

논문 2015-10-31

동시 발생 행렬의 특성함수 모멘트를 이용한 접합 영상 검출

(Spliced Image Detection Using Characteristic Function Moments of Co-occurrence Matrix)

박 태 희, 문 용 호, 엄 일 규*

(Tae-Hee Park, Yong-Ho Moon, Il-Kyu Eom)

Abstract : This paper presents an improved feature extraction method to achieve a good performance in the detection of splicing forged images. Strong edges caused by the image splicing destroy the statistical dependencies between parent and child subbands in the wavelet domain. We analyze the co-occurrence probability matrix of parent and child subbands in the wavelet domain, and calculate the statistical moments from two-dimensional characteristic function of the co-occurrence matrix. The extracted features are used as the input of SVM classifier. Experimental results show that the proposed method obtains a good performance with a small number of features compared to the existing methods.

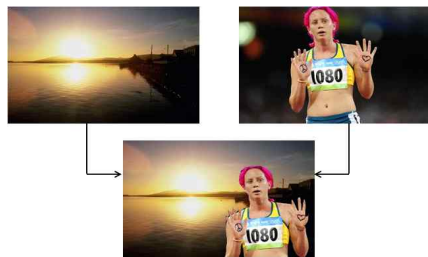
Keywords : Image splicing, Co-occurrence probability, Markov transition probability, Statistical moment, SVM classifier

1. 서 론

최근 디지털 카메라의 보급과 포토샵 등의 영상 편집 기술이 발달함에 따라 전문가가 아닌 일반인들도 디지털 영상의 내용을 쉽게 편집하고, 시각적으로 거의 감지할 수 없도록 위조가 가능하게 되었다. 이러한 영상 위조는 사용자의 요구에 따라 영상을 자유롭게 변형할 수는 있으나, 조작된 사진을 이용하여 허위 사실을 유포하거나 각종 범죄에 악용될 수도 있다[1-4]. 따라서 영상의 무결성 확인이 필요한 법원이나 의료 및 군사 분야에서 영상의 조



(a) 영상 내의 일부를 접합한 영상
(a) Image spliced with a part of the same image



(b) 다른 영상의 일부를 접합한 영상
(b) Image spliced with a part of the other image

그림 1. 영상 접합 위조의 예

Fig. 1 Examples of Image Splicing Forgery

*Corresponding Author (ikeom@pusan.ac.kr)

Received: 22 July 2015, Revised: 29 Aug. 2015,

Accepted: 15 Sep. 2015.

T.H. Park: TongMyong University

Y.H. Moon: Gyeongsang National University / ERI

I.K. Eom : Pusan National University

※ 본 논문은 2012년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(2012R1A1A2042034)

작 여부를 판별하는 것이 매우 중요한 문제로 대두되고 있다[5, 6].

특히 다양한 영상 위조 방법 가운데 영상 접합(Image splicing)은 그림 1과 같이 에지 스무딩(edge smoothing)과 같은 별도의 후처리 없이 같은 영상 내 또는 다른 영상의 일부 영역을 잘라서 붙이는 간단한 조작 방법이다. 그림 1에서 볼 수 있는 바와 같이 위조 영상은 간단한 조작에도 불구하고 인간의 시각으로는 쉽게 판별하기 어렵다. 그러나 이질적인 영상을 삽입함으로써 인접 화소 또는 변환 계수간의 연속성을 파괴하고, 통계적 의존성에 영향을 미치게 된다[7-10]. 따라서 이러한 특징을 이용하여 영상의 접합 여부를 검출하고자 하는 다양한 연구가 진행되고 있다.

영상 접합 검출에 관한 대표적인 연구로써 2007년 Shi 등[11]은 주어진 영상 및 추정된 오차 영상을 웨이블릿 변환하고, 웨이블릿 부대역의 특성함수로부터 통계적 모멘트를 추출하였다. 또한 가변 블록의 이산 코사인 변환 계수들로부터 인접한 네 방향(수평, 수직, 주대각, 부대각)으로의 차분 영상을 계산하고 이로부터 통계적 모멘트 및 마코프 전이 확률을 특징으로 사용함으로써 총 266차의 특징 벡터를 추출하였다. 2012년 He 등[12]은 이산 코사인 변환 및 웨이블릿 변환 영역에서 인터(inter) 및 인트라(intra) 블록 간의 마코프 전이 확률을 구하고 이를 특징으로 사용함으로써 총 7,290차의 특징 벡터를 추출하였다. 또한 차원을 줄이기 위해 SVM-RFE를 사용하였으며, 접합 유무를 판별하기 위해 100차의 특징 벡터를 사용하였다. 2013년 Su[13]는 이산 코사인 변환과 웨이블릿 변환 영역에서 이웃한 네 방향으로의 차분 영상을 구하고, 차분 계수에 대한 상태를 선택함으로써, 마코프 상태 전이 확률을 계산하였다. 이 연구는 다양한 함수 모델을 사용함으로써 64차의 특징 벡터를 추출하였다. 2015년 Zhao[14]는 영상을 2차원 비인과성 신호로 모델화하고, 이웃 노드간의 통계적 의존성을 검출하기 위해 비인과성(noncausal) 마코프 모델을 제시하였다. 제시된 모델 파라미터는 원 영상과 접합 영상을 구분하기 위한 특징 벡터로 사용하였으며, 웨이블릿 변환과 블록 코사인 변환 영역에도 동일 모델을 적용함으로써 성능을 개선하였다. 이 연구는 93.36%의 높은 검출 성능을 보이지만 14,240차의 많은 특징 벡터를 요구한다. 이와 같이 접합 영상 검출에 관한 최근의 연구들은 화소 또는 변환 영역의 계수들 간의 상관성을 검출하기 위해 마코프 전이 확률을 특징으로 사용한다[15]. 그러나 특

징 벡터의 차원을 줄이기 위해 일정 구간 내의 전이 값만을 사용함으로써 통계적 특성의 많은 부분이 손실되는 문제점을 가진다. 따라서 본 논문에서는 적은 수의 특징을 가지면서도 영상 접합 조작에 대한 높은 검출 성능을 가질 수 있는 개선된 특징 추출 방법을 제안하고자 한다.

먼저 영상 접합에 의해 부모와 자식 부대역의 의존성이 파괴된다는 점에 착안하여 영상을 웨이블릿 변환하고, 부모와 자식 부대역 간의 동시 발생 확률의 특성 함수로부터 3차 모멘트를 추출한다. 이때 사용한 동시 발생 확률은 기존의 방법과는 달리 임계치를 사용하지 않으므로 통계적 특성의 손실이 없고, 행렬 요소가 아닌 모멘트를 특징으로 사용하기 때문에 적은 수의 특징 벡터를 사용할 수 있다. 따라서 본 논문의 방법은 비교적 적은 수의 특징 벡터를 사용하여 우수한 영상 접합 검출 결과를 얻을 수 있다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 접합 영상 검출에 많이 사용되는 기존의 마코프 전이 확률 방법과 문제점을 제시하고, III장에서는 동시 발생 행렬을 이용한 제안된 영상 접합 검출 방법을 기술한다. IV장에서는 실험 결과를 나타내고, 마지막 V장에서는 결론을 제시한다.

II. 영상 접합 검출을 위한 마코프 전이 확률 추출 및 문제점

영상 접합은 이질적인 영상 조각을 원 영상에 붙이는 조작으로, 에지 또는 어떤 영역에 급격한 변화를 야기한다. 이 때 차분 영상(difference image)은 영상 내의 급격한 변화를 검출하기 위한 전처리 과정으로 주로 사용된다. 예를 들어, 어떤 영상 $I(i, j)$ 에서 수직 방향의 에지를 검출하기 위한 수평 차분 영상 D_h 는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$D_h(i, j) = I(i, j) - I(i, j+1) \quad (1)$$

여기서 (i, j) 는 영상의 좌표를 의미한다. 수직 또는 대각 성분의 차분 영상 $D_v(i, j)$ 및 $D_d(i, j)$ 도 동일한 방법으로 계산할 수 있다.

일반적으로 영상 접합은 원 영상에 이질적인 요소가 첨가되므로 불연속성을 유발하게 되고, 이러한 불연속적인 부분이 차분 영상의 마코프 전이 행렬에 변화를 야기하게 된다. 따라서 차분 영상을 유한한 상태의 마코프 체인으로 모델화 하고, 인접 화소간의 의존성을 검출함으로써 접합 조작의 유무를

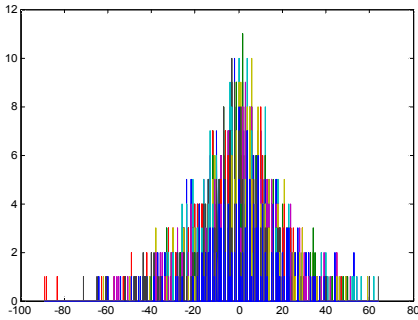


그림 2. 차분 영상의 히스토그램
Fig. 2 Histogram of difference image

검출할 수 있다. 그러나 그림 2에서 볼 수 있는 바와 같이 차분 영상은 대부분 0 근처에 집중되어 있으나 상당 부분이 넓은 영역에 분포되어 있음을 알 수 있다[15]. 이러한 영역은 마코프 상태의 수를 증가시키므로 영상 접합 검출을 위한 특징의 수를 급격히 증가시키게 된다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 차분 영상의 화소값이 특정 임계치보다 크거나 작으면 임계치로 제한하는 방법[13-15]을 일반적으로 사용하고 있다. 즉, 임계치 이하로 제한된 수평 방향 차분 영상을 $C_h(i, j)$ 라고 하면, 주어진 임계치 T 에 대하여 다음과 같은 연산을 수행한다.

$$C_h(i, j) = \begin{cases} D_h(i, j), & \text{if } -T < D_h(i, j) < T \\ T, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

이 때, 임계치로 제한된 차분 영상의 계수 $C_h(i, j)$ 를 마코프 상태로 모델링하고, 수평 방향의 1차 마코프 천이 확률 $M_h(s, t)$ 을 구하면 다음과 같다.

$$M_h(s, t) = \frac{\Pr\{C_h(i, j+1) = s | C_h(i, j) = t\}}{\sum_{j=1}^{N-1} \sum_{i=1}^M \delta(C_h(i, j) = s, C_h(i, j+1) = t)} = \frac{\sum_{j=1}^{N-1} \sum_{i=1}^M \delta(C_h(i, j) = s)}{\sum_{j=1}^{N-1} \sum_{i=1}^M \delta(C_h(i, j) = s)} \quad (3)$$

여기서 s 및 t 는 마코프 상태를 나타내며, $\delta(s, t)$ 는 s 와 t 가 같으면 1, 그렇지 않으면 0의 값을 가지는 델타 함수이며, M 과 N 은 각각 차분 영상의 행 및 열 크기를 의미한다.

임계치가 T 일 때 총 $(2T+1)$ 개의 마코프 천이 확률값이 추출되며, 이 확률값들이 영상 접합 검출을 위한 특징으로 사용된다. 그러나 마코프 천이 확률을 이용한 특징 추출 방법은 임계치의 적용으로

표 1. 임계치에 따른 공간 영역 차분 영상의 계수 분포(단위 : %)

Table 1. Coefficient distribution of the difference image according to the threshold value in the spatial domain(unit : %)

구분 Threshold	within T	out of T
$T=3$	67.35	32.65
$T=4$	71.99	28.01

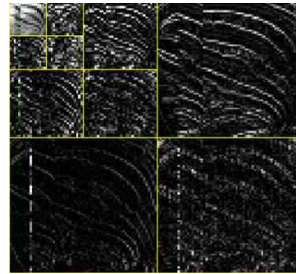


그림 3. 접합 영상의 3-레벨 웨이블릿 변환
Fig. 3 3-level wavelet transform of splicing image

상당한 수의 계수 정보가 손실되는 단점을 가지고 있다. 표 1은 임의의 영상에 대해 차분 영상의 계수가 특정 임계치 내에 분포한 비율과 임계치 외에 분포한 비율을 나타낸 것이다.

표 1로부터 $T=3$ 및 $T=4$ 일 때, 각각 32.65%와 28.01%의 차분값이 임계치 밖으로 벗어난 것을 알 수 있다. 이러한 추세는 이산 코사인 변환 및 웨이블릿 변환 영역에서도 동일하게 나타난다. 임계치 범위를 벗어난 차분값은 영상 접합 검출을 위한 마코프 천이 확률의 계산에서 제외되며, 이는 계수들의 통계적 특성을 충분히 반영할 수 없는 요인이 되어 접합 검출의 성능을 저하시키게 된다. 따라서 본 논문에서는 임계치의 제한 없이 통계적 의존성을 충분히 표현할 수 있는 모멘트 기반의 영상 접합 검출 방법을 제안하고자 한다.

III. 제안 방법

웨이블릿 변환은 시간 및 주파수 영역에서 영상 내의 국부적 변화를 정확하게 묘사할 수 있으므로 급격한 에지의 변화를 야기하는 접합 영상을 검출하는데 매우 유용하다. 특히 그림 3과 같이 웨이블

	original image	spliced image
spatial domain		
low frequency		
vertical direction		
horizontal direction		
diagonal direction		

그림 4. 조인트 특성 함수의 비교(왼쪽 : 원본 영상, 오른쪽 : 접합 영상)

Fig. 4 Comparison of joint characteristic function (Left : authentic image, Right : spliced Image)

릿 변환의 스케일 레벨이 커짐에 따라 자연 영상에서 성분은 점차 약해지나, 접합에 의해 야기되는 인위적인 에지는 상대적으로 강하게 남게 된다. 따라서 접합 조작에 의한 강한 에지 성분은 부모와 자식 부대역의 통계적 의존성에 손상을 야기하게 된다.

그림 4는 원본 영상 및 접합 위조된 영상에 대해 2-레벨 웨이블릿 변환을 수행한 후, 4개의 부모와 자식 부대역의 조인트 특성 함수를 나타낸 것으로써, 접합 영상의 조인트 특성 함수는 원 영상과 많은 차이를 보임을 알 수 있다. 특히 대각 방향 부대역에서 의존성이 더 많이 손상되었으며, 이는 레벨이 커짐에 따라 강한 고주파의 에지 성분이 영향을 주었기 때문이라 볼 수 있다. 따라서 본 논문에서는 웨이블릿 계수의 부모-자식 관계에 대한 동시 발생 행렬을 이용한 영상 접합 검출 방법을 제안하고자 한다. 먼저 영상 $I(i, j)$ 를 다음과 같이 k -레벨로 웨이블릿 변환을 수행한다. 즉,

$$I(i, j) \rightarrow \{W_D^k(i, j) | D = LL, LH, HL, HH, k = 1, 2, \dots\}, \quad (4)$$

여기서 $W_D^k(i, j)$ 는 D 부대역(LL: 저주파 부대역,

LH: 수평 부대역, HL: 수직 부대역, HH: 대각 부대역)을 가지는 k 레벨의 웨이블릿 변환 계수이다. 본 논문에서 사용한 모 웨이블릿(mother wavelet)은 시간 및 주파수 영역에서의 특성이 우수한 것으로 알려진 Daubechie's 웨이블릿 변환이다.

이 때 웨이블릿 영역의 부모와 자식 부대역의 동시 발생 확률 $Q_D^k(s, t)$ 을 다음과 같이 구한다.

$$Q_D^k(s, t) = \Pr\{W_D^k(i, j) = s, W_D^{k+1}(i, j) = t\} \\ = \frac{\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^M \delta(W_D^k(i, j) = s, W_D^{k+1}(i, j) = t)}{M \times N} \quad (5)$$

앞에서 설명한 바와 같이 각 부대역의 웨이블릿 계수는 넓은 범위에 걸쳐 분포하므로 마코프 친이 확률과 마찬가지로 동시 발생 확률은 많은 상태를 요구한다. 그러나 상태 수를 줄이기 위해 임계치를 적용하게 되면 웨이블릿 부대역의 상당한 특성이 손실됨을 알 수 있었다.

따라서 본 논문에서는 부모-자식 부대역의 의존적 특성을 손실하지 않기 위해 기존의 방법과는 달리 동시 발생 확률에 임계치를 적용하지 않으며, 특징 벡터의 수를 줄이기 위해 동시 발생 확률로부터 특성 함수를 구한 후, 이로부터 고차 통계 모멘트를 특징으로 추출하는 방법을 제안한다. 이때 2차원 특성 함수의 (p, q) -차 통계적 모멘트는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$m_{p, q} = \frac{\sum_{a=1}^M \sum_{b=1}^N a^p b^q |H(a, b)|}{\sum_{a=1}^M \sum_{b=1}^N |H(a, b)|}, \quad (6)$$

여기서 $|H(a, b)|$ 는 특성 함수의 크기이고, 특성 함수는 2차원 동시 발생 확률을 푸리에 변환한 것이다. 또한 M 과 N 은 동시 발생 확률의 크기이므로, 임계치에 의한 제한이 없으므로 부모 및 자식 부대역 계수의 최대값에 따라 달라진다.

본 논문에서는 주어진 영상을 5-레벨 UWT(Undecimated 웨이블릿 변환)하여 16개의 부모 및 자식 부대역을 생성한다. 그리고 p 와 q 의 값을 동일하게 두어 16개의 부모-자식 부대역으로부터 1차, 2차, 3차 모멘트를 추출함으로써 총 144개의 특징 벡터를 추출하고, 이를 영상 접합 검출에 이용하였다.



그림 5. Columbia Dataset의 몇 가지 예
Fig. 5 Some examples of Columbia Dataset

IV. 실험결과

본 논문에서는 제안 방법의 성능을 평가하기 위해 그림 5와 같이 디지털 비디오 멀티미디어(DVMM)에 의해 제공된 Digital Columbia Image Splicing Detection Evaluation Dataset[16]을 사용하였다. 데이터 셋은 BMP 포맷의 크기 128×128의 흑백 영상으로써 1845개(933개의 원 영상과 732개의 접합 조작된 영상, 그리고 180개의 복사-이동 조작 영상)로 구성되어 있다.

제안된 접합 조작 검출 방법의 성능을 비교하기 위해 본 논문에서는 최근에 발표된 He[12]와 Su[13] 그리고 Zhao[14] 방법과 비교하여 성능을 평가하였다.

또한 기존의 방법들과 동일한 테스트 환경을 위해, 추출된 특징 벡터들은 RBF 커널의 SVM 분류기를 사용하여 학습 및 테스트 하였다. 이때 6-겹 교차 검증을 통해 5/6은 학습을 위해, 나머지 1/6은 테스트를 위해 사용함으로써 검출의 성능을 평가하였다.

성능 평가를 위한 척도로는 TP(True Positive)와 TN(True Negative) 그리고 T(True)를 사용하였다. TP와 TN은 각각 원 영상 및 접합 영상의 정확한 검출율을 의미하고, T는 접합 검출의 전체적인 정확도로써 원 영상과 접합 영상 모두를 정확하게 검출한 확률을 나타낸다.

표 2는 기존의 접합 검출 방법과 제안 방법의 검출율 및 검출을 위해 사용한 특징 벡터의 수를 비교한 것이다. 표 2의 결과로부터 제안 방법은 기존의 방법들에 비해 검출율이 개선되었음을 알 수 있다. 특히 14,240차의 특징 벡터를 요구하는 Zhao의 방법에 비해 제안 방법은 144차의 저차원 특징에도 불구하고 약 0.7% 정도 향상되었으며, Su의 방법에 비해 6.5% 정도 검출율이 높음을 확인할 수 있다. 그러

표 2. 기존 방법 및 제안 방법의 검출율 (단위: %)
Table 2. The detection rates of the conventional methods and the proposed method (unit: %)

	# of feature	TP	TN	T
He[12]	100	93.28	93.83	93.55
Su[13]	64	87.50	87.60	87.60
Zhao[14]	14,240	92.99	93.75	93.36
proposed	144	93.60	94.70	94.10

표 3. 차원 축소에 따른 제안 방법의 성능 비교
Table 3. Performance comparison of the proposed method according to the dimension reduction

detection rate / # of feature	TP	TN	T
144	93.6	94.7	94.1
120	93.9	95.5	94.7
110	94.2	95.3	94.7
100	94.6	95.5	95.1

나 제안 방법은 He의 방법에 비해 차원 수는 높은 반면 검출율은 0.55% 정도만 개선되었다.

따라서 본 논문에서는 객관적인 평가를 위하여 제안 방법에 의한 특징 벡터의 차원을 축소하고, 각각의 성능을 비교 평가하였다. 이때 차원 축소 방법으로는 주성분 분석(Principal Component Analysis)을 사용하였다[17].

표 3은 차원 축소에 따른 제안 방법의 성능을 비교한 것이다. 표 3으로부터 특징의 수를 100으로 축소한 경우, 축소하지 않은 경우에 비해 검출율이 1% 개선되었으며, 같은 차원을 가지는 He의 방법과 비교하여 검출율이 1.55% 높아짐을 알 수 있다. 이는 차원 축소를 통해 잡음 특성을 갖는 원치 않는 특징들을 제거하고 고차원의 특징을 잘 대표할 수 있는 저차원 특징들만 추출하였기 때문으로 볼 수 있다.

제안 기법의 성능을 평가하기 위한 또 다른 척도로서 본 논문에서는 다음과 같은 오류 확률(Error probability), p_e 을 사용하였다.

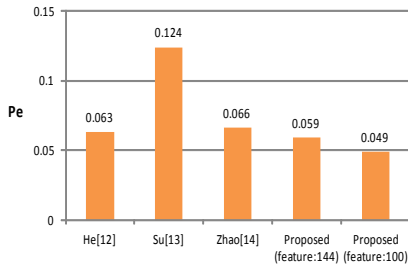


그림 6. 기존 방법 및 제안 방법의 오류 확률
Fig. 6 The error probabilities of the conventional methods and the proposed method

$$p_e = 1 - \frac{1}{2}(p_{FP} + p_{FN}), \quad (7)$$

여기서 p_e 는 오류 확률, p_{FP} 와 p_{FN} 은 각각 원 영상 및 접합 조작 영상을 잘못 검출한 확률을 의미한다.

그림 6은 제안 방법과 기존 방법들의 오류 확률을 그래프로 도시한 것이다. 그림 6으로부터 제안 방법의 오류 확률이 가장 낮으며, 특히, 특징의 수가 100개 일 때 0.05 이하로 현저히 저하됨을 알 수 있다. 이는 제안 방법의 우수한 성능에 대한 객관적인 지표가 될 수 있다.

V. 결 론

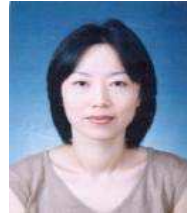
본 논문에서는 접합 조작된 영상을 검출하기 위하여 웨이블릿 영역에서 부모-자식 부대역 간의 동시 발생 행렬의 고차 모멘트를 이용하는 방법을 제안하였다. 제안 방법은 기존의 마코프 체인 확률을 사용하는 방법과는 달리 임계치를 적용하지 않으므로 웨이블릿 부대역의 통계적 특성을 유지하면서 특징 벡터의 차원을 줄일 수 있었다. 실험 결과 제안 방법은 기존의 방법들에 비해 저차원의 특징으로도 높은 검출율을 가짐을 확인할 수 있었다. 특히 차원 축소를 통해 제안 방법의 성능을 95.1%까지 향상시킬 수 있음을 확인하였다. 향후 다양한 접합 조작 영상들과 컬러 영상에 대해 검출율을 높일 수 있는 방법에 대한 연구가 필요하다고 사료된다.

References

- [1] B. Mahdian, S. Saic, "A bibliography on blind methods for identifying image forgery," *Signal Processing: Image Communication*, Vol. 25, No. 6, pp. 389-399, 2010.
- [2] J. Redi, W. Taktak, J.L. Dugelay, "Digital image forensics: a booklet for beginners," *Multimedia Tools and Applications*, Vol. 51, No. 1, pp. 133-162, 2011.
- [3] W. Wei, L. Sun, D. Tang, Y. Zhao, H. Li, "A survey of passive image forensics," *Network Computing and Information Security Communications in Computer and Information Science*, Vol. 345, pp. 45-55, 2012.
- [4] P.S. Burvin, P.G. Scholar, J.M. Esther, "Analysis of digital image splicing detection," *IOSR Journal of Computer Engineering*, Vol. 16, No. 2, pp. 10-13, 2014.
- [5] A. Rocha, W. Scheirer, T.E. Boult, S. Goldenstein, "Vision of the unseen: Current trends and challenges in digital image and video forensics," *ACM Comput. Surveys*, Vol. 43, No. 4, pp. 1-42, 2011.
- [6] A. Kaur, R. Sharma, "Copy-Mover Forgery Detection using DCT and SIFT," *International Journal of Computer Applications*, Vol. 70, No. 7, pp. 30-34, 2013.
- [7] Z. Zhang, Y. Zhou, J. Kang, Y. Ren, "Study of image splicing detection, in *Advanced Intelligent Computing Theories and Applications, With Aspects of Theoretical and Methodological Issues*. Springer. pp.1103-1110, 2008.
- [8] J. Dong, W. Wang, T. Tan, Y.Q. Shi, "Run-length and edge statistics based approach for image splicing detection, *Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 5450, Springer-Verlag, pp. 76-87, 2009.
- [9] Q. Zheng, W. Sun, W. Lu, "Digital spliced image forensics based on edge blur measurement," *Proceedings of IEEE International Conference on Information Theory and Information Security*, Beijing, China, pp. 399-402, 2010.

- [10] Z. He, "Digital image splicing detection based on approximate run length," Pattern Recognition Letters, Vol. 32, No. 12, pp. 1591-1597, 2011.
- [11] Y.Q. Shi, C. Chen, W. Chen, "A natural image model approach to splicing detection," Proceedings of ACM Workshop on Multimedia and Security, pp. 51-62, 2007.
- [12] Z. He, W. Lu, W. Sun, J. Huang, "Digital image splicing detection based on Markov features in DCT and DWT domain," Pattern Recogn, Vol. 45, No. 12, pp. 4292-4299, 2012.
- [13] B. Su, Q. Yuan, S. Wang, C. Zhao, S. Li, "Enhanced state selection Markov model for image splicing detection," EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, Vol. 2014, pp. 1-10, 2014.
- [14] X. Zhao, S. Wang, S. Li, J. Li, "Passive Image Splicing Detection by a 2D Noncausal Markov Model," IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, Vol. 25, No. 2, pp. 185-199, 2015.
- [15] T. Pevny, P. Bas, J. Fridrich, "Steganalysis by subtractive pixel adjacency matrix," IEEE Transactions on Information Forensics and Security, Vol. 5, No. 2, pp. 215-224, 2010.
- [16] T.T. Ng, J. Hsu, S.F. Chang. Columbia Image Splicing Detection Evaluation Dataset. Available:<http://www.ee.columbia.edu/ln/dvmm/downloads/AuthSplicedDataSet/dlform.html>
- [17] N. Kambhatla, T.K. Leen, "Dimension reduction by local principal component analysis," Neural Computation, Vol. 9, No. 7, pp. 1493-1516, 1997.

Tae-Hee Park (박 태 희)



She received the B.S. and M.S. degrees in Electronics Engineering from Pukyong National University, Korea, in 1993 and 1996, respectively. She received the Ph.D degree in Electronics Engineering from Pusan National University, Korea, in 2011. Now she is an assistance professor in the Department of Electronics Engineering, Tongmyung University, Korea. She's areas of interest are image forensic and image processing, and steganalysis.

Email: thpark77@tu.ac.kr

Yong-Ho Moon (문 용 호)



He received the B.S., M.S., and Ph.D degrees in Electronics Engineering from Pusan National University, Korea, in 1992, 1994, and 1998, respectively. He has been on the faculty of Gyeongsang National University since 2007, and is now a professor in the Department of Informatics. His research areas of interest are image processing, SoC, Embedded system and digital forensic.

Email: yhmoon5@gnu.ac.kr

Il-Kyu Eom (엄 일 규)

He received the B.S., M.S., and Ph.D degrees in Electronics Engineering from Pusan National University, Korea, in 1990, 1992, and 1998, respectively. He has been on the faculty of Pusan National University since 1997, and is now a professor in the Department of Electronics Engineering. His research areas of interest are image forensic and image processing, and machine learning.

Email: ikeom@pusan.ac.kr