

논문 2015-52-6-11

디지털 영상의 픽셀값 경사도에 의한 미디언 필터링 포렌식 판정

(Forensic Decision of Median Filtering by Pixel Value's Gradients of Digital Image)

이 강 현*

(Kang Hyeon RHEE[©])

요 약

디지털 영상의 배포에서, 위·변조자에 의해 영상이 변조되는 심각한 문제가 있다. 이러한 문제를 해결하기 위하여, 본 논문에서는 영상의 픽셀값 경사도에 따른 특징벡터를 이용한 미디언 필터링 영상 포렌식 판정 알고리즘을 제안한다. 제안된 알고리즘에서, 원영상의 픽셀값 경사도로부터 자기회귀 계수를 1~6차까지의 6 Dim.을 계산한다. 그리고 경사도를 Poisson 방정식의 해에 의한 재구성 영상과 원영상과의 차영상으로 부터, 4 Dim. (평균값, 최대값 그리고 최대값의 좌표 i,j)의 특징벡터를 추출한다. 2 종류의 특징벡터는 10 Dim.으로 조합되어 변조된 영상의 미디언 필터링 (Median Filtering: MF) 검출기의 SVM (Support Vector Machine) 분류를 위한 학습에 사용된다. 제안된 미디언 필터링 검출 알고리즘은 동일 10 Dim. 특징벡터의 MFR (Median Filter Residual) 스킴과 비교하여 원영상, 평균필터링 (3×3) 영상 그리고 JPEG (QF=90) 영상에서는 성능이 우수하며, Gaussian 필터링 (3×3) 영상에서는 성능이 다소 낮지만, 성능평가 전체항목에서 민감도 (Sensitivity; TP: True Positive rate)와 1-특이도 (1-Specificity; FP: False Positive rate)의 AUC (Area Under Curve)가 모두 1에 수렴하여 'Excellent (A)' 등급임을 확인하였다.

Abstract

In a distribution of digital image, there is a serious problem that is a distribution of the altered image by a forger. For the problem solution, this paper proposes a median filtering (MF) image forensic decision algorithm using a feature vector according to the pixel value's gradients. In the proposed algorithm, AR (Autoregressive) coefficients are computed from pixel value' gradients of original image then 1th~6th order coefficients to be six feature vector. And the reconstructed image is produced by the solution of Poisson's equation with the gradients. From the difference image between original and its reconstructed image, four feature vector (Average value, Max. value and the coordinate i,j of Max. value) is extracted. Subsequently, Two kinds of the feature vector combined to 10 Dim. feature vector that is used in the learning of a SVM (Support Vector Machine) classification for MF (Median Filtering) detector of the altered image. On the proposed algorithm of the median filtering detection, compare to MFR (Median Filter Residual) scheme that had the same 10 Dim. feature vectors, the performance is excellent at Unaltered, Averaging filtering (3×3) and JPEG (QF=90) images, and less at Gaussian filtering (3×3) image. However, in the measured performances of all items, AUC (Area Under Curve) by the sensitivity and 1-specificity is approached to 1. Thus, it is confirmed that the grade evaluation of the proposed algorithm is 'Excellent (A)'.

Keywords : Forgery image, Median Filtering(MF), Median Filtering Detection, Median Filter Residual(MFR), Median Filtering Forensic.

* 평생회원, 조선대학교 전자공학과/창의공학디자인융합학과

(Chosun University, Dept. of Electronics Eng. /School of Design and Creative Eng.)

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

※ 이 논문은 2015년도 산업통상자원부의 '창의산업융합 특성화 인재양성사업'의 지원을 받아 연구되었음.(과제번호 N0000717)

Received ; April 1, 2015

Revised ; May 2, 2015

Accepted ; May 25, 2015

I. 서 론

SNS (Social Network Service)의 사용으로 디지털 콘텐츠의 배포 및 유통은 급속도로 증가하고 있다. 이에 따라 콘텐츠의 위·변조로 콘텐츠의 제작자 및 저작권자의 정보를 제거하고 불법배포를 시도하려고 한다. 디지털 원 영상의 위·변조에 사용되는 방법으로 필터링, 영상압축, 회전, 모자이크 편집, 스케일링 등 다양한 방법들이 사용되고 있는데, 미디언 필터링 (Median Filtering: MF)은 원 영상의 에지정보가 보존되면서 잡음제거를 할 수 있어서, 영상의 위·변조에 많이 사용된다^[1~2].

MF 포렌식 (Forensic)^[9]의 SoA (State of the Art) 연구에서 사용된 MF 검출의 대표적 스킴 (Scheme)은 GLF (56 Dim.)^[3], MFF (44 Dim.)^[4], SPAM (686 Dim.)^[5]과 High order LTP (220 Dim.)^[6] 등이 있다. 이들 스킴은 큰 특징벡터의 추출로 인한 방대한 컴퓨팅의 시간과 비용이 요구된다. High order LTP의 경우는 원래 2,048 Dim.의 특징벡터였지만 KPCA (Kernel Principal Component Analysys)를 이용하여 220 Dim.으로 줄이는데 2차의 추가 비용이 있다. 이 중에서 [3]과 [6]은 특징벡터의 추출 컴퓨팅 시간이 너무 과도하여, SNS 환경에서 실시간 처리의 영상 포렌식 판정에 응용하기에는 어려운 문제점이 있다.

Xiangui Kang, Matthew C. Stamm, Anjie Peng과 K. J. Ray Liu^[7]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^[3~7] 중에서 가장 적은 특징벡터를 사용한다. 이 방법은 MF 검출의 성능은 다소 저하하지만, 컴퓨팅의 시간, 비용이 작다는 잇점이 있다.

본 논문에서는 [7]의 MFR 성능과 비용면에 맞는 새로운 MF 검출의 알고리즘을 제안한다.

제안된 알고리즘은 원영상의 픽셀값 경사도에서 산출된 AR 계수와 경사도를 이용한 Poisson 방정식 해에 의한 재구성 영상과 원영상의 차영상의 파라미터를 결합하여 10 Dim.의 특징벡터를 정의한다. 이 특징벡터는 MF 분류를 위한 MF 검출기의 SVM에서 학습이 된다.

원 영상과 질의영상의 MF 분류에 의한 TP (True Positive)와 FN (False Negative)을 산출하여, 변조된 영상의 MF 포렌식을 판정한다. 그리고 제안된 알고리즘의 성능평가를 위하여 TP와 FN에 따른 영상의 MF 판정의 민감도 (Sensitivity)와 1-특이도 (1-Specificity)에 의한 AUC (Area Under Curve)를 산출한다.

본 논문의 구성은 II장에서 영상 포렌식의 MF 검출 분야의 SoA (State of the Art) 중에서 MFR과 제안 알고리즘의 특징벡터를 추출하는데 이용되는 Poisson 방정식 해를 간략하게 소개하고, III장에서는 MF으로 변조된 영상의 포렌식 판정을 위한 제안된 알고리즘을 기술한다. 그리고 IV장에서 실험을 통한 변조된 영상의 MF의 판정 결과의 검토와 제안된 알고리즘의 성능평가를 하고 마지막으로 V장에서 결론을 맺는다.

II. 이론적 배경

1. MFR

Xiangui Kang 등에 의해 제안된 MFR^[7]은 원 영상과 원영상의 MF된 영상의 차신호를 자기회귀 (Autoregressive: AR) 모델로 AR 계수를 산출하고, 이를 MFR의 특징벡터로 사용한다.

식 (1)은 원영상 y 과 원영상의 MF 영상 z 의 차신호 d 를 구한다.

$$d(i, j) = \text{med}_w(y(i, j)) - y(i, j) = z(i, j) - y(i, j) \quad (1)$$

여기서 (i, j) 는 영상의 픽셀좌표, w 는 MF의 윈도우 크기로 3이다.

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

$$a_k^{(r)} = AR(\text{mean}(d^{(r)})) \quad (2)$$

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

$$a_k = (a_k^{(r)} + a_k^{(c)})/2 \quad (4)$$

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

그리고 d 는 (5), (6)로 재구성된다.

$$d(i, j) = - \sum_{q=1}^p a_k^{(r)} d(i, j - q) + \epsilon^{(r)}(i, j), \quad (5)$$

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

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

2. Poisson 방정식의 해

영상의 픽셀 주위의 값으로부터 수평, 수직의 경사도 (Gradient)를 산출하여, Poisson 방정식 해로 영상을 재구성할 수 있다. 영상픽셀의 수평, 수직의 경사도 $Gx(i, j)$ 와 $Gy(i, j)$ 는 식 (7)과 (8)로 산출되며

$$Gx(i, j) = y(i, j+1) - y(i, j), \quad (7)$$

$$Gy(i, j) = y(i+1, j) - y(i, j), \quad (8)$$

여기서 y 는 원영상, (i, j) 는 영상의 픽셀좌표이다.

Gx, Gy 는 라플라시안 (Laplacian) 연산으로

$$\mathcal{L} Gx(i, j+1) = Gx(i, j+1) - Gx(i, j), \quad (9)$$

$$\mathcal{L} Gy(i+1, j) = Gy(i+1, j) - Gy(i, j), \quad (10)$$

$$f = \mathcal{L} Gx + \mathcal{L} Gy \quad (11)$$

여기서 f 는 y 의 경사도이다. Poisson 방정식 해로 f 의 경계 포인트(Boundary Point) f_{bp} 는

$$f_{bp}(i, j) = -4y(i, j) + y(i, j+1) + y(i, j-1) + y(i-1, j) + y(i+1, j) \quad (12)$$

이며, f_{bp} 의 기여도 (Contribution) f_c 는

$$f_c = f - f_{bp} \quad (13)$$

이다. 이산사인변환(Discrete Sine Transform: DST)을 이용하여 f_c 의 sin성분은

$$f_{c_sin} = [DST[DST(f_c)]^{-1}]^{-1}. \quad (14)$$

그리고 f_{c_sin} 의 고유값 f_{ev} 를 구하여 역이산사인변환 (Inverse Discrete Sine Transform: IDST)을 하여 재구성된 영상 z 는

$$z = [IDST[IDST(f_{ev})]^{-1}]^{-1} \quad (15)$$

이다. 그림 1의 (a)는 Lena 원영상 y , (b)는 식 (15)의



그림 1. Poisson 방정식의 해에 의한 재구성 영상 (b)과 원 영상 (a)과의 차영상 (c)
Fig. 1. Reconstructed image (b) by the solution of Poisson's equation and the difference image (c) from original image (a).

Poisson 방정식의 해에 의한 재구성 영상 z 그리고 (c)는 $y-z$ 의 차영상이다.

III. 영상 포렌식 판정의 제안된 특징벡터 추출과 알고리즘

본 논문에서 제안하는 MFD 알고리즘의 특징벡터는 현존의 SoA 중에서 특징벡터의 수가 가장 적은 MFR^[7]과 같이 10 Dim.으로 구성한다. 식 (7), (8)의 AR 계수는

$$a_k^{(r)} = AR(mean(G_x)) \quad (16)$$

$$a_k^{(c)} = AR(mean(G_y)) \quad (17)$$

이며, 식 (4)에 의해 $p=30$ 의 y 의 AR 계수가 산출된다.

이 중에서 1~6차까지의 AR계수를 본 논문의 MF 검출을 위한 특징벡터 (6 Dim.)로 정의하고 나머지 특징벡터 (4 Dim.)의 구성은 y 와 (15)의 z 의 차영상의 평균값 (18), 최대값 (19) 그리고 최대값의 좌표 i (20)과 j (21)로 정의한다.

$$Diff_{avg} = mean(abs(y - z)) \quad (18)$$

$$Diff_{max} = \max(abs(y - z)) \quad (19)$$

$$i = find_r(\max(abs(y - z))) \quad (20)$$

$$j = find_c(\max(abs(y - z))) \quad (21)$$

본 논문에서 제안된 MF 검출 알고리즘의 특징벡터

를 추출하는 동작 설명을 정리하면 다음과 같다.

- [Step 1] 원영상의 픽셀값의 경사도를 구한다.
- [Step 2] 수평, 수직 성분의 경사도로부터 AR 계수를 구한다.
- [Step 3] AR 계수 1~6차 까지를 특징벡터로 정의한다.
- [Step 4] 수평, 수직 성분의 경사도를 Poisson 방정식 해를 이용하여,
- [Step 5] 재구성 영상을 생성한다.
- [Step 6] 원영상과 재구성 영상의 차에 의한
- [Step 7] 차영상으로부터 4가지의 파라미터를 특징벡터로 정의하여,
- [Step 8] 10 Dim.의 특징벡터를 구성한다.

알고리즘 구현 흐름도는 그림 2와 같고 특징벡터 구성은 그림 3과 같다.

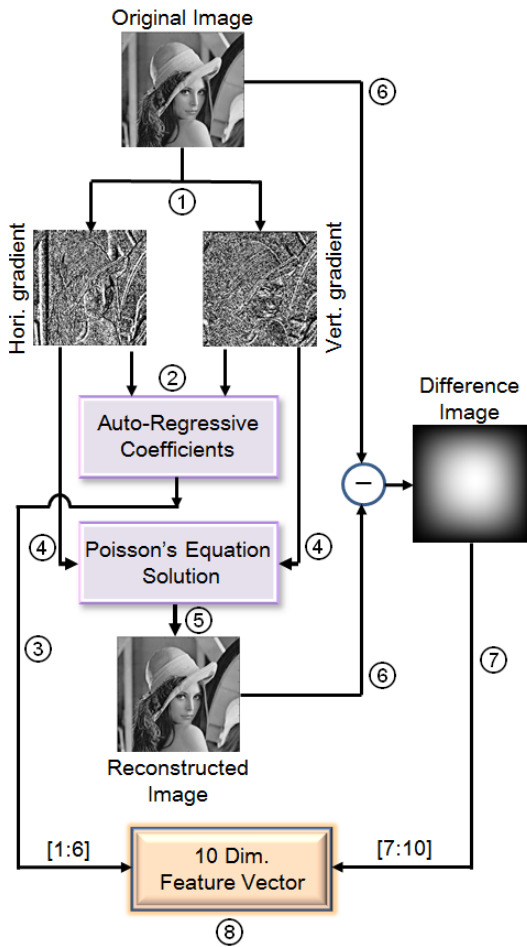


그림 2. 제안된 MF 검출 알고리즘
Fig. 2. Proposed MF detection algorithm.

IV. 실험 및 성능평가

제안된 MF 변조의 영상 포렌식 판정과 알고리즘의 성능평가를 위하여, UCID^[8]의 1,388개 영상에 적용하여 실험하였다. 제안된 알고리즘의 성능측정을 위하여, 우선 원 영상 DB의 전체에 대하여, MF의 윈도우 크기 w 는 3×3 과 5×5 의 MF3, MF5 영상을 각각 만들고, 영상 포렌식 실험의 확장을 위하여 Average 필터 (3×3), JPEG (QF=90) 그리고 Gaussian 필터 (3×3)의 테스트 영상도 준비하였다. [7]은 본 논문의 제안 알고리즘과 같은 특징벡터 10 Dim. (그림 3)을 사용하였으므로, 본 논문의 MF 검출의 실험결과와 성능 비교된다.

UCID 1,388개 영상에서 임의의 1,000개는 SVM 분류기 학습에 사용하며, 나머지 388개는 분류의 성능을 측정하는 테스트에 사용한다. 본 실험의 MF 검출 학습은 SoA의 동일한 조건에서 진행된다. 본 논문의 추출된 특징벡터는 Gaussian kernel의 C-SVM 분류기에서 5-fold cross validation 분할로 학습되며, grid-search의 Hyper-parameter C 와 γ 는 다음과 같다.

$$k(x,y) = \exp(-\gamma \|x - y\|_2^2, \gamma > 0) \quad (22)$$

UCID의 MF3와 MF5 영상과 비교되는 원영상, 평균필터 영상, JPEG QF=90 영상 그리고 Gaussian 영상의 성

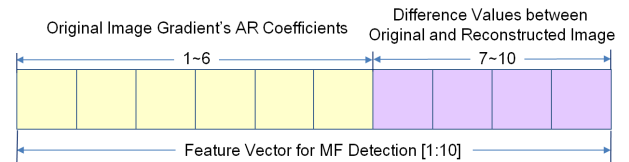


그림 3. 10 Dim. 특징벡터 구조
Fig. 3. The structure of 10 Dim. feature vector.

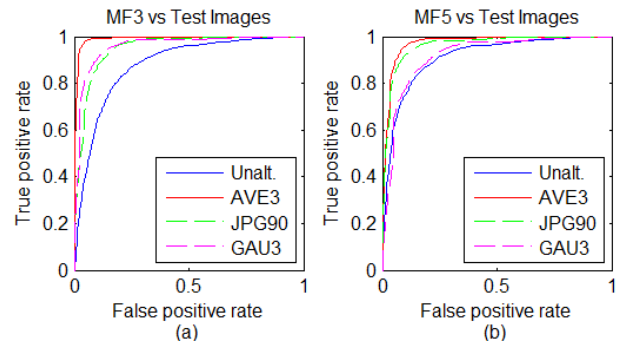


그림 4. MFR의 ROC 커브
Fig. 4. ROC curves of MFR.

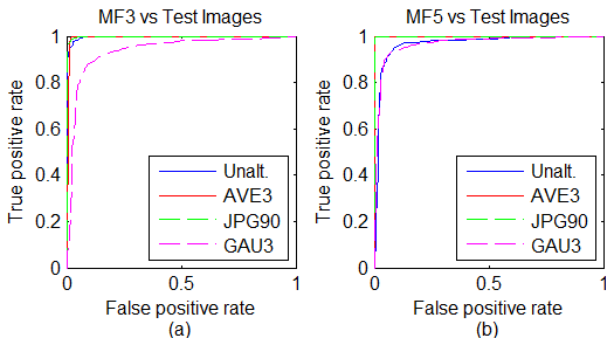


그림 5. 제안된 MF 검출 알고리즘의 ROC 커브
Fig. 5. ROC curves of the proposed MF detection.

표 4. MFD 실험결과와 성능비교
Table 4. Performance comparison of MF detection experimental results.

A: AUC, B: Classification ratio and C: P_e

MF Detection Algorithm	MF	Image Types				
		Unalt.	AVE3	JPG90	GAU3	
MFR_AR [7]	MF3	A	0.8786	0.9910	0.9501	0.9593
		B	0.8436	0.9794	0.9139	0.9245
	C	A	0.1877	0.0339	0.1088	0.0959
		B	0.9128	0.9719	0.9628	0.9187
	MF5	B	0.8433	0.9624	0.9255	0.8788
		C	0.1574	0.0691	0.0895	0.1479
Proposed MF Detection	MF3	A	0.9933	0.9925	0.9987	0.9370
		B	0.9780	0.9990	0.9830	0.8800
	C	0.0260	0.0115	0.0185	0.1065	
	MF5	A	0.9659	1.0000	0.9986	0.9664
		B	0.9380	1.0000	0.9970	0.9230
	C	0.0690	0	0.0050	0.0705	

능평가는 [7]과 비교된다. TP와 FN의 측정결과에 따라 민감도 (TP rate)와 1-특이도 (FP rate)에 따른 MFR과 제안된 MF 검출의 ROC 커브는 그림 4, 그림 5와 같다.

그리고 성능측정의 실험결과는 표 1과 같다. [7]은 MF3 vs. GAU3에서 성능이 다소 높지만, 제안된 MF 검출 알고리즘은 이를 제외한 MF3 vs. 원영상, 평균필터링 영상과 JPEG 영상에서 성능이 높았으며, 또한 MF5 vs. 4가지 테스트 영상 모두에서 성능이 높았다. 그리고 측정 항목 AUROC 가 모두 1에 수렴되는 'Excellent (A)' 등급이다.

제안된 알고리즘의 최소평균 판정 에러 (Minimal Average Decision Error) P_e 는 (23)으로부터

$$P_e = \min\left(\frac{P_{fp} + 1 - P_{tp}}{2}\right) \quad (23)$$

[7]과 비교하여 10% 이하 수준으로 감소되었음을 확인하였다.

V. 결 론

본 논문에서는 MF 영상의 포렌식 판정을 위한 MF 검출 알고리즘이 제안되었다. 알고리즘 구현은 AR 계수와 영상의 픽셀값의 경사도, 경사도에 의한 재구성 영상과의 차영상 파라미터가 이용되었으며, 현존하는 MF 검출의 가장 적은 특징벡터 10 Dim.으로 구성하였다.

MF 윈도우 사이즈 3×3과 5×5의 MF3와 MF5 영상은 원영상, 평균필터링 영상, JPEG 영상 그리고 Gaussian 필터링 영상에 대하여 MF 포렌식 판정을 수행하였다.

MFR 스킴에 비하여 MF3 vs. GAU에서 성능이 다소 낮지만 그 외의 모든 항목에서는 성능이 우수하였다. 제안된 MF 검출 알고리즘의 성능을 평가하는 AUC는 모든 항목에서 1에 수렴되어 'Excellent (A)' 등급으로 확인되었다.

앞으로의 연구는 다양한 위·변조 영상을 효율적으로 추정할 수 있는 영상 포렌식 판정을 위한 특징벡터 개발의 연구가 진행되어야한다.

REFERENCES

- [1] Kang Hyeon RHEE, "Median Filtering Detection using Latent Growth Modeling", *Journal of The Institute of Electronics and Information Engineers*, Vol. 52, No. 1, pp. 61-68, 2015.1.
- [2] 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, 2014.3.
- [3] Chenglong Chen, Jiangqun Ni and Jiwu Huang, "Blind Detection of Median Filtering in Digital Images: A Difference Domain Based Approach," *Image Processing, IEEE Transactions on*, Vol. 22, pp. 4699-4710, 2013.
- [4] H. Yuan, "Blind forensics of edianfiltering in digital images," *IEEE Trans. Inf. Forensics Security*, vol. 6, no. 4, pp. 1335 - 1345, Dec. 2011.

- [5] Tomáš Pevný, “Steganalysis by Subtractive Pixel Adjacency Matrix,” *Information Forensics and Security, IEEE Transactions on*, Vol. 5, pp. 215-224, 2010.
- [6] Yujin Zhang, Shenghong Li, Shilin Wang and Yun Qing Shi, “Revealing the Traces of Median Filtering Using High-Order Local Ternary Patterns,” *Signal Processing Letters, IEEE*, Vol. 21, pp. 275-279, 2014.
- [7] 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.
- [8] <http://homepages.lboro.ac.uk/~cogs/datasets/ucid/ucid.html> (2015.4.1)
- [9] Kang Hyeon RHEE, “Framework of multimedia forensic system,” *Computing and Convergence Technology (ICCCT), 2012 7th International Conference on*, *IEEE Conf. Pub.*, pp. 1084-1087, 2012.

— 저 자 소 개 —

이 강 현(평생회원)
 대한전자공학회논문지
 제52권1호 (2015. 01) 참조.