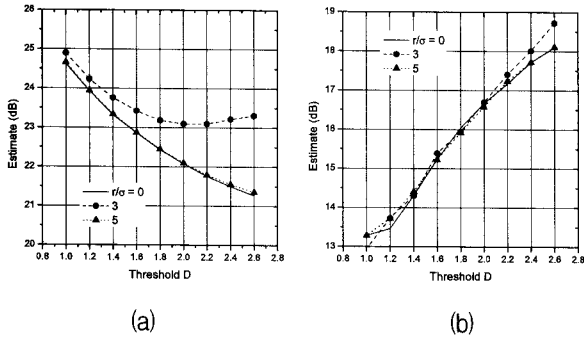


그림 4. 잡음과 교정상수의 분포함수가 불일치할 때 문턱값에 따른 잡음분산 추정( $\sigma^2 = 20$  dB) (a) 잡음: 정규 분포, 교정상수: 라플라시안 분포 (b) 잡음: 라플라시안 분포, 교정상수: 정규 분포

Fig. 4. Noise variance estimation with respect to the threshold  $D$  when the distribution functions of the noise and the correction constant are mismatched ( $\sigma^2 = 20$  dB). (a) Noise: normal, correction constant: Laplacian. (b) Noise: Laplacian, correction constant: normal.

한 잡음분산의 추정을 위해서는 다항식 회귀 모델에서 잡음  $\epsilon_i$ 의 분포함수를 정확히 알 필요가 있다.

### 2. 실험적 교정상수

교정된 잡음분산 추정을 사용하는 반복회귀분석 알고리즘을 실제 영상에 적용할 때는 잡음  $\epsilon_i$ 의 정확한 분포함수를 아는 것이 쉽지 않다. 따라서 본 논문에서는 실험적으로 교정상수를 근사적으로 구하는 방법을 제시하고 실제 영상에서 이상 물체의 검출에 적용해 보았다.

실험적 잡음분산인  $s^2$ 을 공집합  $\emptyset$ 에 대하여  $s^2 := s^2(\emptyset)$ 로, 다항식 계수 벡터  $q^\circ$ 를  $q^\circ := q^\circ(\emptyset)$ 로 각각 정의하자. 또한 잠재적 이상점의 집합  $\hat{\Omega}_D$ 를 다음과 같이 정의하자.

$$\hat{\Omega}_D := \left\{ i \in \Lambda : \left| \frac{\bar{u}_i - \eta(v_i; q^\circ)}{s^2} \right| > D \right\}$$

그러면 실험적 교정상수  $\hat{\lambda}_D$ 는 다음 식으로부터 구한다.

$$\hat{\lambda}_D := \frac{[m(\hat{\Omega}_D)]^{-1} \sum_{\ell \in \Lambda_D \setminus \hat{\Omega}_D} [\bar{u}_\ell - \eta(v_\ell; q^\circ)]^2}{s^2} \quad (11)$$

그림 5에는  $r/\sigma = 0$ 일 때 식 (7)로부터 이론적으로 구한 교정상수와 식 (11)의 실험적으로 구한 교정상수를

비교하여 도시하였다. 그림 5에서 보듯이 실험적인 교정상수가 실제 교정상수와 매우 근접함을 알 수 있다. 그림 6에는 여러 다른 물체대잡음비  $r/\sigma$ 에 대하여 그림 3과 같은 실험을 수행한 결과이다.  $r/\sigma$ 이 0이 아닌 다른 값을 가지면 추정된 잡음분산이 어느 정도의 오차를 가지고 있음을 알 수 있다. 그러나 그림 6에서  $D = 1.0 - 2.0$  사이의 추정 곡선을 보면 그림 4와 같이 일정하게 증가하거나 감소하는 추세보다는 일정한 범위 안에서 값을 유지하는 특성을 보인다. 이러한 특성은, 잡음분산 추정을 위한 문턱값  $D$ 의 선정에 대해 강인한 검출 알고리즘의 설계에 중요한 요소이다.

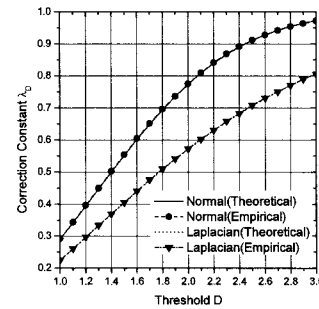


그림 5. 문턱값  $D$ 에 대한 이론적 교정상수  $\lambda_D$ 와 실험적 교정상수  $\hat{\lambda}_D$  ( $r/\sigma = 0$ )

Fig. 5. Theoretical correction constant  $\lambda_D$  and the empirical correction constant  $\hat{\lambda}_D$  ( $r/\sigma = 0$ ).

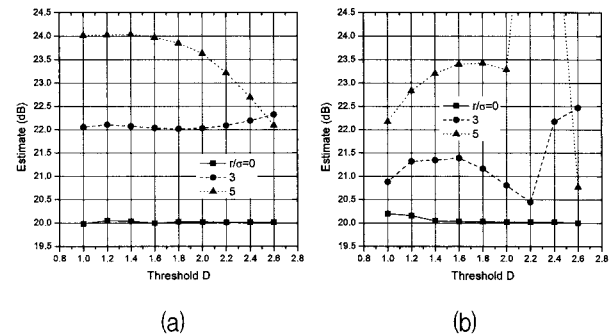


그림 6. 실험적 교정상수를 사용한 잡음분산 추정 ( $\sigma^2 = 20$  dB) (a) 정규 분포 (b) 라플라시안 분포

Fig. 6. Noise variance estimation using the empirical correction constant ( $\sigma^2 = 20$  dB). (a) Normal distribution. (b) Laplacian distribution.

### IV. 실험 결과

본 장에서는 실제 영상에 대하여 실험적 교정상수를

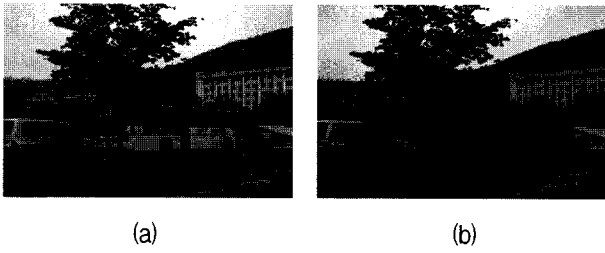


그림 7. 실험을 위한 영상 (a) 이상물체(버스)가 있는 기준 영상 (b) 입력 영상(Image 5)

Fig. 7. Images for numerical experiments. (a) Reference image with the outlier object (bus). (b) Input image (Image 5).

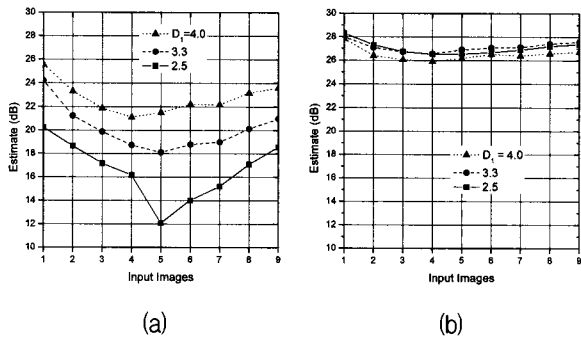


그림 8. 실제 영상에 대한 이상 물체의 검출에서 여러 문턱값에 대하여 교정된 잡음분산 추정(Images 1-9) (a) 정규 분포를 사용하여  $\lambda_D$ 를 구함 (b) 실험적 교정상수

Fig. 8. Corrected estimate of the noise variance for different thresholds with respect to real images (Images 1-9). (a)  $\lambda_D$  is calculated using the normal distribution. (b) Empirical correction constant.

사용하여 잡음분산을 추정하고 이상물체를 검출하는 것을 실험하였다. 그림 7에 실험을 위한 기준 영상과 입력 영상의 한 예를 제시하였는데, 그림 7(a)에서 지나가는 버스가 검출해야 할 이상물체가 된다. 그림 8과 9는 실험적 교정상수를 사용하여 그림 7(a)를 기준 영상으로 잡음분산을 추정한 결과를 나타내고 있다. 그림 8은 노출 조건을 다르게 해서 찍은 동일한 위치의 9장의 영상(Image 1-9)에 대하여 실험한 결과를 나타내었다. 그림 8(a)와 9(a)에는 교정상수  $\lambda_D$ 를 구할 때 분포함수  $F$ 가 정규 분포를 가진다고 가정하고 추정된 잡음분산을 도시하였고, 반면에 그림 8(b)와 9(b)는 실험적 교정상수를 사용한 경우이다. 먼저 그림 8(a)를 보면, 잡음분산 추정을 위한 문턱값  $D_1$ 의 선정에 따라서 추정된 값이 다르게 나옴을 알 수 있으며 영상에 따라서도 달

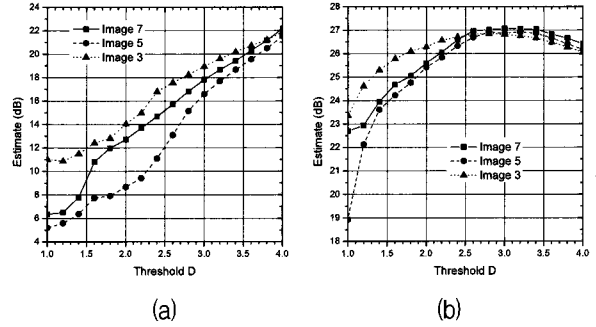


그림 9. 문턱값에 따른 교정된 잡음분산 추정 (a) 정규 분포를 사용하여  $\lambda_D$ 를 구함 (b) 실험적 교정상수

Fig. 9. Corrected estimate for the noise variance for different thresholds. (a)  $\lambda_D$  is calculated using the normal distribution. (b) Empirical correction constant.

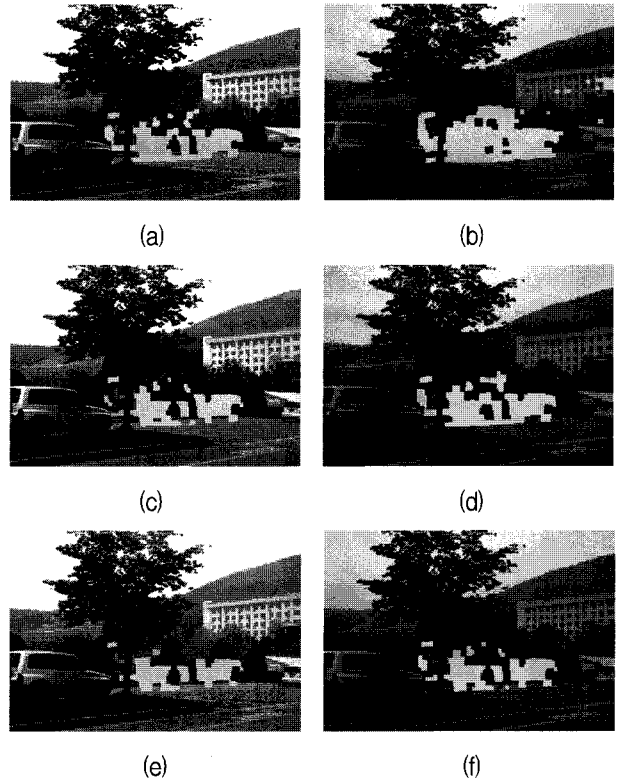


그림 10. 입력 영상과 정규 분포로 계산한  $\lambda_D$ 를 사용하여 검출된 이상물체((a),(c),(e)는 Image 2, (b),(d),(f)는 Image 5이고  $D_2 = 3.3$ , 열림과 닫힘 연산의 크기는  $5 \times 5$ ) (a),(b)  $D_1 = 2.5$  (c),(d)  $D_1 = 3.3$  (e),(f)  $D_1 = 4.0$

Fig. 10. Input images with detected outlier object based on  $\lambda_D$  that is calculated with the normal distribution ((a),(c),(e) are Image 2 and (b),(d),(f) are Image 5,  $D_2 = 3.3$ , and opening and closing operation have  $5 \times 5$ ). (a),(b)  $D_1 = 2.5$ . (c),(d)  $D_1 = 3.3$ . (e),(f)  $D_1 = 4.0$ .

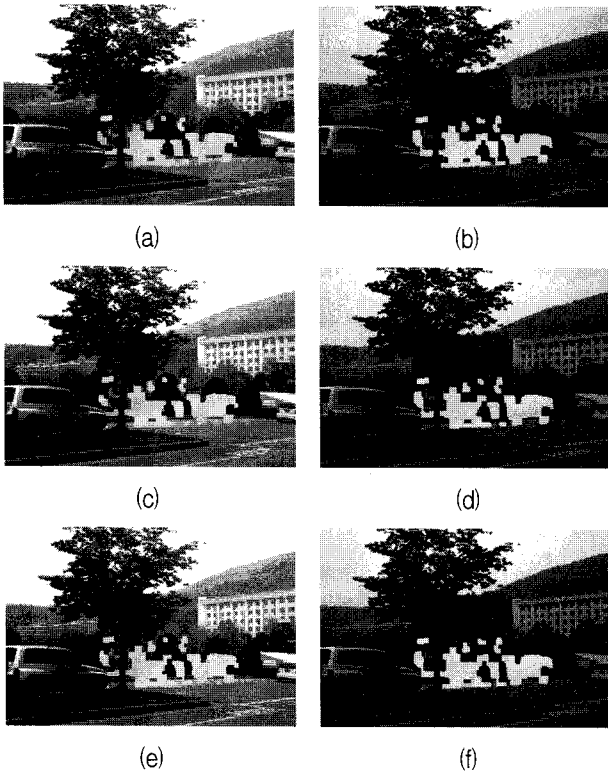


그림 11. 입력 영상과 실험적  $\hat{\lambda}_D$ 를 사용하여 검출된 이상물체((a),(c),(e)는 Image 2, (b),(d),(f)는 Image 5 이고  $D_2 = 1.5$ , 열림과 닫힘 연산의 크기는  $5 \times 5$ ) (a),(b)  $D_1 = 2.5$  (c),(d)  $D_1 = 3.3$  (e),(f)  $D_1 = 4.0$

Fig. 11. Input images with detected outlier object based on the empirical correction constant  $\hat{\lambda}_D$  ((a),(c),(e) are Image 2 and (b),(d),(f) are Image 5,  $D_2 = 1.5$ , and opening and closing operation have  $5 \times 5$ ). (a),(b)  $D_1 = 2.5$ . (c),(d)  $D_1 = 3.3$ . (e),(f)  $D_1 = 4.0$ .

라짐을 알 수 있다. 또한 그림 9(a)를 보면 추정된 값의 추세는 그림 4(b)와 같이 문턱값  $D_1$ 이 증가함에 따라 추정값도 증가함을 알 수 있다. 따라서 이렇게 추정된 분산을 사용하여 정규화된 잔차로 이상물체를 검출하게 되면 선정한 문턱값  $D_1$ 에 따라, 또한 영상에 따라서 다른 검출 결과가 나오게 된다. 실험적 교정상수를 사용한 경우인 그림 8(b)를 보면  $D_1$ 의 선정과 영상에 따라 변화가 적은 특성을 보이고 있다. 즉 실험적 교정상수를 사용하므로 강인한 이상물체 검출이 가능하다. 또한 그림 9(b)에서 보듯이 문턱값  $D_1$ 의 범위가  $D_1 = 2.6 - 3.4$ 일 때 추정된 분산은 약 0.37dB안으로 들어움을 알 수 있는데 반하여 실험적 교정상수를 사용

하지 않은 경우인 그림 9(a)의 경우는 추정의 범위가 7.1dB나 되어 안정되고 강인한 검출에 불리함을 알 수 있다.

그림 10에는, 정규 분포를 이용해 구한  $\lambda_D$ 를 사용한 경우로, 세 종류의 문턱값  $D_1 = 2.5, 3.3, 4.0$ 에 대하여 다른 밝기 상태를 가지는 영상(Image 2과 Image 5)에 대하여 이상물체 검출을 시도하였다. 같은 문턱값  $D_1$ 에 대해서는 밝기 특성에 어느 정도 강인한 검출이 가능함을 알 수 있다. 그러나 그림 8(a)에 보인바와 같이 추정된 잡음분산이 문턱값  $D_1$ 에 따라 상당히 다르므로 그림 10에서 보는 바와 같이 검출된 이상물체의 형태도 문턱값  $D_1$ 에 따라서 상당히 차이를 알 수 있다. 그림 11에는 실험적 교정상수를 사용한 경우이다. 그림 8(b)와 그림 9(b)의 실험에서 보인바와 같이 여러 문턱값  $D_1$ 과 여러 영상에서 일정한 잡음분산에 대한 추정을 보이고 있으므로, 문턱값  $D_1$ 의 선정에 강인한 일정한 형태의 이상 물체의 검출이 가능하다는 사실을 그림 11의 결과에서 확인할 수 있다.

## V. 결 론

동일한 위치에서 같은 장면을 담고 있지만 서로 다른 시간에 획득된 두 영상의 차를 구하여 이상점의 집합을 검출할 수 있었다. 이때 영상들의 서로 다른 밝기 특성에 의한 영향을 줄이기 위하여 다항식 회귀모델에 근거하여 반복적으로 회귀분석을 적용하여 밝기 보정을 하였고 서로 다른 분산의 영향을 줄여서 강인한 검출을 가능하게하기위하여 영상 차를 잡음의 분산을 사용하여 정규화된 잔차(residual)를 사용하였다. 이때 잡음분산의 정확한 추정은 강인한 검출에 매우 중요하다. 본 논문에서는 정확한 추정을 위하여, 실험적으로 구하는 교정상수의 도입을 제안하였으며, 여러 합성 영상에 적용하여 그 성능이 강인함을 확인하였으며, 실제 영상에 적용하여 임의의 문턱값 선정에 강인하게 동작하는 이상 물체 검출 알고리즘을 제안하였다.

## 부록: 식 (6)의 증명

분산  $\int z^2 dF(z)$ 는 다음 관계식을 만족한다.



$$\begin{aligned}
& \int z^2 dF(z) \\
&= \int_{-D}^D z^2 dF(z) + \int_D^{\infty} z^2 dF(z) + \int_{-\infty}^{-D} z^2 dF(z) \\
&\geq \int_{-D}^D z^2 dF(z) + D^2 \left[ \int_D^{\infty} dF(z) + \int_{-\infty}^{-D} dF(z) \right] \\
&= \int_{-D}^D z^2 dF(z) + D^2 \cdot (1 - P_D) \quad (A1)
\end{aligned}$$

식 (A1)의 마지막 항은 다음과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned}
& \int_{-D}^D z^2 dF(z) + D^2 \cdot (1 - P_D) \\
&= \left[ \frac{1}{P_D} - \frac{1 - P_D}{P_D} \right] \cdot \int_{-D}^D z^2 dF(z) \\
&+ D^2 (1 - P_D) \\
&= \frac{1}{P_D} \int_{-D}^D z^2 dF(z) \\
&+ \frac{1 - P_D}{P_D} \left[ P_D \cdot D^2 - \int_{-D}^D z^2 dF(z) \right] \quad (A2)
\end{aligned}$$

식 (A2)에서 확률  $P_D$ 에 대한 가정  $P_D > 0$ 으로부터  $\left[ P_D \cdot D^2 - \int_{-D}^D z^2 dF(z) \right] > 0$ 이므로, 식 (A1)과 함께 다음과 같은 관계식이 만족된다.

$$\int z^2 dF(z) > \frac{1}{P_D} \int_{-D}^D z^2 dF(z)$$

따라서 식 (6)의 관계식이 증명된다.

### 참고 문헌

- [1] W. S. Ching, P. S. Toh, and M. H. Er, "Recognition of partially occluded objects," in *Proc. IEEE TENCON*, vol. 2, Beijing, China, Oct. 1993, pp. 930 - 933.
- [2] A. Cohen, *Truncated and Censored Samples: Theory and Application*, New York: Marcel Dekker, 1991.
- [3] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, 2nd ed. NY: Prentice Hall, 2002.
- [4] D. Hasler, L. Sbaiz, S. Susstrunk, and M.

Vetterli, "Outlier modeling in image matching," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 25, no. 3, pp. 301-314, Mar. 2003.

- [5] D. S. Kim and K. Lee, "Block-coordinate Gauss-Newton optimization and constrained monotone regression for image registration in the presence of outlier objects," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 17, no. 5, pp. 798-810, May 2008.
- [6] M. McGuire and H. S. Stone, "Techniques for multiresolution image registration in the presence of occlusions," *IEEE Trans. Geoscience, Remote Sensing*, vol. 38, no. 3, May 2000.
- [7] A. Sen and M. Srivastava, *Regression Analysis, Theory, Methods, and Applications*. NY: Springer-Verlag, 1990.
- [8] 김동식, "영상 쌍에서 회귀분석에 기초한 이상 물체 검출: 잡음분산의 추정과 성능 분석," 대한전자공학회, 제 45권, SP편, 제 5호, pp. 25-34, 2008년 9월.

### 저자 소개

김 동 식(정회원)  
대한전자공학회 논문지  
제 42권 SP편 제 6호 참조