

논문 2017-54-5-6

## 디지털 영상의 허프 변환에 의한 미디언 필터링 포렌식 분류

(Forensic Classification of Median Filtering by  
Hough Transform of Digital Image)

이 강 현\*

(Kang Hyeon RHEE<sup>©</sup>)

## 요 약

본 논문에서는 디지털 영상의 배포에서, 위·변조에 사용되는 미디언 필터링 (Median Filtering : MF)을 분류하는 포렌식 검출 알고리즘을 제안한다. 이러한 문제를 해결하기 위한 특징벡터는 영상의 에지 검출량 정보 32, 64, 128에 대한 허프변환 (Hough Transform)에 의하여, 각 허프라인 (Hough Line)의 양끝 좌표값과 Angle-Distance 좌표상의 허프픽크치 (Hough Peaks)를 조합하여 42-Dim.으로 구성하였다. 변조된 영상들 중에서 미디언 필터링을 분류하는 검출기는 SVM (Support Vector Machine)에서 특징벡터를 학습하여 구현되었다.

제안된 미디언 필터링 검출 알고리즘은 특징벡터의 길이가 10-Dim.의 MFR (Median Filtering Residual) 스킴 및 686-Dim.의 SPAM (Subtractive Pixel Adjacency Matrix) 스킴과 비교하여 원영상, 평균필터링 (3×3), JPEG (QF=90, 70) 압축, 가우시안 필터링 (3×3, 5×5) 영상 모두에서 미디언 필터링의 포렌식 분류율이 99% 이상의 성능을 확인하였다.

## Abstract

In the distribution of digital image, the median filtering is used for a forgery. This paper proposed the algorithm of a image forensics detection for the classification of median filtering. For the solution of this grave problem, the feature vector is composed of 42-Dim. The detected quantity 32, 64 and 128 of forgery image edges, respectively, which are processed by the Hough transform, then it extracted from the start-end point coordinates of the Hough Lines. Also, the Hough Peaks of the Angle-Distance plane are extracted. Subsequently, both of the feature vectors are composed of the proposed scheme. The defined 42-Dim. feature vector is trained in SVM (Support Vector Machine) classifier for the MF classification of the forged images.

The experimental results of the proposed MF detection algorithm is compared between the 10-Dim. MFR and the 686-Dim. SPAM. It confirmed that the MF forensic classification ratio of the evaluated performance is 99% above with the whole test image types: the unaltered, the average filtering (3×3), the JPEG (QF=90 and 70) compression, the Gaussian filtered (3×3 and 5×5) images, respectively.

**Keywords :** Forgery image, Median Filtering (MF), Median Filtering Detection, Hough Transform

## I. 서 론

디지털 콘텐츠의 배포 및 유통은 SNS (Social Network Service)의 사용으로 급속도로 증가하고 있는 가운데,

\* 평생회원, 조선대학교 전자정보공과대학 전자공학과 (Chosun University, College of Electronics and Information Eng., Dept. of Electronics Eng.)

© Corresponding Author (E-mail : khrhee@chosun.ac.kr)

※ 본 논문은 조선대학교 2016 2차 (322386) 교비지원으로 수행되었습니다.

Received ; March 9, 2017

Revised ; March 21, 2017

Accepted ; April 7, 2017

콘텐츠 위·변조자 (Forger)는 제작자 및 저작권자의 정보를 제거하고 불법배포를 시도하는 방법으로 필터링, 영상압축, 회전, 모자이크 편집, 스케일링 등을 사용한다. 이 중에서 미디언 필터링 (Median Filtering : MF)은 원 영상의 에지정보가 보존되면서 잡음제거를 할 수 있기 때문에, 영상의 위·변조에 많이 사용된다<sup>1~2)</sup>.

MF 포렌식 (Forensic)의 SoA (State of the Art) 연구에서 사용된 MF 검출의 대표적 스킴 (Scheme)으로 Xiangui Kang, Matthew C. Stamm, Anjie Peng과 K. J. Ray Liu<sup>3)</sup>는 MF 포렌식 연구에서, MFR (Median

Filter Residual)의 통계적 특성을 얻기 위하여 AR (Autoregressive) 모델에 적용하였다. 원 영상과 MF 영상의 분류를 위한 SVM 학습에 AR 계수 10개를 MFR 특징벡터 (10-Dim.)으로 정의하여 사용하였으며, 이는 현존의 MF 검출 분야의 SoA 중에서 가장 적은 특징벡터를 사용한다. 이 방법은 MF 검출의 성능은 다소 저하하지만, 컴퓨팅의 시간, 비용이 적다는 이점이 있다. Tomás Pevný, Patrick Bas과 Jessica Fridrich<sup>[4]</sup>는 이 분야에서 가장 큰 686-Dim. 특징벡터의 SPAM(Subtractive Pixel Adjacency Matrix)을 제안하였는데 큰 특징벡터 때문에 분류의 신뢰 오차가 낮지만 컴퓨팅의 시간과 비용이 크다는 단점이 있다.

본 논문의 영상 포렌식 검출을 위한 MF 분류 알고리즘 제안은 영상의 에지정보의 검출량을 허프 변환(Hough Transform)하여 허프라인(Hough Line)과 에지정보의 거리, 각도의 파라미터 빈도수가 높은 허프픽치(Hough Peak)를 MF 포렌식 영상의 특징벡터로 정의한다. 이 특징벡터는 MF 분류를 위하여, SVM에서 학습되어 영상 포렌식 검출기 구현에 이용한다.

원 영상과 질의영상의 MF 분류에 의한 TP(True Positive)와 FP(False Positive)를 산출하여, 변조된 영상의 MF 포렌식을 분류한다. 그리고 제안된 알고리즘의 성능평가를 위하여 TP와 FN에 따른 영상의 MF 판정의 분류율과 PFP=0.01에서의 PTP 값과 최소평균 판정에러(Minimal Average Decision Error)를 산출하여 성능평가를 한다.

본 논문의 구성은 2장에서 영상 포렌식의 MF 검출 분야의 SoA 중에서 MFR과 SPAM, 그리고 제안 알고리즘의 특징벡터를 추출하는데 이용되는 허프 변환을 간략하게 소개하고, 3장에서는 MF으로 변조된 영상의

포렌식 판정을 위한 제안된 알고리즘을 기술한다. 그리고 4장에서 실험을 통한 변조된 영상의 MF의 분류 결과의 검토와 제안된 알고리즘의 성능평가를 하고 마지막으로 5장에서 결론을 맺는다.

## II. 이론적 배경

### 1. Hough Transform

영상에서 직선을 찾기 위한 방법으로 허프 변환(Hough Transform)<sup>[5]</sup>을 사용한다. 허프 변환은 빠른 실시간 처리로 영상의 직선성분을 추출할 수 있는 알고리즘이다.

그림 1<sup>[6]</sup> (a)는 원영상이고 (b)는 에지성분이고 (c)는 에지 라인 E(red line)의 허프 변환으로 E에 속한 각 점 p의 거리 r과 각도  $\theta$ 이다. Red line E에 수직한 black line은 식 (1)과 같이 두 파라미터 각도  $\theta$ 와 거리 r에 의해 표현 된다.

$$r = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (1)$$

E에 속한 픽셀 좌표  $p(x, y)$ 는 허프 변환에 의해 Angle-Distance 평면의  $\theta, r$  좌표에서 sine 곡선의 형태로 표현된다.

### 2. MFR

Xiangui Kang 등에 의해 제안된 MFR<sup>[3]</sup>은 원 영상과 원영상의 MF된 영상의 차신호를 자기회귀(Autoregressive : AR) 모델로 AR 계수를 산출하고, 이를 MFR의 특징벡터로 사용한다.

식 (2)는 원영상 y와 원영상의 MF 영상 z의 차신호 d를 구한다.

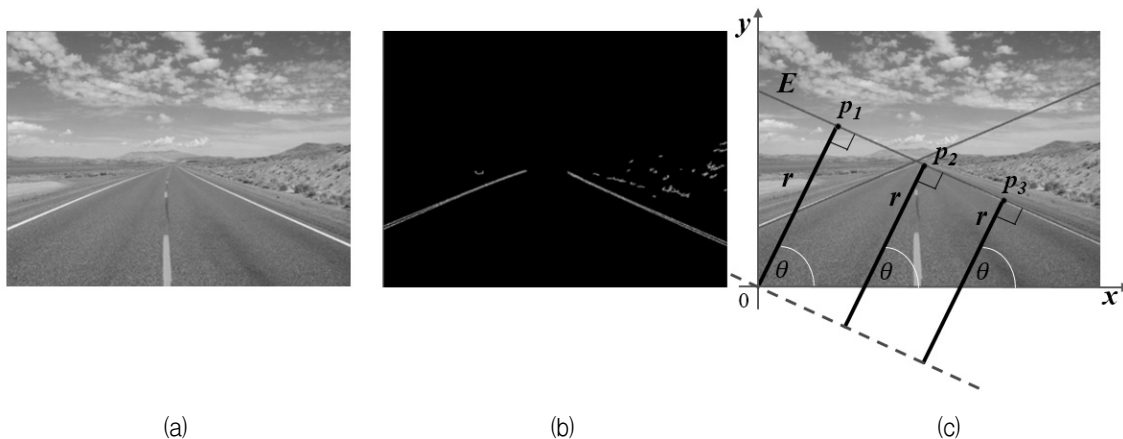


그림 1. 허프변환의 영상 에지라인  
Fig. 1. Image edge lines by Hough transform.

$$\begin{aligned} d(i, j) &= med_w(y(i, j)) - y(i, j) \\ &= z(i, j) - y(i, j) \end{aligned} \quad (2)$$

여기서  $(i, j)$ 는 영상의 픽셀좌표,  $w$ 는 MF의 윈도우 크기이다.

차영상  $d$ 는 수평 ( $r$ )의 평균과 수직 ( $c$ )의 평균값이 AR 계수  $a_k^{(r)}$ 과  $a_k^{(c)}$ 로 나타나는데

$$a_k^{(r)} = AR(mean(d^{(r)})) \quad (3)$$

$$a_k^{(c)} = AR(mean(d^{(c)})) \quad (4)$$

$$a_k = (a_k^{(r)} + a_k^{(c)})/2 \quad (5)$$

여기서  $k$ 는 AR 차수값으로  $1 \leq k \leq p$ 이며  $p$ 는 최대 차수이다.

그리고  $d$ 는 (6), (7)로 재구성된다.

$$d(i, j) = - \sum_{q=1}^p a_k^{(r)} d(i, j - q) + \epsilon^{(r)}(i, j), \quad (6)$$

$$d(i, j) = - \sum_{q=1}^p a_k^{(c)} d(i - q, j) + \epsilon^{(c)}(i, j) \quad (7)$$

여기서  $\epsilon^{(r)}(i, j)$ 과  $\epsilon^{(c)}(i, j)$ 은 수평, 수직의 예측오차,  $q$ 는  $(i, j)$  주변픽셀 범위로  $q < 3$ 이다.

### 3. SPAM

영상의 미디언 필터 연산을 검출하기 위해 Steganalysis에서 개발된 SPAM<sup>[4]</sup>은 영상의 픽셀값의 차분포(Difference Distributions)를  $n$ 차 Markov chain으로 다룬다. SPAM 검출기는 Markov chain 전이확률(Transition Probabilities)을 특징벡터로 SVM에서 학습된다<sup>[7]</sup>. 전이확률은 8 방향  $\{\leftarrow, \rightarrow, \downarrow, \uparrow, \swarrow, \searrow, \nearrow, \nwarrow\}$ 으로 계산되며, 전이행렬은 4개의 수평( $h$ ), 수직( $v$ )행렬의 평균과 4개의 대각( $d$ )행렬 평균으로 특징벡터로 결합된다. 식 (8)은 SPAM의 특징벡터  $F$ 의 산출식으로  $h, v, d$ 는 수평, 수직, 대각선으로의 성분 방향을 나타낸다.

$$F = (F^{(h/v)}, F^{(d)}) \quad (8)$$

### III. 제안된 MF 분류의 특징벡터 추출과 알고리즘

본 논문에서 제안하는 MF 분류 알고리즘 구현과 특징벡터를 추출하는 동작 흐름도는 그림 2와 같고, 특징벡터 추출과 MF 분류기의 구현 정리는 다음과 같다.

[Step 1] 원영상의 Canny 에지 정보를 검출한다.

[Step 2] Canny 에지정보 검출량 32, 64, 128을 구하고,

각 검출량 32, 64, 128에 대한 허프변환을 한다.

[Step 3] 검출량 32, 64, 128의 허프라인 시작-끝점 좌표 (Start-end point coordinates:  $x_s, y_s, x_e, y_e$ )의 값이 특징벡터 12-Dim으로 정의한다.

[Step 4] 검출량 32, 64, 128의 Angle-Distance 평면에서 빈도수가 높은 각각의 좌표 5개를 추출하여 30-Dim.의 특징벡터로 정의한다.

[Step 5] Step 2와 3의 총 42-Dim.의 특징벡터가 구성된다.

[Step 6] SVM에서 특징벡터를 학습한다.

[Step 7] MF 포렌식 판정을 위한 SVM 분류기가 구현된다.

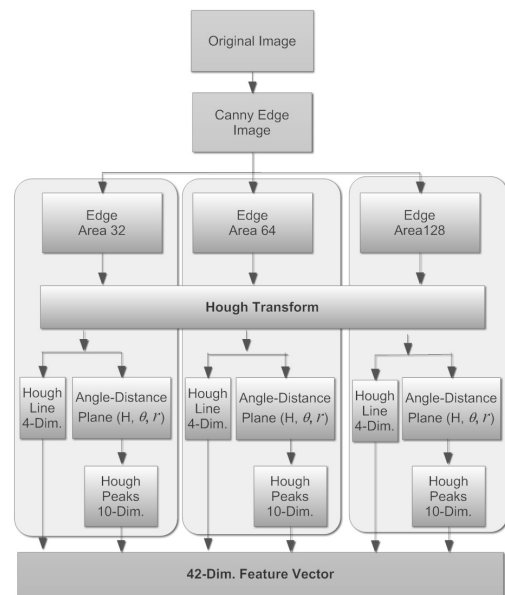


그림 2. 제안된 미디언필터링 분류 흐름도  
Fig. 2. Flow chart of the proposed MF classification scheme.

## IV. 실험 및 성능평가

제안된 MF 변조의 영상 포렌식 판정과 알고리즘의 성능평가를 위하여, UCID<sup>[8]</sup>의 1,388개 영상에 적용하여 실험하였다. 제안된 알고리즘의 성능측정을 위하여, 우선 원 영상 DB의 전체에 대하여, MF의 윈도우 사이즈  $w$ 는  $3 \times 3$ 과  $5 \times 5$ 의 실험영상 MF3, MF5를 각각 만들고, MF3과 MF5를 조합한 MF35 영상을 준비하였다. 영상 포렌식 실험의 확장을 위하여 ORI (Unaltered), AVE3 필터링 ( $3 \times 3$ ), JPEG (QF=90, 70) 압축, 그리고 Gaussian 필터링 ( $3 \times 3$ )의 테스트 영상 그룹 A를 준비하였다. 본 논문의 MF 분류의 실험결과와 MFR<sup>[3]</sup>과 SPAM<sup>[4]</sup> 스킴과 성능 비교를 하였다.

UCID 1,388개 영상에서 임의의 70%는 SVM 분류기

학습에 사용하며, 나머지 30%는 분류의 성능을 측정하는 테스트에 사용한다. 본 실험의 MF 검출 학습은 [3-4]의 동일한 조건에서 진행된다. 본 논문의 추출된 특징벡터는 Gaussian kernel의 C-SVM 분류기[9]에서 5-fold cross validation 분할로 학습되며, grid-search의 Hyperparameter  $C$ 와  $\gamma$ 는 다음과 같다.

$$k(x, y) = \exp(-\gamma \|x - y\|_2^2), \gamma > 0. \quad (9)$$

본 논문에서 사용된 8가지의 각 영상 타입의 특징벡터 분포도는 그림 3과 같다.

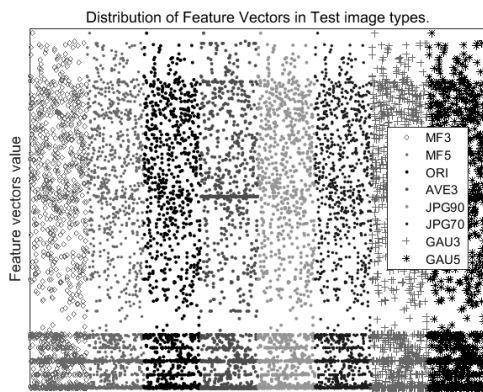


그림 3. 테스트 영상타입의 특징벡터 분포도  
Fig. 3. Feature vector distribution of test image types.

그림 4는 MF 분류를 위하여 테스트 영상으로부터 추출한 허프라인을 에지검출량 (a) 32, (b) 64, (c) 128 각각에 대하여 보여준다. (b~d)의 영상에 나타난 허프라인의 양 끝점 좌표  $(x_s, y_s, x_e, y_e)$ 가 추출된 특징벡터이다.

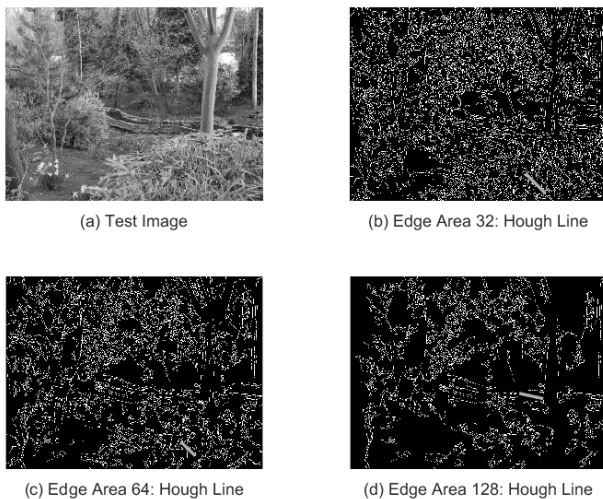
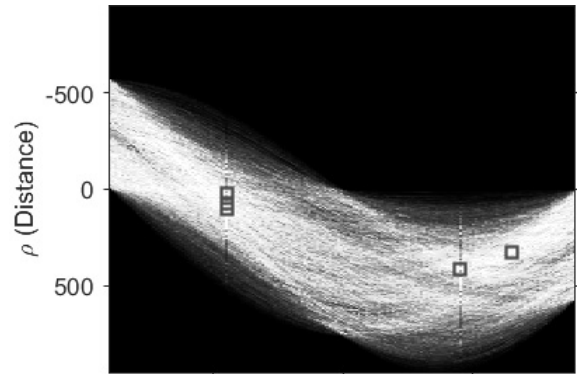
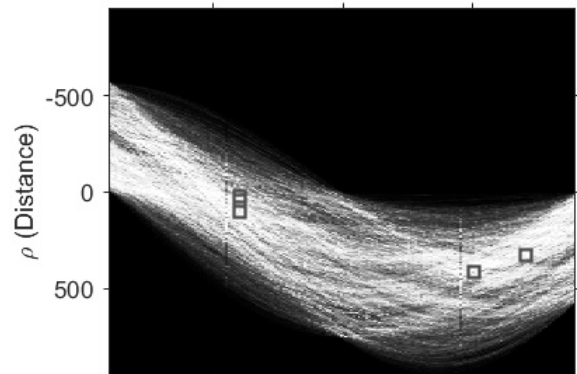


그림 4. 에지 검출량에 의한 허프라인  
Fig. 4. by the detected quantity.

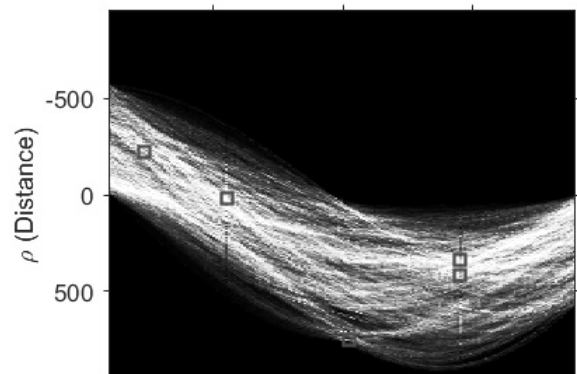
그림 5는 그림 4의 (b~d) 영상의 각 허프라인을 그림 1 (c)의 각각의  $p$  점에 대한 Angle-Distance 그래프 상의 sine 곡선이며, 빈도수가 높은 좌표  $(x, y)$  5개가 허프픽크치로 추출된 특징벡터이다.



(a) Edge area 32: Hough Peaks



(b) Edge area 64: Hough Peaks



(c) Edge area 128: Hough Ppeaks

그림 5. 에지 검출량에 의한 허프픽크치  
Fig. 5. Hough peak by the detected edge quantity.

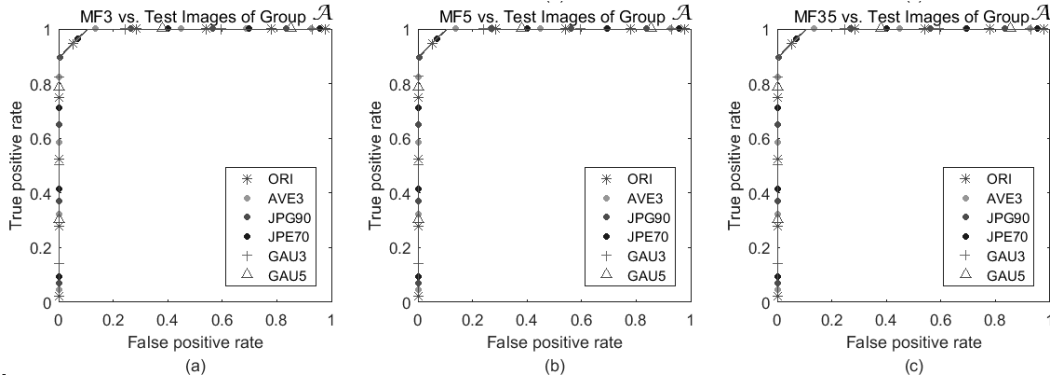


그림 6. 제안된 MF 분류의 ROC 커브  
Fig. 6. ROC curves of the proposed MF classification.

제안된 MF 분류를 위하여 구현된 SVM 분류기의 실험결과 TP와 FN의 측정결과에 따라 민감도 (TP rate)와 1-특이도 (FP rate)에 따른 검출의 ROC (Receiver operating characteristics) 커브는 그림 6과 같다. 그리고 성능측정의 실험결과는 표 1과 같다. 테스트 항목 (TI: Test Item)은 a: 분류율, b:  $P_{FP}$ 가 0.01에서의  $P_{TP}$ 의 값  $P_{TP}=P_{FP}$  at 0.01, 그리고 c: 분류의 최소평균 판정 에러 (Minimal Average Decision Error)  $P_e$ 이다.

$$P_e = \min\left(\frac{P_{FP} + 1 - P_{TP}}{2}\right) \quad (10)$$

제안된 MF 검출 알고리즘의 분류율은 평균필터링 AVE3 테스트 영상을 제외한 나머지 테스트 영상 (Original, JPG90, JPG 70, GAU3, GAU5)영상에 대해서 분류율 1.0의 성능으로 'Excellent (A)' 등급이 확인하였으며, 제안된 특징벡터의 길이는 [4]의 특징벡터 길이의 6% 정도인데도 우수한 MF 분류율을 보여준다.

그리고 제안된 MF 검출을 위하여 그림 7의 Cut-and-Paste 실험영상<sup>[10]</sup>에 적용하여 32×32 및 64×64 사이즈에서 red-칼리영역 (Cut 영상: House)의 MF3와 blue-칼리영역 (Paste 영상: Gate)의 분류를 (a, b) MF3 vs. Unaltered, (c, d) MF3+JPG90 vs. JPG90, (e, f) MF3 (5° 회전)+Unaltered (5° 회전), 그리고 (g, h) MF3 (5% 잡음)+Unaltered (5% 잡음)에 적용하여 실행한 결과의 분류를 보여준다.

## V. 결론

본 논문에서는 MF 영상의 포렌식 검출을 위하여 허프 변환을 이용한 MF 분류 알고리즘이 제안되었다. 알고리즘 구현은 forgery 영상의 허프변환에 의하여 허프라인과 허프픽처를 42-Dim.의 특징벡터로 추출하여 구성

하였다.

MF 윈도우 사이즈 3×3과 5×5의 MF3와 MF5 영상, 그리고 이들의 조합 MF35의 forgery 영상은 원영상, 평균필터링 영상, JPEG 영상 그리고 Gaussian 필터링 영상에

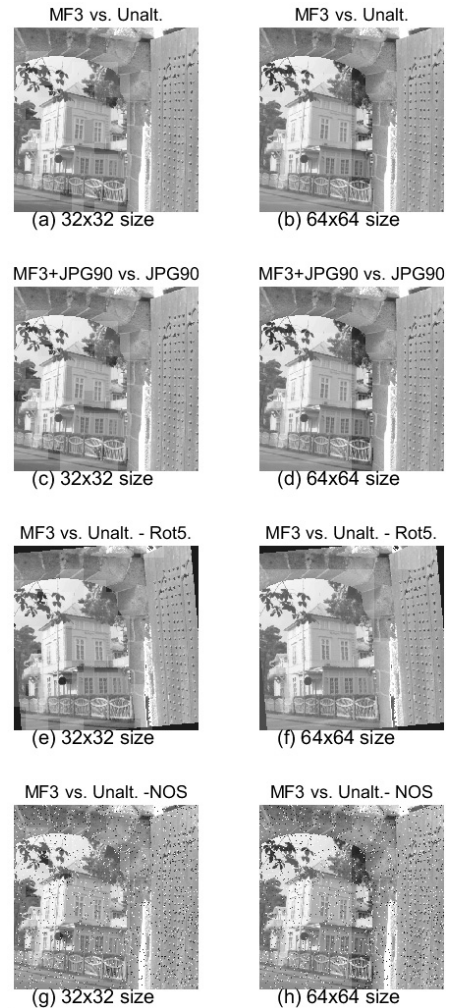


그림 7. 제안된 스킴의 MF 영역 분류.  
Fig. 7. Classification of MF location using the proposed scheme.

표 1. MFD 실험결과의 성능비교

Table1. Performance comparison of MF detection experimental results.

a: Classification ratio, b:  $P_{TF}=P_{FP}$  at 0.01 and c:  $P_e$

Scheme	MF <sub>u</sub>	TI	Test Image Types					
			ORI	AVE3	JPG90	JPG70	GAU3	GAU5
Proposed Scheme	MF3	a	<b>1.0000</b>	<b>0.9993</b>	<b>1.0000</b>	<b>1.0000</b>	<b>1.0000</b>	<b>1.0000</b>
		b	0.7000	0.6993	<b>0.7000</b>	0.7000	<b>0.7000</b>	0.7000
		c	0.1500	0.1504	0.1500	0.1500	0.1500	0.1500
	MF5	a	<b>1.0000</b>	<b>1.0000</b>	<b>1.0000</b>	<b>1.0000</b>	<b>1.0000</b>	<b>1.0000</b>
		b	0.7000	<b>0.7000</b>	0.7000	0.7000	<b>0.7000</b>	0.7000
		c	0.1500	0.1500	0.1500	0.1500	0.1500	0.1500
	MF35	a	<b>1.0000</b>	<b>0.9993</b>	<b>1.0000</b>	<b>1.0000</b>	<b>1.0000</b>	<b>1.0000</b>
		b	0.7000	0.6993	0.7000	0.7000	0.7000	0.7000
		c	0.1500	0.1504	0.1500	0.1500	0.1500	0.1500
[3]	MF3	a	0.8933	0.8815	0.8978	0.9185	0.8459	0.8630
		b	0.5281	0.5067	0.5526	0.6956	0.2600	0.2859
		c	0.0959	0.0611	0.0915	0.0522	0.1167	0.1085
	MF5	a	0.7904	0.8296	0.7926	0.8926	0.7496	0.7733
		b	0.1096	0.2763	0.1333	0.3674	0.0911	0.0985
		c	0.1989	0.1178	0.1659	0.0867	0.2222	0.2089
	MF35	a	0.8000	0.8281	0.8081	0.8807	0.7844	0.7563
		b	0.1933	0.2741	0.1319	0.3037	0.1785	0.1570
		c	0.2089	0.1111	0.1722	0.0919	0.2415	0.2185
[4]	MF3	a	0.9704	0.8741	0.8593	0.9807	0.9622	0.9793
		b	<b>0.8052</b>	<b>0.8148</b>	0.6704	<b>0.9852</b>	0.3393	<b>0.8941</b>
		c	<b>0.0330</b>	<b>0.0485</b>	<b>0.0326</b>	<b>0.0044</b>	<b>0.0807</b>	<b>0.0100</b>
	MF5	a	0.9837	0.7326	0.9415	0.9726	0.9585	0.9904
		b	<b>0.9800</b>	0.6081	<b>0.9733</b>	<b>0.9793</b>	0.5400	<b>0.9933</b>
		c	<b>0.0100</b>	<b>0.1107</b>	<b>0.0119</b>	<b>0.0111</b>	<b>0.0537</b>	<b>0.0052</b>
	MF35	a	0.9800	0.8615	0.8859	0.8556	0.9889	0.9704
		b	<b>0.8970</b>	<b>0.8007</b>	<b>0.9230</b>	<b>0.9556</b>	<b>0.9948</b>	<b>0.8881</b>
		c	<b>0.0156</b>	<b>0.0500</b>	<b>0.0233</b>	<b>0.0233</b>	<b>0.0033</b>	<b>0.0193</b>

대하여 MF 포렌식 분류를 수행하였으며, MFR 및 SPAM 스킴에 비하여 포렌식 분류 성능이 우수하며, 또한 분류율도 1에 수렴되어 'Excellent (A)' 등급으로 확인되었다.

앞으로의 연구는 다양한 위·변조 영상을 효율적으로 추정할 수 있는 영상 포렌식 분류를 위한 고효율성 특징벡터 개발이 필요하다.

## REFERENCES

[1] Kang Hyeon RHEE, "Image Forensic Decision Algorithm using Edge Energy Information of Forgery Image," Journal of The Institute of Electronics and Information Engineers, Vol. 51, No. 3, pp. 75-81, March 2014.  
[2] Hany Farid, "Image forgery detection," IEEE Signal Processing Magazine, Vol. 26, Issue: 2,

pp.16-25, 2009.  
[3] Xiangui Kang, Matthew C. Stamm, Anjie Peng, and K. J. Ray Liu, "Robust Median Filtering Forensics Using an Autoregressive Model," IEEE Trans. on Information Forensics and Security, vol. 8, no. 9, pp. 1456-1468, Sept. 2013.  
[4] Tomáš Pevný, "Steganalysis by Subtractive Pixel Adjacency Matrix," Information Forensics and Security, IEEE Transactions on, Vol. 5, pp. 215-224, 2010.  
[5] Duda, R. O., P. E. Hart, "Use of the Hough Transformation to Detect Lines and Curves in Pictures," Comm. ACM, Vol. 15, pp. 11-15, January 1972.  
[6] Kang Hyeon RHEE, "Forensic Detection of Median Filtering by Hough Transform of Digital Image," The 9th IEEE GCC Conference & Exhibition (Bahrain), May 2017.  
[7] Kang Hyeon RHEE, "Downscaling Forgery Detection using Pixel Value's Gradients of Digital Image," Journal of The Institute of Electronics and Information Engineers, Vol. 53, No. 2, pp. 47-52, Feb. 2016.  
[8] G. Schaefer and M. Stich, "UCID - An uncompressed colour image database," in Proc. SPIE, Storage and Retrieval Methods and Applications for Multimedia, San Jose, USA, 2004, pp. 472-480  
[9] V. N. Vapnik, The Nature of Statistical Learning Theory. New York: Springer-Verlag, 1995.  
[10] Kang Hyeon RHEE, "Median filtering detection using variation of neighboring line pairs for image forensics," SPIE, Journal of Electronic Imaging, 25(5), 2016.

— 저 자 소 개 —

이 강 현(평생회원)

대한전자공학회논문지, 53권 2호 (2016. 02) 참조.