

논문 2012-49CI-4-4

곱셈 잡음 첨가를 이용한 스테그분석의 성능 개선

(Improvement of Steganalysis Using Multiplication Noise Addition)

박 태 희*, 엄 일 규**

(Tae Hee Park and Il Kyu Eom)

요 약

본 논문은 스테고 잡음의 분산을 확대함으로써 비밀 메시지의 존재를 감지하기 위한 개선된 스테그분석 방법을 제안한다. 먼저 주어진 영상에 스펙클 잡음을 곱하여 작은 스테고 잡음을 확대하고 소프트 임계치 방법에 의해 잡음이 제거된 영상을 추정한다. 스테고 잡음과 스펙클 잡음은 완전히 제거되지 않으므로 추정된 영상에는 잡음이 일부 존재하게 된다. 만약 주어진 영상이 커버 영상이라면, 잔존하는 잡음은 매우 적을 것이고, 스테고 영상이라면 상대적으로 큰 잡음을 가지게 될 것이다. 이때 스테고 영상의 경우 잡음의 영향으로 웨이블릿 영역에서 부모-자식 부대역의 통계적 의존성에 손상이 발생하게 된다. 따라서 본 논문에서는 이러한 특성을 이용하여 주어진 영상과 잡음이 제거된 영상의 차이로부터 조인트 통계 모멘트를 추출한다. 아울러 잡음이 제거된 영상에 대하여 4개의 통계적 모멘트를 추출하여 제안된 스테그분석에 사용한다. 추출된 특징 벡터는 MLP 분류기로 입력되어 학습된다. 제안 방법의 성능을 평가하기 위해 다양한 비트율의 임베딩 방법을 사용하였으며, 실험 결과 제안 기법은 기존의 방법에 비해 검출율과 정확도 측면에서 우수함을 확인할 수 있었다.

Abstract

This paper proposes an improved steganalysis method to detect the existence of secret message. Firstly, we magnify the small stego noise by multiplying the speckle noise to a given image and then we estimate the denoised image by using the soft thresholding method. Because the noises are not perfectly eliminated, some noises exist in the estimated cover image. If the given image is the cover image, then the remained noise will be very small, but if it is the stego image, the remained noise will be relatively large. The parent-child relationship in the wavelet domain will be slightly broken in the stego image. From this characteristic, we extract the joint statistical moments from the difference image between the given image and the denoised image. Additionally, four statistical moments are extracted from the denoised image for the proposed steganalysis method. All extracted features are used as the input of MLP(multilayer perceptron) classifier. Experimental results show that the proposed scheme outperforms previous methods in terms of detection rates and accuracy.

Keywords : steganalysis, speckle noise, parent-child relationship, joint characteristic function, MLP

I. 서 론

인터넷을 통해 정보 교환이 활발해지고 멀티미디어

틀의 사용이 용이해짐에 따라 음성, 영상, 비디오 등의 다양한 디지털 커버 매체에 비밀 메시지를 은닉하여 유출하는 사례가 증가하고 있다^[1].

스테가노그래피(steganography)는 대표적인 정보 은닉 방법 중 하나로서 사람의 눈이나 귀로는 쉽게 인지할 수 없도록 디지털 매체에 비밀 메시지를 감추는 기술이다^[2-3]. 따라서 스테가노그래피는 개인의 사생활 정보나 저작권을 보호하기 위해 유용하게 사용되기도 하나 이를 악용하여 기업의 기밀 정보나 대외비 등을 외부로 유출하는데 사용된다면 기업의 경쟁력 약화는 물론

* 정회원, 동명대학교 메카트로닉스공학과
(Dept. Mechatronics Eng., TongMyong University)

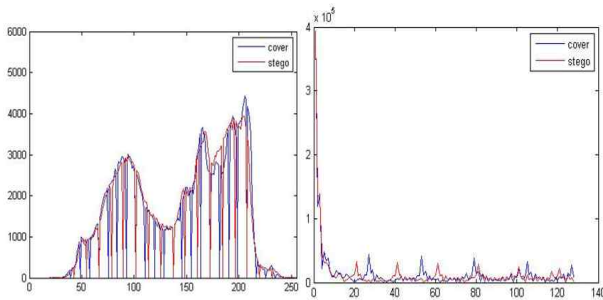
** 정회원-교신저자, 부산대학교 전자공학과
(Dept. Electronics Eng., Pusan National University)

※ 이 논문은 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(No. 2010-0011809)

접수일자: 2012년6월18일, 수정완료일: 2012년7월3일



(a) 커버 영상 및 스테고 영상



(b) 확률 밀도 함수(왼쪽) 및 특성 함수(오른쪽)

그림 1. 커버 영상 및 스테고 영상의 비교
Fig. 1. Comparison of cover image and stego image.

론 많은 금전적 피해가 발생할 수 있다. 이러한 부정적인 목적의 비밀 통신을 막기 위해 최근 비밀 메시지를 판독하거나 존재 유무를 감지하고자 하는 스테그분석(steganalysis)에 관한 연구가 활발하게 연구되고 있다.

스테그분석은 인간의 시각으로는 비밀 메시지가 삽입된 스테고 영상의 차이를 거의 감지할 수 없으나 통계적 특성은 변한다는 원리를 이용한다^[4-5]. 즉, 비밀 메시지의 삽입으로 인해 인접 화소간의 상관도가 감소하고 화소의 히스토그램 또는 웨이블릿 계수의 통계적 특성이 변하게 된다.

그림 1은 커버 영상 및 스테고 영상의 확률 밀도 함수 및 특성 함수를 비교한 것으로서 공간 영역에서 두 영상의 차이는 거의 인지할 수 없으나 두 영상의 통계적 특성은 서로 다름을 알 수 있다. 따라서 스테그분석은 커버 영상과 스테고 영상 사이의 작은 통계적 차이를 가장 크게 하는 특징 벡터를 추출하는 것이 가장 중요하다.

스테그분석에 관한 대표적인 연구로서 Avcibas 등^[6]은 영상의 7번째와 8번째 비트 플레인 간의 상관도를 이용하여 10개의 이진 유사도 척도(binary similarity measure)를 추출하고 SVM 분류기를 이용하여 커버와 스테고 영상을 분류하였다. Farid 등^[7]은 영상을 3-레벨

QMF (quadratic mirror filter)을 이용하여 웨이블릿 분해하고 각 부대역 계수의 확률 밀도 함수로부터 4개의 특징 벡터 (mean, variance, skewness, kurtosis)를 추출하였다. 그리고 웨이블릿 계수값을 선형 추정된 후 원래 계수값과의 오차 영상으로부터 4개의 특징 벡터를 추가적으로 추출하였다. 추출된 총 72개의 특징 벡터는 FLD 분류기의 입력으로 사용하였다.

Liu 등^[8]은 Farid의 방법에 의한 72개의 특징 벡터뿐만 아니라 공간 영역의 영상으로부터 그래디언트 에너지 및 엔트로피를 추가적으로 추출하였으며 커버와 스테고 영상을 판별하기 위해 SVM 분류기를 사용하였다. 반면 Xuan 등^[9]은 원 영상 및 3-레벨 Haar 웨이블릿 부대역의 특성 함수로부터 39차의 통계적 모멘트를 추출하고 Bayesian 분류기를 이용하는 방법을 제안하였다. 최근 Park^[10]은 부모와 자식 웨이블릿 부대역의 통계적 의존성에 기반하여 이들의 조인트 특성 함수로부터 72차의 통계적 특징 벡터를 추출하는 방법을 제안하였다. 그러나 기존의 방법들은 주어진 스테고 영상에서 직접 특징 벡터를 추출하므로 작은 통계적 차이를 이용하여 판별하기에는 성능에 있어서 제한적이다.

본 논문에서는 스펙클 잡음(speckle noise)을 이용하여 작은 스테고 잡음을 확대한 후 웨이블릿 부대역의 의존성에 기반한 특징 벡터를 추출하는 개선된 스테그분석 방법을 제안한다. 먼저 입력된 영상에 스펙클 잡음을 곱하여 스테고 잡음의 분산을 확대한다. 확대된 잡음 영상은 소프트 임계치를 이용하는 잡음 제거 방법으로부터 추정된 커버 영상과 원 영상의 차분 영상으로부터 구해진다. 얻어진 차분 영상에 대해 3-레벨 웨이블릿 변환을 수행하고 같은 주파수를 가지는 부대역 계수들의 조인트 특성함수로부터 72차의 통계적 모멘트를 추출한다. 또한 잡음이 제거된 추정된 커버 영상에 대해 4차의 특징 벡터를 추가적으로 추출한다. 추출된 특징 벡터는 MLP(multilayer perceptron) 분류기에 입력되어 커버 영상과 스테고 영상을 학습하고 판별한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 스펙클 잡음에 의한 스테고 잡음의 확대에 대해 설명하고, 제안한 스테그분석 방법에 대해 설명한다. III장에서는 모의실험을 통해 제안 기법의 성능을 분석하고, IV장에서 결론에 대해 서술한다.

II. 제안 방법

1. 스펙클 잡음을 이용한 스테고 잡음의 분산 확대
일반적으로 스테고 영상은 커버 영상에 스테고 잡음이 더해진 형태로 다음과 같이 모델링된다.

$$I_s(u, v) = I_c(u, v) + N_a(u, v) \quad (1)$$

여기서 주어진 영상 좌표 (u, v) 에서 $I_c(u, v)$ 는 커버 영상, $N_a(u, v)$ 는 비밀 메시지를 가지는 스테고 잡음, $I_s(u, v)$ 는 스테고 영상을 의미한다.

커버 영상에 숨겨진 비밀 메시지는 일종의 스테고 잡음이라 간주할 수 있으며, 시각적으로 인지가 불가능하도록 삽입되므로 스테고 잡음의 분산은 매우 작다. 그러므로 스테고 잡음의 분산을 증폭시키는 것은 비밀 메시지를 쉽게 검출할 수 있는 가장 기본적인 방법이라 할 수 있다. 본 논문에서는 작은 스테고 잡음을 확대하기 위해 스펙클 잡음을 곱하여 스테고 잡음의 분산을 증폭시키는 방법을 사용하고자 한다.

스펙클 잡음^[11]은 부(negative)의 지수 분포를 가지는 랜덤 잡음으로서 영상에 곱해지는 잡음이다. 따라서 커버 영상에 스펙클 잡음을 곱하면 다음과 같이 표현된다.

$$I_c^n(u, v) = I_c(u, v)\eta(u, v) \quad (2)$$

여기서 $\eta(u, v)$ 는 스펙클 잡음이고 $I_c^n(u, v)$ 은 스펙클 잡음이 곱해진 커버 영상을 의미한다. 마찬가지로 스테고 영상에 스펙클 잡음을 곱하면 다음과 같은 형태를 가지게 된다.

$$\begin{aligned} I_s^n(u, v) &= (I_c(u, v) + N_a(u, v))\eta(u, v) \\ &= I_c(u, v)\eta(u, v) + N_a(u, v)\eta(u, v) \\ &= I_c^n(u, v) + N_a(u, v)\eta(u, v) \end{aligned} \quad (3)$$

일반적으로 스펙클 잡음은 로그 연산을 수행하여 가산 잡음 형태로 만든 후 가산 잡음에 대한 잡음 제거 방법을 사용하여 제거한다. 그리고 마지막으로 지수를 취함으로써 잡음 제거 영상을 얻게 된다. 따라서 본 논문에서는 스테고분석을 위한 영상을 얻기 위해 영상에 로그 변환을 수행한 후 2-레벨 웨이블릿 변환을 수행한다. 그리고 변환된 영상의 LL 부대역을 제외한 6개의 부대역에 대해 소프트 임계치(soft thresholding) 설정

함수^[12]를 이용하여 잡음 제거를 수행한다. 이때 커버 영상에 대한 스펙클 잡음 제거의 결과는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$I_c^D(u, v) = \hat{I}_c^n(u, v) = I_c(u, v)R_\eta(u, v) \quad (4)$$

여기서 $R_\eta(u, v)$ 는 제거되지 않고 잔존하는 스펙클 잡음을 의미한다. 같은 방법으로 스테고 영상의 스펙클 잡음 제거의 결과는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} I_s^D(u, v) &= (I_c(u, v) + N_a(u, v))R_\eta(u, v) \\ &= \hat{I}_c^n(u, v) + N_aR_\eta(u, v) \end{aligned} \quad (5)$$

식 (5)에서 볼 수 있듯이 스펙클 잡음 제거를 수행하더라도 스테고 영상에 첨가된 비밀 메시지에 의한 잡음 $N_a(u, v)$ 는 잔존 스펙클 잡음이 곱해진 형태로 남아 있게 된다. 따라서 만일 알고 있는 스펙클 잡음을 추가한 후 잡음 제거를 수행하게 되면 커버 영상일 경우와 스테고 영상일 경우의 차는 다음과 같다.

$$I_s^D(u, v) - I_c^D(u, v) = N_a(u, v)R_\eta(u, v) \quad (6)$$

식 (6)으로부터 잡음 제거 영상의 차이는 비밀 메시지에 의한 잡음에 잔존 잡음 $R_\eta(u, v)$ 이 곱해진 형태로 나타나게 된다. 이는 스펙클 잡음이 곱해진 경우 스펙클 잡음에 의해 스테고 잡음이 확대됨으로써 커버 영상과 스테고 영상을 구분할 수 있는 특징 벡터를 추출함에 있어서 효과적인 전처리 단계가 될 수 있음을 의미한다.

2. 웨이블릿 부대역의 의존성에 기반한 특징 추출

스테고분석을 위한 입력 영상은 커버 영상인지 스테고 영상인지를 알 수 없다. 그러나 만일 주어진 영상이 커버 영상이라면, 스펙클 잡음을 첨가한 후 잡음 제거된 영상의 잡음의 분산은 상당히 낮을 것이다. 반면, 주어진 영상이 스테고 영상이라면 인위적인 스펙클 잡음 첨가 후의 잡음 제거된 영상에는 아직도 적지 않은 잡음 성분이 있을 것으로 예상된다. 이러한 성질은 웨이블릿 영역에서 부모-자식 부대역의 통계적 의존성을 이용함으로써 스테고분석을 위한 특징으로 사용할 수 있다.

웨이블릿 부대역의 계수는 통계적 상관성은 없으나 부모와 자식 부대역 간에 의존성이 존재한다^[13]. 그러나

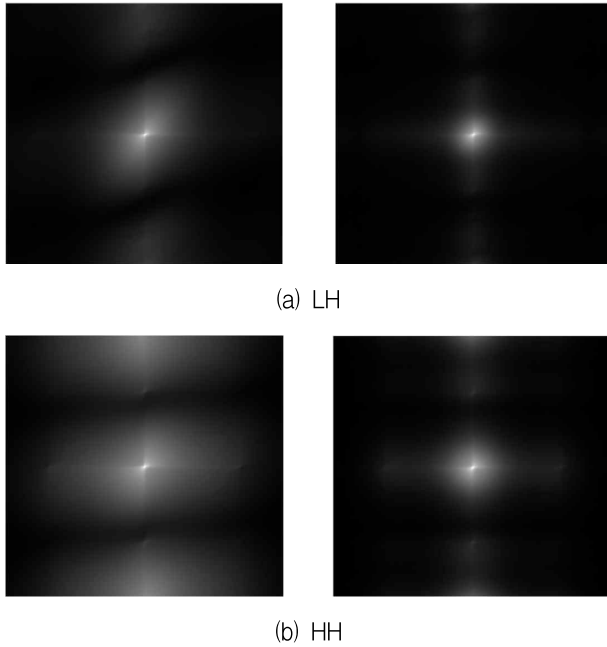


그림 2. 스펙클 잡음이 첨가된 영상에 대한 웨이블릿 부모-자식 부대역의 특성 함수(왼쪽 : 커버 영상, 오른쪽 : 스테고 영상) (a) LH 부대역, (b) HH 부대역

Fig. 2. Characteristic functions of wavelet parent-child subbands for image with speckle noise(left : cover image, right : stego image) (a) LH subband, (b) HH subband.

커버 영상에 비밀 메시지가 삽입된다면 이러한 부대역 간의 의존성에 손상을 주게 되며, 잡음의 분산이 클수록 더 큰 영향을 주게 된다. 그림 2는 식 (2) 및 (3)으로 스펙클 잡음이 첨가된 커버 영상 및 스테고 영상에 대하여 웨이블릿 변환을 수행한 후 LH 및 HL 부대역의 조인트 특성 함수를 보인 것이다. 그림 2로부터 스테고 영상의 LH와 HL 부대역의 통계적 의존성은 커버 영상과 많은 차이를 보임을 알 수 있다. 특히 고주파 영역에서 부모와 자식 부대역간의 의존성이 많이 손상되었으며 이는 스펙클 잡음에 의해 스테고 잡음이 더 커졌기 때문임을 알 수 있다.

따라서 본 논문의 스테그분석 시스템은 다음과 같이 구성된다. 먼저 제안한 스테그분석 시스템에 영상 $I(u,v)$ 이 입력되면 스펙클 잡음 $\eta(u,v)$ 를 곱하여 잡음 영상 $I_\eta(u,v)$ 를 생성한다. 이때 $I_\eta(u,v)$ 에 대하여 잡음 제거를 수행하여 스펙클 잡음이 제거된 영상 $I_\eta^D(u,v)$ 를 얻는다. 또한 잡음이 제거된 영상과 입력 영상 $I(u,v)$ 의 차이 영상 $N(u,v) = I(u,v) - I_\eta^D(u,v)$ 를 얻

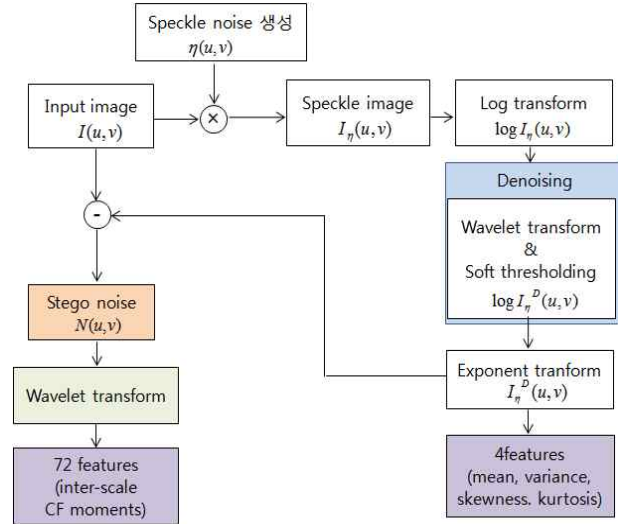


그림 3. 제안한 스테그분석 방법의 흐름도
Fig. 3. Flow diagram of proposed steganalysis method.

고, 이에 대해 3-레벨 웨이블릿 변환을 수행한다. 본 논문에서는 $N(u,v)$ 에 대한 웨이블릿 변환된 영상의 부모-자식 부대역의 조인트 히스토그램의 특성 함수로부터 통계적 특징 벡터를 추출한다. 본 논문에서 사용된 통계적 모멘트는 다음과 같다.

$$f_{m,n} = \frac{\sum_{k,l=0}^{L_H-1} k^m l^n |H(k,l)|}{\sum_{k,l=0}^{L_H-1} |H(k,l)|}, \quad m,n = 1,2,3 \quad (7)$$

여기서 $|H(k,l)|$ 와 L_H 은 각각 조인트 특성 함수의 크기와 길이를 의미한다. 본 논문에서는 8개의 부모-자식 부대역에 대해 총 72개의 특징 벡터를 추출하였다.

또한 잡음은 필터에 의해 완전히 제거될 수는 없기 때문에 식 (4) 또는 (5)에 의해 잡음이 제거된 커버 또는 스테고 영상에는 어느 정도의 스테고 잡음과 스펙클 잡음이 존재한다. 따라서 이 영상으로부터 4개의 통계적 모멘트를 추가적으로 추출한다^[14].

$$\mu = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N I_\eta^D(u,v) \quad (8)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I_\eta^D(u,v) - \mu)^2 \quad (9)$$

$$\zeta = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \left(\frac{I_\eta^D(u,v) - \mu}{\sigma} \right)^3 \quad (10)$$

$$\kappa = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \left(\frac{I_{\eta}^D(u,v) - \mu}{\sigma} \right)^4 \quad (11)$$

여기서 μ , σ^2 는 각각 mean, variance를 나타내고, ζ 와 κ 는 skewness, kurtosis를 의미한다. 그리고 M 및 N 은 주어진 영상의 가로 및 세로 크기이다. 그림 3은 본 논문에서 제안한 스테그분석 방법을 표현한 것이다.

추출된 특징 벡터는 커버 영상과 스테고 영상을 구분하기 위한 분류기의 입력으로 사용되기 전 다음과 같이 평균화 과정을 수행한다^[15].

$$\tilde{f} = \frac{f - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}}, \tilde{f} \in [0, 1] \quad (12)$$

여기서 f 는 특징 벡터를 의미하고, f_{\max} , f_{\min} 는 f 의 최대값 및 최소값의 특징 벡터를 나타낸다. 이러한 평균화 과정은 넓은 범위에 분포한 특징 벡터를 0과 1 사이에 정규화 함으로써 특징 벡터의 중복을 제거하고 분포를 유사하게 만든다.

III. 실험 및 결과

본 논문에서는 제안 방법의 성능을 평가하기 위해 압축되지 않은 코렐드로우 데이터베이스 영상^[16]을 사용하였다. 영상은 512×768 또는 768×512의 다양한 동식물, 야채, 건물, 도구 등의 컬러 영상으로 구성된다. 비밀 메시지의 삽입을 위해 본 논문에서는 1000개의 영상에 대해 S-tool을 이용한 LSB^[17], Cox의 SS^[18] 그리고 BSS(Blind SS) 임베딩^[19] 방법을 사용하여 0.1bpp, 0.3bpp, 그리고 0.5bpp의 삽입률을 갖는 스테고 영상을 만들었다. 또한 JPG 포맷의 압축 영상에 대해 비밀 메시지를 삽입하는 F5^[20] 방법을 이용하여 0.13bpp의 스테고 영상을 만들었다. 이 중 800개의 영상은 분류기의 학습을 위해 사용하였으며, 나머지 200개의 영상은 테스트를 위해 사용하였다. 커버 영상과 스테고 영상을 분류하기 위해 MLP(다층 퍼셉트론 신경회로망) 분류기를 사용하였으며, 이는 WEKA^[21] 툴을 이용하여 구현하였다.

제안한 스테그분석 방법의 성능을 비교하기 위해 기존의 스테그분석 방법 중 원 영상 및 12개의 웨이블릿

표 1. 기존의 스테그분석 방법과의 성능 비교(단위 : %)
 Table 1. Performance comparison of previous works and proposed method.

삽입 방법	스테그분석방법 삽입률	Xuan's ^[9]			Liu's ^[8]			Park's ^[10]			제안방법		
		TP	TN	T	TP	TN	T	TP	TN	T	TP	TN	T
LSB ^[17]	0.1	43.5	80.5	62.0	55.0	82.5	68.8	57.0	93.5	75.3	73.5	80.5	77.0
	0.3	59.5	88.0	73.8	83.0	83.5	83.3	73.5	95.0	84.3	74.0	95.5	84.3
	0.5	56.0	91.0	73.5	82.0	90.0	86.0	72.0	96.5	84.3	73.5	97.5	85.5
SS ^[18]	0.1	78.0	81.5	79.8	75.0	81.5	78.3	74.0	86.5	80.3	91.5	90.0	90.8
	0.3	82.0	80.0	81.0	79.0	71.0	75.0	76.0	86.0	81.0	94.0	91.0	92.5
	0.5	82.0	87.5	84.8	77.5	81.5	79.5	79.5	81.0	80.3	94.0	93.5	93.8
BSS ^[19]	0.1	65.5	88.5	77.0	36.5	80.0	58.3	60.5	87.0	73.8	82.0	93.0	87.5
	0.3	71.0	87.0	79.0	43.0	84	63.8	71.0	88.0	79.5	91.5	97.5	94.5
	0.5	74.0	91.0	82.5	46.5	77.5	62.0	67.5	93.5	80.5	90.0	97.5	93.8
F5 ^[20]	0.13	97.5	98.5	98.0	99.5	100	99.8	87.0	94.0	90.5	93.0	93.0	93.0
평균 검출율		70.9	87.4	79.1	67.7	83.2	75.5	71.8	90.1	80.9	85.7	92.8	89.3

부대역의 특성 함수로부터 39차의 통계적 모멘트를 추출한 Xuan의 방법^[9]과 웨이블릿 부대역의 특성 함수 뿐만 아니라 오차 영상의 확률 밀도 함수로부터 총 74차의 특징 벡터를 추출한 Liu의 방법^[8] 그리고 웨이블릿 영역에서 부모-자식 부대역의 의존성에 기반하여 이들의 조인트 특성 함수로부터 72차의 통계적 특징을 추출한 Park의 방법^[10]을 비교의 대상으로 삼았다.

또한 제안한 스테그분석의 성능 평가를 위해 TP(true positive) rate와 TN(true false) rate 그리고 T(true) rate^[22]를 사용하였다. TP rate는 커버 영상을 정확하게 커버 영상으로 판단할 확률이며, TN rate는 스테고 영상을 정확하게 판단한 확률을 의미한다. 또한 T rate는 TP rate와 TN rate의 평균값으로서 커버 영상과 스테고 영상 모두를 정확하게 판단할 확률이다.

표 1은 다양한 비트율에 대한 LSB, SS 및 BSS 그리고 F5 스테고 영상에 대해 본 논문에서 제안한 기법의 검출율을 보인 것이다. 실험 결과 LSB 0.1bpp와 0.3bpp의 경우 기존의 방법들에 비해 약간의 검출율 개선이 있음을 알 수 있다. 반면 0.5bpp의 경우 Liu의 방법에 비해 0.5% 성능 저하가 있으나 Park의 방법에 비해 1.2% 개선되었다.

또한 SS와 BSS의 경우 모든 비트율에서 평균적으로 90% 이상의 높은 검출율을 가지며, 특히 Park의 방법에 비해 최소 10.5%에서 최대 15%의 성능이 개선됨을 알 수 있다. F5의 경우 기존의 방법에 비해 성능이 약간 저하되었으나 스펙클 잡음을 사용하지 않은 Park의 방법에 비해 3% 정도 개선되었다. 따라서 전체 삽입 방법과 임베딩 비트율에 대해 평균적으로 89.3%의 검출율을 보이며 기존의 방법들에 비해 8.4%에서 13.8%의 성능 향상을 보인다.

특히 비밀 메시지의 판별이 중요한 스테그분석에서 TN rate는 TP rate에 비해 더 중요한 의미를 가진다. 즉 스테고 영상을 더 정확하게 판별할 수 있어야 악의의 목적을 가진 정보 유출을 막을 수 있기 때문이다. 이러한 점에서 볼 때 제안 방법은 LSB 0.1bpp를 제외한 모든 방법과 비트율에서 90% 이상의 정확도를 보임을 알 수 있다.

제안 방법의 성능을 평가하기 위한 두 번째 척도로서 본 논문에서는 ROC 곡선 (receiver operating curve)^[23]을 사용하였다. ROC 곡선은 검출 임계값에 따라 TP rate (x축)와 TN rate (y축)가 어떠한 관계를 가지고

변하는가를 2차원 평면 상에 표현한 것이다. 이때 스테그분석의 정확도는 ROC 곡선의 형태 또는 ROC 곡선 아래의 면적인 AUC에 의해 평가된다. 즉 ROC 곡선이 좌측 위쪽 모서리에 가까울수록 면적 AUC는 1에 가까워지며 보다 정확한 스테그분석임을 의미한다.

그림 4는 기존의 방법과 제안 방법의 ROC 곡선을

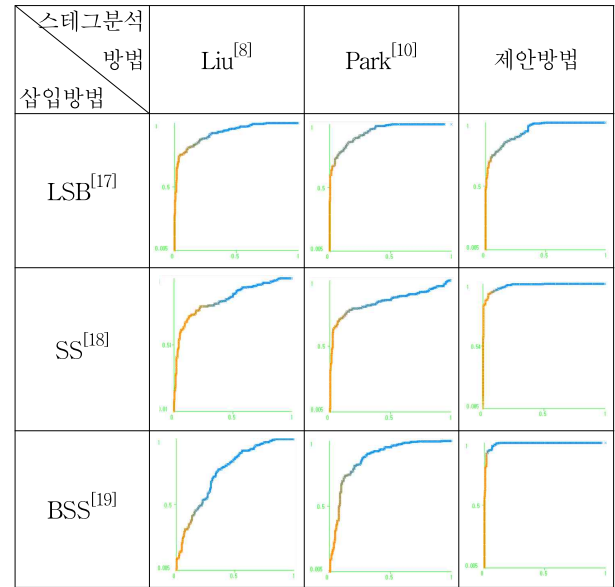


그림 4. 제안 방법의 ROC 곡선(0.3bpp)
Fig. 4. The ROC of proposed method in 0.3bpp.

표 2. 기존의 스테그분석 방법과의 AUC 비교 (단위 : %)
Table 2. AUC comparison of previous works and proposed method.

삽입 방법	스테그분석 방법 비트율	Xuan ^[9]	Liu ^[8]	Park ^[10]	제안방법
		LSB ^[17]	0.1	0.72	0.76
	0.3	0.86	0.92	0.94	0.93
	0.5	0.85	0.95	0.94	0.96
SS ^[18]	0.1	0.87	0.80	0.87	0.97
	0.3	0.90	0.84	0.84	0.98
	0.5	0.90	0.88	0.88	0.99
BSS ^[19]	0.1	0.88	0.67	0.80	0.97
	0.3	0.91	0.75	0.86	0.99
	0.5	0.91	0.70	0.89	0.99
F5 ^[20]	0.13	1.00	1.00	0.96	0.98

비교한 것이다. 그림 4로부터 제안 방법은 좌측 위쪽 모서리에 가까우며 기존의 방법에 비해 분류 성능이 좋음을 확인할 수 있다. 또한 표 2는 AUC의 값을 비교한 것이며, 제안 방법은 LSB 0.1bpp를 제외하고는 모두 0.9 이상의 1에 가까운 값을 보이며 LSB 0.1bpp도 기존의 방법에 비해 높은 AUC를 가짐을 알 수 있다. 이는 제안 방법의 성능에 대한 객관성을 보여준다.

IV. 결 론

스태그분석은 비밀 메시지의 삽입을 감지함으로써 정보가 불법 또는 악의적인 용도로 사용되는 것을 막기 위한 기술이다. 이를 위해 본 논문에서는 스펙클 잡음을 이용하여 스테고 영상의 잡음을 강조하고 부모와 자식 부밴드의 의존성에 기반하여 특징 벡터를 추출하였다. 다양한 삽입률의 LSB, SS, BSS 그리고 F5 스테고 영상에 대해 실험한 결과 제안 방법은 기존의 기법에 비해 평균적으로 높은 검출율과 정확도를 가짐을 확인할 수 있었다. 향후 LSB 스테고 영상에 대한 검출율을 개선하고 보다 다양한 스테가노그래피 기법에 의한 스테고 영상들에 대해 성능을 평가하고 높이는 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] C. Abbas, C. Joan, C. Kevin and M. Paul, "Digital image steganography : Survey and analysis of current methods", *Signal Processing*, vol. 90, pp. 727-752, 2010.
- [2] X.Y. Luo, D.S. Wang, P. Wang and F.L. Liu, "A review on blind detection for image steganography," *Signal Processing*, vol. 88, no. 9, pp. 2138-2157, 2008.
- [3] S. Johri and A. Asthana, "An adaptive steganography technique for gray and colored images", *Journal of Global Research in Computer Science*, vol. 3, no. 3, pp. 41-45, 2012.
- [4] A. Nissar, A.H. Mir, "Classification of steganalysis techniques: A study," *Digital Signal Processing*, vol. 20, no. 6, pp. 1758-1770, 2010.
- [5] J. Fridrich, J. Kodovsky, "Rich Models for Steganalysis of Digital Images", *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol. 7, no. 3, pp. 868-882, 2012.
- [6] I. Avcibas, M. Kharrazi, N. Memon, B. Sankur, "Image Steganalysis with Binary Similarity Measures," *Journal on Applied Signal processing*, vol. 2005, no. 17, 2005.
- [7] H. Farid, S. Lyu, "Detecting hidden messages using higher order statistics and support vector machines", *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 2578, pp. 340-354, 2002.
- [8] C. Liu, C. Ouyang, M. Guo and H. Chen, Harmsen and W. Pearlman. "Image steganalysis based on spatial domain and DWT domain features," *Proceedings of Second International Conference on Network Security, Wireless Communications and Trusted Computing* pp. 329-331, 2010.
- [9] G. Xuan, Y. Q. Shi, J. Gao, D. Zou, C. Yang, Z. Zhang, P. Chai, C. Chen, and W. Chen, "Steganalysis Based on Multiple Features Formed by Statistical Moments of Wavelet Characteristic Functions," *Proceedings of Information Hiding Workshop*, pp. 262-277, 2005.
- [10] T.H. Park, S.H. Hyun, J.H. Kim and I.K. Eom, "Steganalysis Using Joint Moment of Wavelet Subbands," *Journal of IEEK*, vol. 48-SP, no. 3, pp. 71-78, 2011.
- [11] A. Vishwa, S. Sharma, "Speckle noise reduction in ultrasound Images by wavelet thresholding," *Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, vol. 2, 2012.
- [12] D.L. Donoho, "De-noising by soft-thresholding," *IEEE Trans on Information Theory*, vol.41, pp.613-627, 1995.
- [13] R.W. Buccigrossi, E.P.Simoncelli, "Image Compression via Joint Statistical Characterization in the Wavelet Domain", *IEEE Trans Image Processing*, vol. 8, pp. 1688-1701, Dec. 1999.
- [14] W.H. Press, S.A. Teukolsky, W.T. Vetterling, and B.P. Flannery, *Numerical Recipes in C: The Art of Scientific Computing*, Third Edition, pp.1235, New York: Cambridge University Press, 2007.
- [15] Y. Sun, F. Liu, B. Liu and P. Wang, "Steganalysis based on difference image," *IWDW, LNCS*, 2008.
- [16] CorelDraw Software, www.CorelDraw.com.
- [17] V. Jain, L. Kumar, M. M. Sharma, M. Sadiq and K. Rastogi, "Public-Key Steganography Based on Modified LSB Method", *Journal of Global Research in Computer Science*, vol. 3, no. 4, pp. 26-29, 2012.

[18] I.J. Cox, J. Kilian, T. Leighton and T. Shamoan, "Secure Spread Spectrum Watermarking for Multimedia," *IEEE Trans. On Image Processing*, vol. 6, pp. 1673-1687, 1997

[19] A. Piva, M. barni, F. Bartolini and V. Cappellini, "DCT-based watermark recovering without resorting to the uncorrupted original image," *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing*, vol.1, pp.520-523, 1997.

[20] A. Westfeld, "High capacity despite better steganalysis(F5-A steganographic algorithm)," *Proceedings of third Internaitonal Information Hiding Workshop, Lecture Notes in Computer Science*, vol.2137, pp.289-302, 2001.

[21] WEKA, www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/

[22] I. H. Witten, E. Frank, *Data Mining*, Elsevier, 2005.

[23] A. Westfeld, "ROC curves for steganalysis," *Proceedings of the third WAVILA Challenge*, pp. 39-45, 2007.

저 자 소 개



박 태 희(정회원)
 1993년 부경대학교 정보통신 공학과 학사 졸업.
 1996년 부경대학교 전자공학과 석사 졸업.
 1999년 부산대학교 전자공학과 박사 졸업.

현재 동명대학교 메카트로닉스공학과 전임강사
 <주관심분야 : 영상처리, 영상압축, 스테그분석>



엄 일 규(정회원)-교신저자
 1990년 부산대학교 전자공학과 학사 졸업.
 1992년 부산대학교 전자공학과 석사 졸업.
 1998년 부산대학교 전자공학과 박사 졸업.

현재 부산대학교 전자공학과 교수
 <주관심분야 : 통계신호처리, 영상처리, 웨이블렛 변환 신호처리, 신경회로망, 스테그분석>