

논문 2012-50-6-25

# 상관계수를 이용한 영상의 범주화에 근거한 스테그분석의 성능 개선

( Performance Improvement of Steganalysis based on image  
Categorization Using Correlation Coefficient )

박 태 희\*, 엄 일 규\*\*

( Tae Hee Park and Il Kyu Eom<sup>©</sup> )

## 요 약

본 논문에서는 영상의 범주화에 근거한 개선된 스테그분석 방법을 제안한다. 대부분의 스테그분석 방법은 영상이 가지는 고유한 특성과는 무관하게 영상의 전역적 특징을 나타내는 통계적 모멘트에 기반하여 특징 벡터를 추출한다. 그러나 모멘트에 근거한 방법은 서로 다른 복잡도의 영상에 사용됨으로써 스테그분석의 성능 저하를 야기시키게 된다. 본 논문에서는 8비트 영상을 상위 4 비트 및 하위 4 비트 평면으로 분해하고, 이들 간의 상관계수에 따라 영상을 두 클래스로 범주화한다. 이와같이 범주화된 영상들은 각각에 대하여 독립적으로 스테그분석을 시행할 수 있다. 본 논문의 방법은 영상의 범주에 따라 독립적으로 스테그분석을 수행함으로써 통계적 모멘트를 사용한 방법이 가지는 단점을 완화할 수 있다. 제안된 스테그분석 방법의 성능을 평가하기 위해 기존의 잘 알려진 네 가지 스테그분석 방법과 비교하였으며, 실험 결과 기존의 방법에 비해 더 높은 검출율을 보임을 확인할 수 있었다.

## Abstract

This paper proposes an improved steganalysis method based on image categorization. In general, most steganalysis methods extract the statistical moments based features which contain the global natures of images regardless of their inherent characteristics. However, the steganalysis method based on the statistical moments leads to degraded performance by applying to images with different complexity. In this paper, we decompose an 8-bit image into an upper 4-bit plane and a lower 4-bit plane, and categorize the image with two classes according to the correlation coefficient between decomposed sub-images. Two independent steganalyses can be performed for the categorized images. Since our method uses independent steganalysis technique according to the image category, it can reduce the drawback of the steganalysis methods utilizing the statistical moments. The performance of the proposed scheme is compared with well-known four steganalysis methods. Experiment results show that the proposed scheme has higher detection rate than previous methods.

**Keywords** : steganalysis, statistical moment, correlation coefficient, image categorization, SVM

## I. 서 론

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

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

※ 이 논문은 부산대학교 자유과제 학술연구비(2년)에 의하여 연구되었음

© Corresponding Author(E-mail: [ikeom@pusan.ac.kr](mailto:ikeom@pusan.ac.kr))

접수일자 2013년1월28일, 수정완료일 2013년5월19일

스테가노그래피(steganography)<sup>[1-3]</sup>는 허용되지 않은 제 3의 사용자로부터 정보의 불법적인 사용이나 변조를 방지하기 위해 텍스트, 오디오, 영상 등의 다양한 커버 매체에 비밀 메시지의 내용뿐만 아니라 그 존재 자체를 은닉하는 기술이다. 따라서 스테가노그래피는 주로 데

이터의 저작권을 보호하거나 복제 방지 추적 그리고 중요한 군사적 기밀이나 비밀 작전을 전송하는데 많이 이용된다. 그러나 최근에는 기밀 정보를 유출하거나 스파이의 첩보 활동과 같이 악의적인 목적으로 사용되어짐에 따라 이에 대처하기 위해 숨겨진 비밀 메시지를 해독하거나 존재 여부를 감지하고자 하는 스테그분석(steganalysis)에 관한 기술이 연구되고 있다. 그림 1은 스테가노그래피 및 스테그분석의 전형적인 모델을 보인 것이다.

스테그분석<sup>[4-5]</sup>은 시각적으로는 커버 매체에 삽입된 비밀 메시지의 삽입 유무를 거의 감지할 수 없으나 비밀 메시지의 삽입으로 인해 커버 매체에 존재하는 인접 정보의 연속성이 변하거나 히스토그램과 같은 통계적 특성에 작은 변화가 발생한다는 원리를 이용한다. 따라서 스테그분석에서는 커버 매체와 스테고 매체를 구분할 수 있는 통계적 특징 벡터를 추출하는 것이 가장 주된 요소로 작용하고 있다. 또한 커버 매체와 스테고 매체를 효과적으로 분류할 수 있는 분류기의 선택 및 설계도 스테그분석에서 중요한 역할을 하고 있다.

스테그분석에 관한 대표적인 연구로서 2005년에 Xuan 등<sup>[6]</sup>은 영상을 3-단계 웨이블릿 변환한 후 원 영상 및 생성된 각 부대역의 특성 함수로부터 39개의 통계적 모멘트를 추출하고 베이즈(Bayes) 분류기를 이용하여 커버 영상과 스테고 영상을 분류하는 방법을 제안하였다. 또한 2010년에 Liu 등<sup>[7]</sup>은 3-단계 QMF (quadrature mirror filter)를 사용하여 영상을 분해하고, 생성된 부대역의 특성 함수로부터 평균(mean), 분산(variance), 왜도(skewness), 첨도(kurtosis)를 특징으로 하는 36개의 통계적 특징 벡터를 추출하였다. 또한 각 부대역으로부터 오차 영상을 추정한 후 이들의 확률밀

도함수로부터 36개의 특징 벡터를 추출하고, 공간 영역의 영상으로부터 그래디언트 에너지 및 엔트로피를 추가적으로 추출하였다. 추출된 74개의 특징 벡터는 SVM 분류기에 입력되어 커버와 스테고 영상을 판별하는데 사용하였다. 그리고 Pevny 등<sup>[8]</sup>은 비밀 메시지의 삽입으로 인해 인접 화소의 의존성이 변한다는 원리를 이용하여 상하 좌우의 인접한 화소들 간의 차분 영상을 구하고, 1차 및 2차 마코프 체인(Markov chain)을 이용하여 전이 확률 행렬들을 생성하였다. 이때 686개의 전이 행렬 계수는 SVM 분류기에 입력되어 스테그분석을 위한 특징 벡터로서 사용되었다.

반면 2011년 Park 등<sup>[9]</sup>은 웨이블릿 영역에서 부모와 자식 부대역간에는 통계적 의존성이 존재한다는 사실에 기반하여 영상을 3-단계 웨이블릿 분해하고, 부모와 자식 부대역간의 조인트 특성 함수로부터 총 72개의 통계적 모멘트를 추출하는 방법을 제안하였다.

앞서 살펴본 대부분의 방법들은 영상이 가지는 고유한 특성과는 무관하게 특징 벡터들을 추출하고 있다. 즉 스테그분석을 위해 주로 영상의 진역적인 특징을 나타내는 고차 통계 모멘트에 기반한 특징 벡터를 사용하고 있다. 그러나 이러한 방법들은 매우 복잡한 요소가 가지는 영상(모멘트 값이 높음) 및 평탄한 영상(모멘트 값이 낮음)에 대해 동일한 척도를 사용함으로써 스테그분석의 성능을 저하시키게 된다.

이러한 문제점을 극복하기 위해 2008년 Liu 등<sup>[10]</sup>은 영상의 복잡도를 계산하고, 이 복잡도에 따라 영상을 분류한 후 각기 다른 분류기를 통해 영상을 구분하는 방법을 제안하였다. 이 방법에서는 영상의 히스토그램을 일반화된 가우시안 분포(Generalized Gaussian Distribution)로 가정하고, 영상을 분포의 형상 파라메타 값에 따라 분류함으로써 스테그분석의 성능을 개선하였다. 하지만 이러한 방법은 영상을 복잡도 별로 분류하는데 있어서의 어려움으로 인해 아직까지 많은 연구가 진행되지 않고 있는 실정이다.

이에 따라 본 논문에서는 보다 더 효율적인 방법으로 영상을 범주화하고, 범주화된 영상의 특성에 따라 각기 다른 분류기를 이용하는 방법을 제안한다. 먼저 8비트 영상을 상위 4비트 및 하위 4비트 평면으로 분해하고, 비트 평면 영상 간의 상관계수에 따라 두 클래스로 분류한다. 본 논문에서 제안한 방법은 영상 분류를 위해 임계값 설정 등의 작업이 필요 없으며, 영상의 특징별로 서로 다른 특징을 추출하여 사용할 수 있으므로 스테그분석의 성능을 개선시킬 수 있다.

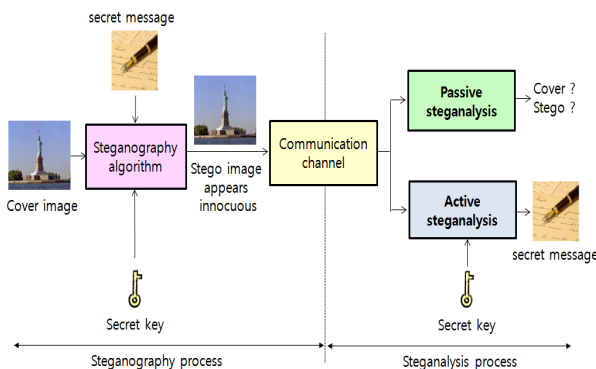


그림 1. 스테가노그래피 및 스테그분석의 전형적인 모델  
 Fig. 1. The typical model of steganography and steganalysis.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 가산 은닉 정보의 삽입 통계 모델 및 본 논문에서 제안한 비트 평면 분해를 이용한 영상의 범주화 방법에 대해 설명한다. III장에서는 분류된 영상들로부터 특징 벡터를 추출하는 과정을 기술하고, IV장에서는 모의실험을 통해 제안 기법의 성능을 분석한다. 마지막으로 V장에서는 결론에 대해 서술한다.

## II. 상관계수를 이용한 영상의 범주화

### 1. 가산 은닉 정보의 삽입 통계 모델

일반적으로 커버 영상  $C$ 에 비밀 메시지  $N$ 을 삽입한 가산 모델은 식 (1)과 같이 표현된다.

$$S = C + N \quad (1)$$

여기서  $S$ 는 비밀 메시지가 삽입된 스테고 영상이며,  $N$ 은 평균이 0이고 대칭적인 확률 분포를 가지는 비밀 메시지를 나타낸다.

일반적으로 스테그분석의 성능을 파악하기 위한 기본적인 척도로써 비밀 메시지의 분산에 대한 커버 영상의 분산을 사용한다. 즉, 커버 영상 및 비밀 메시지의 분산을 각각  $\sigma_C^2$  및  $\sigma_N^2$ 이라고 하면, 분산 비율  $R(N, C)$ 는 아래의 식 (2)와 같이 정의한다.

$$R(N, C) = \frac{\sigma_N^2}{\sigma_C^2} \quad (2)$$

이때, 은닉된 비밀 메시지가 없다면  $R(N, C) = 0$ 이 되며, 은닉된 메시지가 많다면  $R(N, C)$ 이 커지므로 스테고 영상의 검출이 쉬워지게 된다. 스테그분석에 광범위하게 사용되는 통계적 모멘트는  $R(N, C)$ 에 관한 함수로 표현되며, 식 (3)과 같은 관계식을 가진다<sup>[4, 11]</sup>.

$$M_{n,S}^A = C_n (1 + R(N, C))^{-\frac{n+1}{2}} \sigma_C^{-(n+1)} \quad (3)$$

여기서  $M_{n,S}^A$ 는 스테고 영상의 특성 함수에 대한  $n$ 차 절대값 모멘트이고,  $C_n$ 은 상수이다.

이로부터 식 (4)의 관계식을 알 수 있으며,  $M_{n,S}^A \leq M_{n,C}^A$ 의 관계가 성립함을 알 수 있다.

$$\frac{M_{n,S}^A}{M_{n,C}^A} = (1 + R(N, C))^{-\frac{n+1}{2}} < 1 \quad (4)$$

따라서 특성 함수의 모멘트는 스테그분석에서 커버

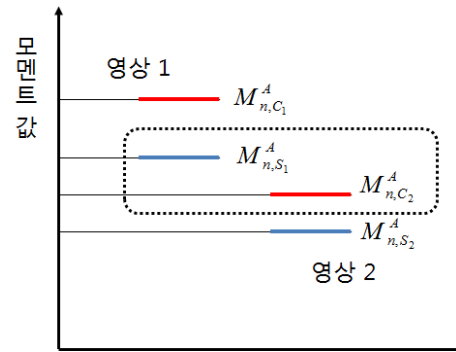


그림 2. 다수의 커버 영상과 스테고 영상에 대한 통계적 모멘트의 대소 관계 역전 현상

Fig. 2. Reversal phenomenon of the inequality of the statistical moments for multiple cover images and stego images.

영상과 스테고 영상을 분리하기 위해 아주 유용하게 사용된다. 그러나 이러한 관계는 단순히 대소 관계만을 표현하므로 하나의 영상에는 아주 잘 적용되지만, 여러 개의 영상에 대한 모델을 만들 경우에는 영상의 복잡도에 따라 파괴될 수 있다. 즉, 커버 영상  $C_1$  및  $C_2$ 는 스테고 영상  $S_1$  및  $S_2$ 에 대해 각각 식 (4)의 관계식이 성립하지만 두 개의 영상을 함께 학습하고 분류할 경우 이러한 대소 관계가 파괴될 수 있다. 그림 2는 이러한 문제점을 잘 보인 것이다.

그림 2의 경우  $M_{n,C_1}^A \geq M_{n,S_1}^A \geq M_{n,C_2}^A \geq M_{n,S_2}^A$ 의 관계가 성립되어  $M_{n,S_1}^A \geq M_{n,C_2}^A$ 과 같이 스테고 영상의 모멘트가 커버 영상의 모멘트보다 크게 되는 현상이 발생한다. 이러한 현상은 영상의 특성과는 무관하게 단순히 전체 영상의 전역적인 특징만을 추출하는 것은 스테그분석의 성능을 크게 저하시킬 수 있음을 의미한다.

본 논문에서는 그림 2에서 보여진 문제점을 해결하기 위하여 영상을 두 개의 비트 평면으로 분해하고, 분해된 비트 평면에 대한 상관계수가  $R(N, C)$ 의 함수로 표현된다는 것을 보이고자 한다. 또한, 상관계수의 범위를 이용하여  $R(N, C)$ 의 값을 두 개의 범주로 구분하여 스테그분석의 성능을 높이는 방법을 제안하고자 한다.

### 2. 비트 평면 분해를 이용한 영상의 범주화

본 논문에서는 스테그분석의 성능을 개선하기 위해 영상을 두 개의 비트 평면으로 분해하고, 비트 평면간의 상관계수를 이용하여 영상을 두 개의 범주로 나누는 방법을 제안하고자 한다.

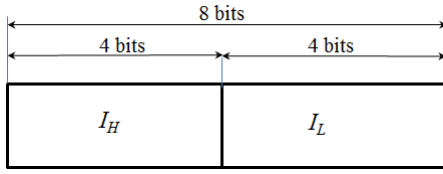


그림 3. 영상의 비트 평면 분해

Fig. 3. Bit-plane decomposition of an image.

그림 3과 같이 8-비트를 가지는 영상  $I(\in S, C, N)$ 는 상위 4-비트 평면과 하위 4-비트 평면으로 구성된다. 즉  $I = I_H + I_L$ 의 관계식이 성립한다.

따라서 식 (1)의 가산 모델은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$S = S_H + S_L = C + N \quad (5)$$

이때 스테고 영상  $S$ 의 분산을 구하면 식 (6)과 같다.

$$\sigma_S^2 = \sigma_{S_H}^2 + \sigma_{S_L}^2 + 2\rho_S \sigma_{S_H} \sigma_{S_L} \quad (6)$$

여기서  $\rho_S$ 는  $S_H$ 와  $S_L$ 의 상관 계수를 의미한다. 또한 식 (1)의  $S = C + N$ 의 관계식을 이용하여  $S$ 의 분산을 구하면 식 (7)과 같다.

$$\sigma_S^2 = \sigma_C^2 + \sigma_N^2 \quad (7)$$

식 (7)에서 커버 영상과 은닉된 비밀 메시지는 서로 독립적이므로 이들의 상관계수는 0이다. 따라서 식 (6)과 (7)을 이용하여  $R(N, C)$ 를 구하면 다음과 같다.

$$R(N, C) = \frac{\sigma_N^2}{\sigma_C^2} = \frac{\sigma_{S_H}^2 + \sigma_{S_L}^2 + 2\rho_S \sigma_{S_H} \sigma_{S_L} - \sigma_C^2}{\sigma_C^2} \quad (8)$$

또한 식 (8)에  $-1 \leq \rho_S \leq 1$ 의 범위를 적용하면,  $R(N, C)$ 는 식 (9)와 같은 범위를 가지게 된다.

$$\frac{(\sigma_{S_H} - \sigma_{S_L})^2}{\sigma_C^2} - 1 \leq R(N, C) \leq \frac{(\sigma_{S_H} + \sigma_{S_L})^2}{\sigma_C^2} - 1 \quad (9)$$

식 (9)로부터  $\rho_S = 1$ 일 때,  $R(N, C)$ 는 최대값을 가지며  $\rho_S = -1$ 일 때,  $R(N, C)$ 는 최소값을 가진다. 즉, 식 (8) 및 (9)로부터  $\rho_S$ 의 값에 따라  $R(N, C)$ 의 값이 가지는 범위가 결정됨을 알 수 있다.

위의 사실로부터  $\rho_S$ 가 양수이고 그 절대값이 크면  $M_{n,S}^A$  및  $M_{n,C}^A$ 의 차이가 커지고,  $\rho_S$ 가 음수이고 그 절대값이 크면  $M_{n,S}^A$  및  $M_{n,C}^A$ 의 차이가 작아짐을 알

수 있다. 그러나 영상의 고유한 특성에 따라 절대적인  $M_{n,S}^A$  및  $M_{n,C}^A$  값의 차이가 존재하므로 그림 2에서 보여진 바와 같이  $\rho_S$ 값에 따라 영상을 범주화하고, 같은 범주의 영상을 이용하여 스테그분석을 수행하는 것은 기존의 방법보다 스테고 영상 검출 성능을 높일 수 있을 것으로 판단된다.

### 3. 제안 방법을 이용한 스테그분석 방법

본 논문의 주된 목적은 영상을 범주화하고, 범주화된 영상에 대해 각각의 스테그분석을 수행하면 단일 범주의 영상에 대한 스테그분석에 비해 성능이 높아진다는 것을 보이는 것이다. 그림 4는 본 논문에서 제안한 스테그분석 방법을 나타낸 것이다.

즉, 본 논문의 방법은 기존의 스테그분석 방법을 그대로 사용하지만 입력 영상의 상관계수에 따라서 영상을 두 개의 그룹으로 범주화하는 것이 핵심적인 내용이다. 이와같이 두 개의 그룹으로 범주화된 영상에 대하여 독립적으로 영상을 분류함으로써 스테그분석의 성능을 높일 수 있다.

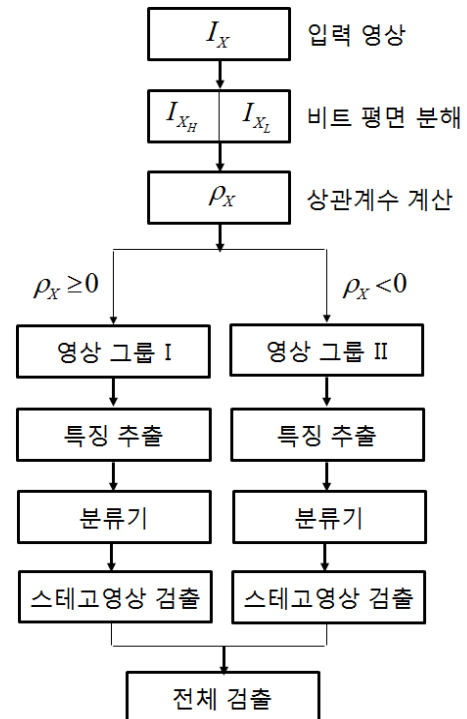


그림 4. 영상의 범주화를 이용한 제안된 스테그분석 방법

Fig. 4. The proposed steganalysis method using image categorization.

### III. 실험 및 결과

본 논문에서는 잘 알려진 네 가지의 스테그분석 방법을 사용하여 기존의 스테그분석 방식과 영상을 범주화

표 1. 스테그분석을 위한 네 가지 특징 추출 방법  
Table 1. Four feature extraction methods for steganalysis.

방법	특징벡터
[6]	39개 특성함수 모멘트 (원영상, 12개의 웨이블릿 부대역)
[7]	36개 특성함수 모멘트 (원영상에 대한 12 웨이블릿 부대역) 36개 특성함수 모멘트 (오차 영상에 대한 12개의 웨이블릿 부대역) 1개의 에너지 (원영상) 1개의 엔트로피(원영상)
[12]	108개 동시발생확률의 특성함수 모멘트 (웨이블릿 부대역 간)
[13]	72개 특성함수 모멘트 (곱셈잡음을 첨가한 후 오차 영상) 4개의 모멘트(잡음 영상)

하여 적용한 제안된 스테그분석 방식의 성능을 비교한다. 표 1은 본 논문에서 사용한 스테그분석 방법 및 추출된 특징 벡터를 나타낸 것이다.

표 1에 제시된 스테그분석 방법들은 모두 특성 함수 모멘트를 사용한 방법으로서 본 논문에서 제안한 방법의 성능을 검증하는데 적합하다고 생각된다.

제안한 스테그분석의 성능을 평가하기 위해 본 논문에서는 그림 5와 같이 1000개의 다양한 코렐드로우 데이터베이스 영상<sup>[4]</sup>을 사용하였다. 각 영상의 크기는 512×768 또는 768×512이며 압축되지 않은 칼라 영상으로 구성되어 있다. 비밀 메시지를 삽입하기 위해 먼저 컬러 영상을 그레이 영상으로 변환하였으며, S-tool을

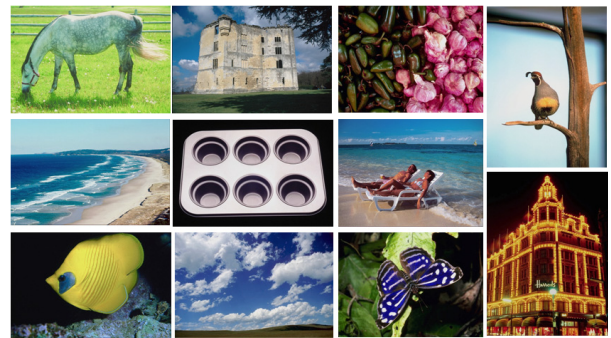
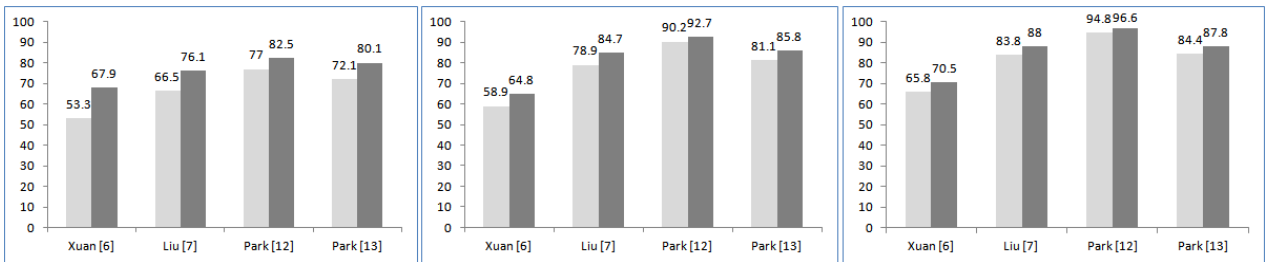


그림 5. 코렐드로우 데이터베이스 영상의 예  
Fig. 5. Samples of CorelDraw Database Image.

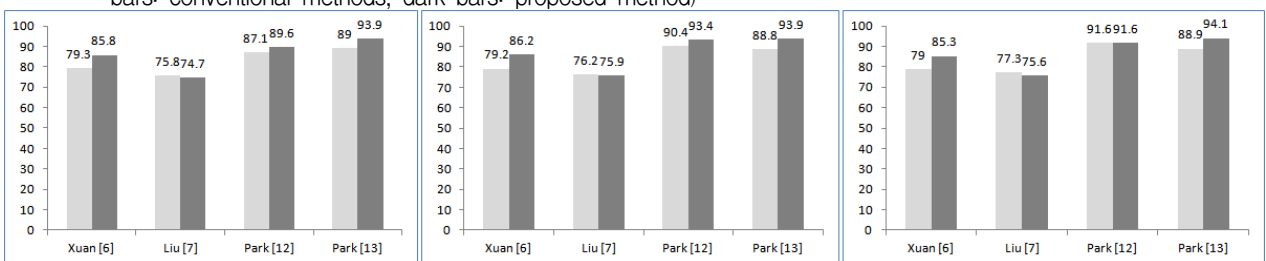


0.1 bpp

0.3 bpp

0.5 bpp

그림 6. LSB 엠베딩 방법에 대한 기존 방법과 제안 방법의 검출률 비교(밝은 막대: 기존방법, 어두운 막대: 제안방법)  
Fig. 6. Detection rate comparisons between conventional methods and the proposed method for LSB embedding (bright bars: conventional methods, dark bars: proposed method)



0.1 bpp

0.3 bpp

0.5 bpp

그림 7. SS 엠베딩 방법에 대한 기존 방법과 제안 방법의 검출률 비교(밝은 막대: 기존방법, 어두운 막대: 제안방법)  
Fig. 7. Detection rate comparisons between conventional methods and the proposed method for SS embedding (bright bars: conventional methods, dark bars: proposed method).

표 2. 기존 방법에 대한 제안 방법의 검출율 증가분

Table 2. Detection rate increment of the proposed method for conventional method.

삽입방법 \ 삽입률		스테그분석방법		Xuan <sup>[6]</sup>	Liu <sup>[7]</sup>	Park <sup>[12]</sup>	Park <sup>[13]</sup>	평균
		LSB	SS					
LSB <sup>[14]</sup>	0.1	+14.6%	9.6%	+5.5%	+8.0%	+9.43%		
	0.3	+5.9%	5.8%	+2.5%	+4.7%	+4.72%		
	0.5	+4.7%	4.2%	+1.8%	+3.4%	+3.52%		
SS <sup>[15]</sup>	0.1	+6.5%	-1.1%	+2.5%	+4.9%	+3.20%		
	0.3	+7.0%	-0.3%	+3.0%	+5.1%	+3.70%		
	0.5	+6.3%	-1.7%	0.0%	+5.2%	+2.45%		
평균		+7.50%	+2.75%	+2.55%	+5.22%			

이용한 LSB<sup>[15]</sup> 및 Cox의 SS (spread spectrum)<sup>[16]</sup> 임베딩 방법을 사용하여 각각 0.1bpp, 0.3bpp, 0.5bpp의 삽입률을 갖는 스테고 영상을 만들었다. 커버 영상과 스테고 영상을 분류하기 위해 SVM 분류기를 사용하였으며, 이때 5겹 교차 검증(5-fold cross-validation) 방법을 이용하였다. 또한 스테그분석의 성능을 합리적으로 평가하기 위해 전체 영상에서 커버 영상을 정확하게 커버 영상으로 판단한 비율과 스테고 영상을 정확하게 스테고 영상으로 분류한 비율을 이용하여 검출율을 계산하였다.

그림 6 및 그림 7은 다양한 삽입률에 대한 LSB 및 SS 방법으로 생성된 스테고 영상에 대하여 기존의 방법과 상관계수를 기준으로 영상을 범주화한 본 논문에서 제안한 방법의 검출율을 비교한 것이다.

실험 결과 LSB 방법으로 데이터를 은닉하였을 경우 모든 스테그분석 방법에서 기존의 방법에 비해 검출율이 증가하였다. 즉 상관계수에 의하여 영상을 두 종류로 나누어 스테그분석을 수행하는 방법이 기존의 방법에 비해 좋은 결과를 나타낼 수 있음을 의미한다. 또한 SS 방법으로 데이터를 은닉하였을 경우 [6], [12] 및 [13]의 방법을 사용하였을 때 개선된 검출율을 보이고 있으나 [7]의 방법에서만 약간의 검출율 저하(0.3%~1.7%)를 보이고 있다.

표 2는 기존의 스테그분석 방법을 사용한 경우와 비교하여 제안 방법으로 스테그분석을 수행한 경우의 검출율 증가분을 나타내고 있다. 표 2에서 볼 수 있듯이 전체 삽입 방법에 대하여 평균 2.55%~7.50%의 검출율 증가를 보이고 있다. 또한 삽입 방법 및 삽입률에 대하여도 평균 2.45~9.43%의 검출율 증가를 보이고 있다. 따라서 영상의 특성에 따라 영상을 먼저 분류하고, 분

류된 영상들에 대하여 각기 스테그분석을 수행함으로써 스테그분석을 성능을 향상시킬 수 있음을 알 수 있다.

#### IV. 결 론

본 논문에서는 스테그분석을 위한 통계적 모멘트에 기반한 특징 벡터의 문제점을 분석하고 이를 개선하기 위해 영상을 범주화하는 방법을 제안하였다. 즉 영상을 두 개의 비트 평면 영상으로 나누고 두 영상의 상관계수에 따라 영상을 두 클래스로 분류함으로써 스테그분석의 성능이 개선될 수 있다는 사실을 보였다. 알려진 기존의 네 가지 스테그분석 방법에 대하여 기존의 방법과 제안 방법을 비교 분석한 결과 제안 방법이 영상을 분류하지 않고 사용한 기존의 방법보다 평균 2.55%~7.50%의 검출율의 향상을 보였다. 향후 범주화된 각 영상들의 특성을 더욱 더 정밀하게 분석하고 이에 따라 각기 다른 방법으로 특징 벡터를 추출함으로써 성능을 개선할 수 있는 연구가 진행되어야 할 것으로 본다.

#### REFERENCES

- [1] <http://en.wikipedia.org/wiki/Steganography>.
- [2] A. Cheddad, J. Condenll, K. Curran, P. M. Kevitt, "Digital image steganography: Survey and analysis of current methods," Signal Processing, vol. 90, pp. 727-752, 2010.
- [3] K. S. Vijay, S. Vishal, "A steganography algorithm for hiding image in image by improved LSB substitution by minimize detection," Journal of Theoretical and Applied Information technology, vol. 36, no. 1, 2012.

- [4] X. Luo, F. Liu, S. Lian, C. Yang, S. Gritzalis, "On the typical statistic features for image blind steganalysis," IEEE Journal on Selected Areas in Communications, vol. 29, pp. 1404-1422, 2011.
- [5] J. Fridrich, J. Kodovsky, "Rich models for steganalysis of digital images," IEEE Transactions on Information Forensics and Security, vol. 7, pp. 868-882, 2012.
- [6] G. R. Xuan, Y. Q. Shi, J. J. Gao, D. K. Zou, C. Y. Yang, Z. P. Zhang, P. Q. Chai, C. H. Chen and W. Chen, "Steganalysis based on multiple features formed by statistical moments of wavelet characteristic functions," Proceedings of Information Hiding Workshop, Lecture Notes in Computer Science, vol. 3727, pp. 262-277, 2005.
- [7] 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.
- [8] T. Pevny, P. Bas and J. Fridrich, "Steganalysis by subtractive pixel adjacency matrix," IEEE transaction on Information Forensics and Security. vol. 5, pp. 215-224, 2010.
- [9] 박태희, 현승화, 김재호, 엄일규, "웨이블릿 부밴드의 조인트 모멘트를 이용한 스테그분석," 전자공학회논문지, vol. 48-SP, pp. 71-78, 2011.
- [10] Q. Liu, A. H. Sung, B. Ribeiro, M. Wei, Z. Chen, J. Xu, "Image complexity and feature mining for steganalysis of least significant bit matching steganography," Information Sciences, vol. 178, pp. 21 - 36, 2008.
- [11] Y. Wang, P. Moulin, "Optimized feature extraction for learning-based image steganalysis," IEEE Trans. On Image Processing, vol. 2, no. 1, pp. 31-45, 2007.
- [12] 박태희, 김재호, 엄일규, "스테고 잡음 확대를 위한 영상분해와 동시 발생확률에 기반한 스테그분석," 전자공학회논문지, vol. 49-SP, no.2, pp. 94-101, 2012.
- [13] 박태희, 엄일규, "곰셈잡음 첨가를 이용한 스테그 분석의 성능개선," 전자공학회논문지, vol. 49-CI, no. 4, pp .23-30, 2012.
- [14] CorelDraw Software, [www.CorelDraw.com](http://www.CorelDraw.com).
- [15] T. Zhang, X. Ping, "A new approach to reliable detection of LSB steganography in natural images," Signal Processing, vol. 83, no. 10, pp. 2085-2093, 2003.
- [16] I. J. Cox, J. Kilian, T. Leighton and T. Shamoon, "Secure spread spectrum watermarking for multimedia," IEEE Trans. On Image Processing, Vol. 6, pp. 1673-1687, 1997.
- [17] I. H. WITTEN, E. Frank, *Data Mining*, Elsevier ,2005.

저 자 소 개



박 태 희(정회원)  
1993년 부경대학교 정보통신공학과 학사 졸업.  
1996년 부경대학교 전자공학과 석사 졸업.  
2010년 부산대학교 전자공학과 박사 졸업.

현재 동명대학교 메카트로닉스공학과 조교수  
<주관심분야 : 영상처리, 영상압축, 스테그분석, 영상포렌식>



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, 웨이블릿 변환, 신호처리, 영상포렌식, 스테그분석>