

논문 2011-48CI-6-1

신경망을 이용한 멀티미디어 핑거프린팅의 XOR-ACC 구현

(An Implementation on the XOR-ACC of Multimedia Fingerprinting using Neural Network)

이 강 현*

(Kang Hyeon RHEE)

요 약

멀티미디어 핑거프린팅 분야에서 반공모에 강한 탄력성을 갖는 BIBD(Balanced Incomplete Block Design) 기반의 코드가 많이 사용된다. BIBD 기반의 코드를 논리적 XOR연산으로 공모공격 코드를 생성할 때, 공모된 코드가 비공모자의 원 핑거프린팅 코드와 동일하게 생성이 된 경우가 발생할 수 있다. 이에 따라 비공모자가 공모자로 판정이 되며, 반면에 공모자가 비공모자로 판정되어 공모자 추적에서 제외될 수 있다.

본 논문에서는 심각한 오판정의 공모자추적 문제를 해결하기 위하여, 상관계수 측정에 의한 (AND, OR, XOR and Averaging)-ACC(Anti-Collusion Code)에서 XOR-ACC를 다층 퍼셉트론의 신경망을 이용한 알고리즘을 구현한다. 실험을 통하여, BIBD 기반의 {7,3,1} 멀티미디어 핑거프린팅 코드의 XOR-ACC의 효율성이 기존의 41.18%에서 88.24%로 향상되어 공모자 추적율도 기존의 53%에서 100%로 향상되었음을 확인하였다. 그 결과 공모공격에 대한 공모자와 비공모자의 구분을 완전하게 추적과 판정을 할 수 있다.

Abstract

In multimedia fingerprinting field, it is many used a code based on BIBD, which has a strong resiliency of anti-collusion. When a collusion-attack code is generated with a logical XOR operation using the code based on BIBD, then some cases are occurred that a colluded code could be generated to the same fingerprint of non-colluder on the other hand, the colluder is decided to the non-colluder so that he would be excepted in the colluder tracing.

For solving the serious problem of the wrong decision of the colluder tracing in this paper, XOR-ACC is implemented using multi-layer perceptron neural network among (AND, OR, XOR and Averaging)-ACC by the measured correlation coefficient. Through the experiment, it confirms that XOR-ACC efficiency of multimedia fingerprinting code{7,3,1} based on BIBD is improved to 88.24% from the conventional 41.18%, so that a ratio of the colluder tracing is also improved to 100% from the conventional 53%. As a result, it could be traced and decided completely a sectional colluder and non-colluder about the collusion attacks.

Keywords: Multimedia fingerprinting, BIBD(Balanced Incomplete Block Design), ACC(Anti-Collusion Code), Neural network, Colluder tracing.

I. 서 론

멀티미디어 핑거프린팅^[1~2, 12] 분야에서 공모자들의 공모공격^[3, 16]에 대하여 반공모코드 (ACC: Anti-

Collusion Code)^[4, 10, 13, 17]의 연구는 주로 논리적 AND 연산 가정의 AND공격에 대한 AND-ACC^[4~5, 17]로 진행되었으며, 평균화공격(Averaging attack)^[6] 등 다양한 형태의 ACC 연구가 활발히 진행되었다. Rhee는 2006년 [21]의 논문에서는 역전파(EBP: Error Back Propagation) 홉필드 신경망(Hopfield neural network)을 이용한 공모된 멀티미디어 핑거프린팅 코드의 검출과 2009년 [1]에서 논리산술적으로 연산되는 AND, OR, XOR, Averaging 공모공격을 통합한 (AND, OR, XOR

* 평생회원-교신저자, 조선대학교 전자정보공과대학 전자공학과

(Dept. of Electronics Eng., Chosun University)

※ 본 논문은 한국연구재단의 일반연구자지원사업 2011-0026144으로 수행되었습니다.

접수일자: 2011년9월19일, 수정완료일: 2011년11월2일

and Averaging)-ACC를 발표하였다.

[1]의 논문에서, 콘텐츠 사용자가 자신들의 멀티미디어 핑거프린팅 코드를 논리적 XOR 연산으로 생성하는 공모코드에 대해서, 순수한 사용자가 공모에 가담하지 않고서도 공모자로 판정이 되거나, 악의성 공모자가 공모에 가담하고서도 공모자 판정에서 벗어난 일부 결과가 있었다. 이러한 현상은 사용자의 핑거프린팅 코드와 공모코드들 간에 상관계수(Correlation coefficient) 측정에 의한 XOR-공모자 추적 판정을 하기 때문이다.

이러한 XOR 문제^[7]는 1998년에 Minsky와 Papert도 신경회로망에서 다층 퍼셉트론이 선형 분리성 기반이므로, XOR이 선형 분리 불가능한 문제로 증명하였다^[8]. 이를 해결하기 위하여 1986년에 David Rumelhart^[9]가 일반화된 델타규칙(GDR: Generalized Delta Rule)을 제안하였다.

본 논문에서는 [1]에서 발생되었던, XOR 연산의 공모코드에서 공모참가자와 비참가자의 공모추적자 오판정으로 인한 문제를 해결하는 신경망을 이용한 멀티미디어 핑거프린팅의 XOR-ACC를 구현한다.

제 II장에서는 본 논문에 사용된 이론적 배경을 설명하고, 제 III장에서는 다층 퍼셉트론 신경망을 이용하여 멀티미디어 핑거프린팅의 XOR-ACC를 구현하고, 제 IV장에서는 구현된 XOR-ACC의 성능측정과 실험결과를 비교분석하여 제 V장에서 결론을 맺는다.

II. 이론적 배경

2.1 XOR-공모자 추적의 오판정

[1]의 논문에서, BIBD^[11] 기반의 핑거프린팅 코드 {7,3,1}로 생성되는 총 공모코드 수는 119개이다. 이 중에서 XOR 논리연산으로 생성되는 일부 공모코드 14개는 all 0s 또는 all 1s의 비트열로써 공모공격에 사용할 수 없으며, 49개는 공모자가 공모공격에 사용할 수 있는 공모코드이지만, 반공모코드(ACC)로 검출이 되어, 여기에 가담한 악의성 공모자 모두가 추적이 된다. 그리고 나머지 56개 공모코드 중에서 28개는 공모에 가담하지 않고서도 공모자로 추적이 되는 억울함과, 28개는 공모에 가담하고서도 공모자 추적에서 벗어난 해프닝이 그림 1과 같이 분포된다.

이러한 공모자 오류판정은 사용자의 핑거프린팅 코드와 공모코드들 간에 상관계수 측정에 의한 공모자 추적 판정을 하기 때문에 공모자들이 자신의 핑거프린

119	49	Useful collusion attack codes
	28	Colluder change to be Non-colluder
	28	Non-colluder change to be colluder
0	14	Useless collusion attack codes

그림 1. XOR-공모연산에 따른 공모코드의 수 및 특성.
Fig. 1. Number and characteristics of the collusion code by XOR-collusion operation.

표 1. ACC를 위한 BIBD{7,3,1}에 의한 핑거프린팅 코드.

Table 1. Fingerprinting codes by BIBD{7,3,1} for ACC.

Users No. code	Fingerprinting code
User 1 code	0 1 0 1 0 1 0
User 2 code	1 0 0 1 1 0 0
User 3 code	0 0 1 1 0 0 1
User 4 code	1 1 1 0 0 0 0
User 5 code	0 1 0 0 1 0 1
User 6 code	1 0 0 0 0 1 1
User 7 code	0 0 1 0 1 1 0

팅 코드를 서로 간에 XOR 논리연산으로 공모코드를 생성할 때, 이 공모코드가 공모에 가담하지 않은 순수한 사용자의 핑거프린팅 코드와 같게 되어서 순수한 사용자가 공모자로 판정이 되고, 반대로 악의성이 있는 공모자는 공모판정에서 벗어나는 심각한 오류의 결과가 된다.

표 1은 ACC^[4, 10]에 사용되는 BIBD^[11]기반의 멀티미디어 핑거프린팅 코드로 사용하고, 각 행벡터를 사용자의 코드로 할당한다.

표 1에서 사용자 5,6,7이 공모자가 될 때, 표 2의 공모코드가 생성되고, 또한 사용자 1,2,3,4가 공모자가 될 때, 표 4의 공모코드가 생성된다.

표 2에서 XOR-공모로 생성된 코드는 '1110000'으로 표 3과 같이 사용자 4의 원 핑거프린팅 코드와 같게 되는 상관계수 1(음영 셀)로써 사용자 4는 공모자로 판정이 된다.

표 4에서 XOR-공모로 생성된 코드는 '0001111'으로

표 2. User 5,6,7의 공모코드.
Table 2. Collusion codes of the User 5,6 and 7.

공모연산 종류	공모코드(User 5,6,7)	비 고
AND	0000000	"all 0" 비트열
OR	1110111	
XOR	1110000	User 4와 같은 코드생성
Averaging	0000111	

표 3. 표 2의 공모연산 코드와 User들의 핑거프린팅 코드와의 상관계수 및 공모자 추적.
Table 3 Correlation coefficient between the users fingerprinting codes and the collusion codes in Table 2, and the colluder tracing.

핑거프린팅 코드	공모연산 종류				상관계수 평균값	공모 참가	예리 판단
	AND	OR	XOR	Averaging			
User1 code	-	-0.4714	-0.1667	-0.1667	-0.2682		
User2 code	-	-0.4714	-0.1667	-0.1667	-0.2682		
User3 code	-	-0.4714	-0.1667	-0.1667	-0.2682		
User4 code	-	0.3536	1.0000	-0.7500	0.2012		☹
User5 code	-	0.3536	-0.1667	0.4167	0.2012	●	
User6 code	-	0.3536	-0.1667	0.4167	0.2012	●	
User7 code	-	0.3536	-0.1667	0.4167	0.2012	●	

표 4. User 1,2,3,4의 공모코드.
Table 4. Collusion codes of the Users 1,2,3 and 4.

연산종류	공모코드(User 1,2,3,4)	비 고
AND	0000000	"all 0" 비트열
OR	1111111	"all 1" 비트열
XOR	0001111	User 4와 비트열 반전 코드생성
Average	1111000	

표 5. 표 4의 공모연산 코드와 User들의 핑거프린팅 코드와의 상관계수 및 공모자 추적.
Table 5. Correlation coefficient between the Users fingerprinting codes and the collusion codes in Table 4, and the colluder tracing.

핑거프린팅 코드	공모연산 종류				상관계수 평균값	공모 참가	예리 판단
	AND	OR	XOR	Averaging			
User1 code	-	-	0.1667	0.1667	0.1667	●	
User2 code	-	-	0.1667	0.1667	0.1667	●	
User3 code	-	-	0.1667	0.1667	0.1667	●	
User4 code	-	-	-1.0000	0.7500	-0.1250	●	☺
User5 code	-	-	0.1667	-0.4167	-0.1250		
User6 code	-	-	0.1667	-0.4167	-0.1250		
User7 code	-	-	0.1667	-0.4167	-0.1250		

표 5와 같이 사용자 4의 원 핑거프린팅 코드와 같게 되는 상관계수 -1(음영 셀)로써 사용자 4는 비공모자로 판정이 된다.

2.2 다층 퍼셉트론 신경망

신경망은 인간의 학습 기능을 컴퓨팅 하는데, 뇌의 구조를 모방한 데이터 모델링 기법이다. 이를 위하여 뉴런(neuron)을 모델링한 유닛(unit)들과 그 유닛들 간의 가중치 연결(Weighted connection)로 구성되는데, 프로그래밍(Programming) 보다는 학습을 통한 시스템이 구현되며 특히, 데이터 세트(Data set) 내에 존재하는 특정 패턴을 인식하는 학습을 할 수 있어서 패턴인식, 로보틱스, 문자인식, 음성인식, 의사결정 시스템, 진단 시스템 등 데이터 분석 및 모델링 등에 응용되고 있다.

그림 2는 뉴런의 계산 모델^[14]로 McCulloch와 Pitts는 최초로 이진 임계값(Binary threshold)을 갖는 유닛을 제시하였으며 수학적 모델은 n 개의 입력 신호의 가중 합을 취하여 식(1)과 같이 임계값보다 크면 출력 y 는 1, 작으면 0이 되는 단층 퍼셉트론이다.

$$y = f(net), \quad net = \sum_{k=1}^n x_k w_k + b \tag{1}$$

$$f(net) = \begin{cases} x \leq 0 \rightarrow 0 \\ x \geq 0 \rightarrow 1 \end{cases}$$

여기서 b 는 바이어스(bias)로 뉴런의 임계값(threshold)이다.

이후 여러 연구에 의하여 Hebb의 학습규칙과 Frank Rosenblatt에 의해 델타 규칙(Delta rule)과 같은 기법들이 개발되었으나, 1969년에 Minsky와 Papert는 델타 규칙에 의한 퍼셉트론의 한계로서 XOR 문제^[7]는 단층 퍼셉트론이 선형 분리성 기반이므로, XOR이 선형 분리 불가능한 문제로 증명하였다^[8]. 이후 1986년에 David

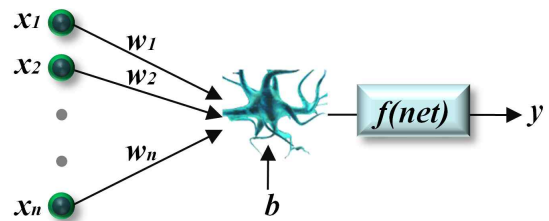


그림 2. 단층 퍼셉트론.
Fig. 2. Single layer perceptron.

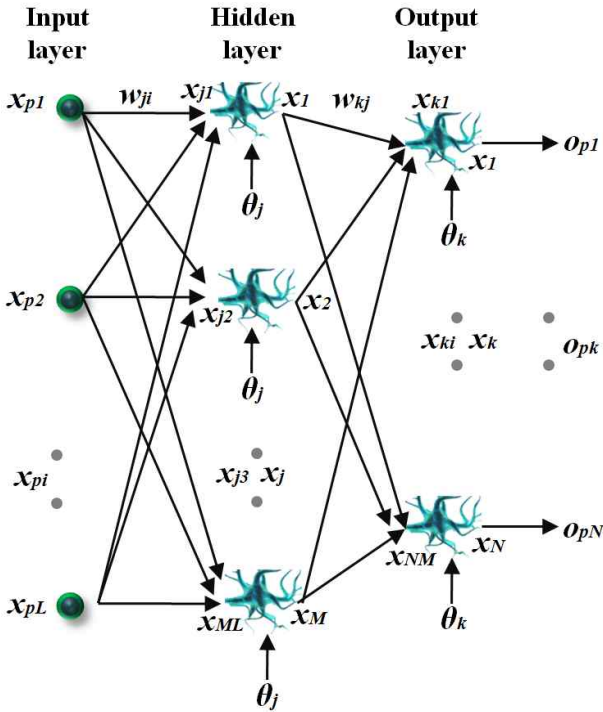


그림 3. 다층 퍼셉트론.
Fig. 3. Multi-layer perceptron.

Rumelhart^[9]의 오류 역전파 학습 알고리즘^[15]으로 GDR 이 제안되어 XOR 문제가 해결되었다.

그림 3은 전방계산의 다층 퍼셉트론 구조이며, 입력 층 x_{pi} 의 연결에서 w_{ji} 의 은닉층 입력 x_{ji} 와 은닉층 출력 x_j 의 연결에서 w_{kj} 에 의한 출력층 x_k 의 입력 x_{kj} 및 출력 x_k 는 식 (3)~(6)에 의해 실제 출력값 o_{pk} 가 출력된다. 학습은 입력과 목표 출력을 식(2)와 같이 제시한다.

학습	입력	$X_p = (x_1, x_2, \dots, x_L)^t$	(2)
	목표출력	$T_p = (t_1, t_2, \dots, t_N)^t$	

$$x_{ji} = \sum_{i=1}^L w_{ji}x_i + \theta_j \tag{3}$$

$$x_j = f(x_{ji}) \tag{4}$$

$$o_{pk} = \sum_{j=1}^M w_{kj}x_j + \theta_k \tag{5}$$

$$o_k = f(o_{pk}) \tag{6}$$

식(6)의 실제 출력값 o_k 는 식(7)에 의해 식(2)의 원하는 목표값(T_p)과 실제 출력값(o_k) 사이의 오차제곱합으로 E 의 값을 경사하강추적법(Gradient-descent method)에 의

한 최소화가 되도록 학습이 된다.

$$E = \sum_p E_p, \quad (E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N (t_{pk} - o_{pk})^2) \tag{7}$$

여기서 p : p 번째 학습 패턴

E_p : p 번째 패턴에 대한 오차

t_{pk} : p 번째 패턴에 대한 k 번째 요소

o_{pk} : 실제 출력의 k 번째 요소

이다.

출력층의 오차합 E 가 허용값 이하이거나 반복회수 이상이면 종료하고, 그렇지 않으면 퍼셉트론 학습에 의하여 가중치 w_{ji} , w_{kj} 및 바이어스 θ_j , θ_k 를 갱신하여 식 (2)부터 다시 반복한다.

III. 제안된 XOR-ACC의 신경망 알고리즘

2.1에서 서술된 XOR-공모자 추적의 오류관정을 해결하고 공모된 코드가 ACC 효율성에 만족되기 위하여,

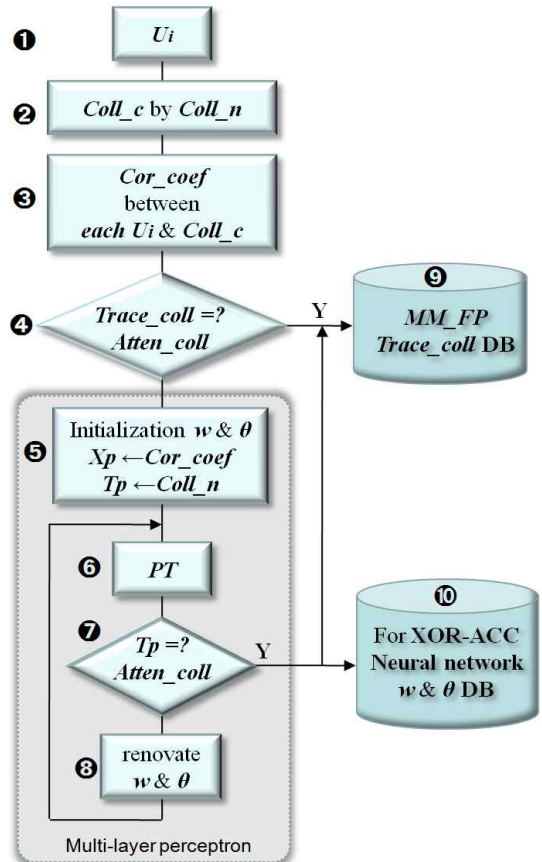


그림 4. 제안된 XOR-ACC의 신경망 알고리즘.
Fig. 4. Proposed algorithm of XOR-ACC Neural network.

다층 퍼셉트론을 이용하여 제안된 XOR-ACC 신경망 알고리즘의 흐름도는 그림 4와 같다. 그리고 그림 4의 각 기호 설명은 표 6과 같다.

표 6. 그림 4의 기호 설명.
Table 6. Usage symbols in Fig. 4.

Symbol	Usage	비 고
U_i	User Fingerprinting code($i=1 \sim N$, N =number of Users)	사용자의 핑거프린팅 코드
$Coll_c$	Collusion code	공모코드
$Coll_n$	colluder number	공모자 번호
Cor_coef	correlation coefficient	상관계수
$Trace_coll$	Tracing colluder	공모자 추적
$Atten_coll$	Attended colluder	참가한 공모자
w	weight	신경망 가중치
θ	bias	신경망 바이어스
X_p	Input pattern	입력패턴
T_p	Target pattern	목표패턴
PT	Perceptron training	퍼셉트론 학습
MM_FP	Multimedia fingerprinting	멀티미디어 핑거프린팅
$Trace_coll\ DB$	Tracing colluder DB	추적 공모자 DB
$w \ \& \ \theta\ DB$	weight and bias DB	XOR-ACC 신경망시스템의 가중치 및 바이어스 DB

그림 4의 제안된 알고리즘의 동작단계는 다음과 같다.

- | | | |
|---|------------------|---|
| † | XOR-ACC 신경망 알고리즘 | † |
|---|------------------|---|
- [Step 1] BIBD 기반의 사용자 핑거프린팅 코드를 생성.
 - [Step 2] 공모자에 의한 공모코드 생성.
 - [Step 3] 각 사용자의 핑거프린팅 코드와 공모코드와의 상관계수측정.
 - [Step 4] 측정결과가 추적된 공모자와 참가한 공모자들이 동일한가?
 yes: 멀티미디어 핑거프린팅의 공모자 추적 DB에 등록하기 위하여 [Step 9]를 실행.
 no: 동일하지 않으면, [Step 5]에서 XOR-ACC의 신경망 알고리즘을 실행.
 - [Step 5] 신경망의 가중치와 바이어스를 임의 값으로 초기화하고, [Step 3]의 상관계수와 추적할 공모자 번호를 입력과 목표패턴으로 할당함.
 - [Step 6] 퍼셉트론 학습을 실행함.
 - [Step 7] 추적할 공모자번호와 참가한 공모자 번호가 동일한가?

- yes: 멀티미디어 핑거프린팅의 공모자 추적 DB에 등록하기 위하여 [Step 9]와 가중치와 바이어스 값 등록으로 [Step 10]을 실행.
- no: 동일하지 않으면, [Step 8]을 실행.
- [Step 8] 가중치와 바이어스를 새로운 값으로 갱신하고, [Step 6]을 다시 실행.
- [Step 9] 공모코드에 따른 공모자들의 DB
- [Step 10] XOR-ACC 신경망시스템의 가중치 및 바이어스 값의 DB

IV. 제안된 XOR-ACC의 실험 및 성능 평가

본 논문에서 제안한 그림 4의 XOR-ACC의 신경망 알고리즘의 실행 조건으로 사용자 수 $n=7$ 에 따라서 그림 3의 기반으로 입력층 7, 은닉층 7, 출력층 7을 갖는 다층 퍼셉트론 신경망으로 구현하였다. 사용자 핑거프린팅 코드는 BIBD 기반의 (7,3,1) 코드를 사용하였으며, 공모자 수는 $n-1$ 로 2~6명까지 조합으로 총 공모코드 119개의 공모공격을 시도하였다. 이중 XOR-공모공격은 XOR 문제성에 기인되어 56개의 공모추적의 오판정이 발생^[1]되었지만 제안된 XOR-ACC 신경망시스템에서 오판정은 0으로 실행결과를 표 7과 같다.

그리고 표 8은 그림 4의 제안알고리즘에서 **6, 7, 8**

표 7. 제안 알고리즘과 [1]의 실행결과 비교.
Table 7. Comparison between [1] and proposed algorithm.

XOR-ACC	[1]	제안 알고리즘
(공모자 오판정 수/총 공모공격 수)	56/119	0/119
공모자 검출방법	Correlation coefficient	Correlation coefficient + Multi-layer perceptron Neural network

표 8. [1]의 XOR-ACC 해결을 위한 제안 알고리즘의 에폭시 회수.

Table 8. Number of epoxy times of proposed algorithm for solving to XOR-ACC of [1].

총 오판정 수	총 공모검출 에폭시 회수	공모공격 1건당 평균 에폭시 회수	공모공격 1인당 평균 에폭시 회수
56	638	11.39	1.63

표 9. 표 3의 사용자 4의 비공모자 오판정 해결을 위한 XOR-ACC의 다층퍼셉트론 신경망 파라미터.

Table 9. Parameters of multi-layer perceptron neural network to solve the non-colluder misjudgment User 4 in Table 3.

Number of epoxy times	k	$W=w_{ji} \cdot w_{kj}$							$B=b_1 \cdot b_2$	Tp_k	O_k Proposed Algorithm	[1]
		W_1	W_2	W_3	W_4	W_5	W_6	W_7	B			
2	1	0.0198	-0.0177	-1.4873	-0.2812	-1.6007	0.1021	-0.3410	0.8974	0	1	0
		0.2880	0.2505	-1.2191	-0.4824	-1.8019	-0.0991	-0.5422	-0.1026		0	
2	2	0.4531	-0.4061	-0.7817	-0.8694	0.7659	-1.7247	-0.8433	0.3794	0	1	0
		0.721	-0.1379	-0.5135	-1.0706	0.5647	-1.9259	-1.0445	0.6206		0	
2	3	0.6671	-0.3116	0.1468	-1.0386	-0.2563	0.8343	-0.7299	1.1821	0	1	0
		0.9353	-0.0434	0.4150	-1.2398	-0.4575	0.6331	-0.9311	0.1821		0	
1	4	-1.0620	1.9018	0.3617	0.9529	-0.6622	-0.5465	-1.2966	-0.6098	0	0	1
2	5	-2.0108	-0.1538	2.5098	-0.4267	-0.1532	1.8452	-0.8237	-0.1910	1	0	1
		-2.2790	-0.4220	2.2416	-0.2255	0.0480	2.0464	-0.6225	0.8090		1	
1	6	0.5922	0.5108	-1.7573	0.4685	0.3933	0.6100	1.1819	-0.2827	1	1	1
2	7	-0.0842	-2.1713	-1.7281	0.2034	1.1050	0.6541	-0.5983	-2.1928	1	0	1
		-0.352	-2.4395	-1.9963	0.4046	1.3062	0.8553	-0.3971	-1.1928		1	

표 10. 표 5의 사용자 4의 비공모자 오판정 해결을 위한 XOR-ACC의 다층퍼셉트론 신경망 파라미터.

Table 10. Parameters of multi-layer perceptron neural network to solve the colluder misjudgment User 4 in Table 5.

Number of epoxy times	k	$W=w_{ji} \cdot w_{kj}$							$B=b_1 \cdot b_2$	Tp_k	O_k Proposed Algorithm	[1]
		W_1	W_2	W_3	W_4	W_5	W_6	W_7	B			
1	1	0.0198	-0.0177	-1.4873	-0.2812	-1.6007	0.1021	-0.3410	0.8974	1	1	1
1	2	0.4531	-0.4061	-0.7817	-0.8694	0.7659	-1.7247	-0.8433	0.3794	1	1	1
1	3	0.6671	-0.3116	0.1468	-1.0386	-0.2563	0.8343	-0.7299	1.1821	1	1	1
2	4	-1.0620	1.9018	0.3617	0.9529	-0.6622	-0.5465	-1.2966	-0.6098	1	0	0
		-0.8953	2.0685	0.5284	0.8279	-0.7872	-0.6715	-1.4216	0.3902		1	
1	5	-2.0108	-0.1538	2.5098	-0.4267	-0.1532	1.8452	-0.8237	-0.1910	0	0	0
1	6	0.5922	0.5108	-1.7573	0.4685	0.3933	0.6100	1.1819	-0.2827	0	0	0
1	7	-0.0842	-2.1713	-1.7281	0.2034	1.1050	0.6541	-0.5983	-2.1928	0	0	0

단계에서 56개의 공모자 오판정에 대한 학습과정의 에폭시(epoxy) 회수를 나타낸다.

표 3과 5의 공모자 오판정에 대한 XOR-ACC 신경망 시스템의 실행과정은 표 9, 10과 같다. 여기서 k는 신경망의 출력 번호로서 핑거프린팅 코드를 사용하는 사용자의 번호이다.

그리고 W 는 은닉층에 인가되는 w_1 과 출력층에 인가되는 w_2 의 가중치의 곱이며, B 는 은닉층과 출력층의 바이어스 b_1 과 b_2 의 곱이며, Tp_k 는 원하는 출력층의 값이며, O_k 는 신경망 출력값으로 '1'은 본 논문에서 추적하고자 하는 공모자이며 '0'은 비공모자이다. [1]의 결과와 비교해서 표 3과 5의 사용자 4에 대한 오판정된 공모자

와 비공모자의 해결(음영 셀)이 되었다.

실험에 사용된 [1]의 BIBD기반 {7,3,1}코드를 멀티미디어 핑거프린팅 코드로 사용한 XOR-ACC 스킴은 119개의 공모코드 중에서 49개를 커버하는 41.18%였으나, 그림 5와 같이 본 실험에서는 [1]의 공모자 및 비공모자의 오판정 56개 전체를 다층 퍼셉트론 신경망의 구현으로 (49+56)/119의 XOR-ACC로 88.24%의 효율성을 가졌다. 나머지 14개는 all 0s 및 all 1s의 비트열로 XOR-ACC에 사용할 수 없는 코드이다.

그림 5는 제안된 알고리즘과 [1]의 공모자 검출 수와 XOR-ACC의 효율성 비교를 보여주며, 표 11은 기존의 핑거프린팅 알고리즘들과 제안된 핑거프린팅 알고리즘

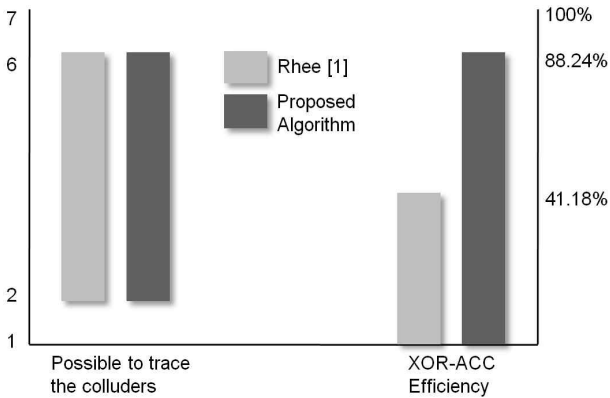


그림 5. 제안된 알고리즘과 [1]의 공모자 검출 수와 XOR-ACC의 효율성 비교
 Fig. 5. Comparison between number of detected colluders and XOR-ACC efficiency of proposed algorithm and [1].

표 11. 제안된 알고리즘과 기존 알고리즘의 성능비교
 Table 11. Performance comparison between the proposed algorithm and the conventional algorithms.

Fingerprinting algorithms	Anti-collusion Method	Possible to trace the colluders. (ACC efficiency)
Dittman[18]	d-detecting	2
Boneh[19]	c-secure	2
Trappe[4]	AND-ACC	2
Domingo_Ferrer[20]	3-secure	3
Rhee[1]	(AND, OR, XOR and Averaging)-ACC	$n-1$ (53%)
	XOR-ACC	(41.18%)
Proposed Algorithm	(AND, OR, XOR and Averaging)-ACC	$n-1$ (100%)
	XOR-ACC	$n-1$ (88.24%)

(n : Number of the total Users)

의 성능비교 표로써, 반공모 방법과 가능한 공모자 추적범위 그리고 ACC 효율성을 보여준다.

V. 결 론

본 논문에서는 제안된 BIBD 기반 코드의 멀티미디어 핑거프린팅 XOR-ACC 신경망시스템 구현으로 공모자와 비공모자의 추적판정에 대한 성능측정과 효율성 평가를 실행하였다.

반공모에 강한 탄력성을 갖는 BIBD 기반 코드로 기

존의 (AND, OR, XOR and Averaging)-ACC는 53% 효율성으로 XOR-ACC 부분은 41.18%의 낮은 효율성이었다. 더욱이 공모자가 추적에서 벗어난 경우가 23.5% 또한 비공모자가 공모자로 판정된 경우가 23.5%로 XOR 공모연산에서 모두 이루어졌다.

본 논문에서는 이러한 XOR-ACC를 기존의 상관계수 측정에 의한 ACC 효율성을 높이기 위하여 상관계수와 다층 퍼셉트론 학습의 신경망이 융합된 XOR-ACC 알고리즘이 부가된 (AND, OR, XOR and Averaging)-ACC는 공모자를 2~($n-1$)명까지 100% 추적할 수 있고, 여기서 XOR-ACC 부분의 효율성은 88.24%로 증가하였다.

본 논문에서 구현한 XOR-ACC 신경망 알고리즘은 논리적 공모연산공격 및 산술적 평균화공격으로 이루어진 다양한 공모공격에 대하여 멀티미디어 콘텐츠 저작권보호를 위한 공모자 및 불법배포자 추적에 광범위하게 응용할 수 있다.

감사의 글

본 연구 분야의 선행연구자들이 수행해 주신 연구결과가 있었기에 본 연구를 수행할 수 있어서, 선행연구자님들께 진심으로 경의를 표합니다. 그리고 뒤의 보이지 않은 심사위원들에게 감사의 말씀을 드립니다.

표절논문 인용주의

["유비쿼터스 네트워크 시스템에서의 미디어 보안에 관한 연구," 한국사이버테러정보전학회, [7권 1호-04], pp. 29-34, 2007.3]과

["A Study on Digital Media Security by Hopfield Neural Network," LNCS4493, ISNN '07 Proceedings of the 4th international symposium on Neural Networks: Advances in Neural Networks, Part III, pp.140-146]은 참고문헌 [21]의 내용전체를 표절한 논문으로 이를 인용할 시에 주의를 요합니다.

참조: <http://paper.chosun.ac.kr> (원저자 및 선임번호사)

참 고 문 헌

[1] 이강현, "BIBD 기반의 멀티미디어 핑거프린팅 코드의 공모코드들에 대한 공모자 추적," 대한전자공

- 학회, 전자공학회논문지 제46권, CI편, 제6호, 79-86쪽, 2009년 11월.
- [2] Trappe Wade, Wu Min, Liu K.J.R. "Collusion-resistant fingerprinting for multimedia," *Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP) 2002, IEEE International Conference on*, Volume: 4, pp. 3309-3312, 2002
- [3] V. Wahadaniah, Y. L. Guan, and H. C. Chua, "A New Collusion Attack and Its Performance Evaluation," *Proceedings in: IWDW*, pp. 88-103. 2002.
- [4] W. Trappe, M. Wu, J. Z. Wang, and K.J.R. Liu, "Anti-collusion fingerprinting for multimedia," *IEEE Trans. on Signal Processing*, Vol. 51, No. 3, pp. 1069-1087, 2003.
- [5] Y. Wu and Z. Zhao, "Collusion Attack to a Scalable AND-ACC Fingerprinting Scheme" *Proceedings of the SPIE*, vol. 6508 2X1-8, VCIP, 2007.
- [6] In Koo Kang, Choong-Hoon Lee, Hae-Yeoun Lee, Jong-Tae Kim, Heung-Kyu Lee, "Averaging attack resilient video fingerprinting," *ISCAS 2005, IEEE International Symposium on*, Vol. 6, pp. 5529-5532, 2005.
- [7] Minsky, M, L., & Papert, S.A.. *Perceptrons*. Cambridge, MA: MIT Press, 1969.
- [8] M.L. Minsky, and S.A. Papert, "*Perceptrons*", Cambridge, MA: The MIT Press, 1st ed. 1969, expanded edition 1988
- [9] D. Rumelhart, and J. McClelland, "*Parallel distributed processing*," vol.1, MIT Press, 1986
- [10] Trappe W., Min Wu, Wang Z.J., Liu K.J.R., "Anti-collusion fingerprinting for multimedia," *Signal Processing, IEEE Transactions on*, Volume: 51, Issue: 4, pp. 1069 - 1087, 2003
- [11] <http://mathworld.wolfram.com/BlockDesign.html>
- [12] 이강현, "포렌식 마킹을 위한 특징점 기반의 동적 멀티미디어 핑거프린팅 코드 설계," *대한전자공학 회, 전자공학회논문지*, 제48권 CI편 제4호, 27-34 쪽, 2011년 7월.
- [13] 이강현, "핑거프린팅 코드의 생성방법 및 이를 수행할 수 있는 프로그램이 저장된 매체," 대한민국 특허청, 10-2011-0061652, 2011.6.24
- [14] <http://lcn.epfl.ch/tutorial/english/mcpits/html/>
- [15] D.E. Rumelhart, G.E. Hinton, and R. J. Williams, "Learning representations by back propagation errors", *Nature*, vol.323, pp. 533-536, 1986.
- [16] H. Stone, "Analysis of Attacks on Image Watermarks with Randomized Coefficients," *NEC Technical Report*, 1996.
- [17] Minquan Cheng and Ying Miao, "On Anti-Collusion Codes and Detection Algorithms for Multimedia Fingerprinting," *IEEE Trans. ON INFORMATION THEORY*, VOL. 57, NO. 7, pp. 4843-4851, JULY 2011
- [18] J. Dittmann, "Combining Digital watermarks and Collusion Secure Fingerprints for Customer Copy Monitoring," *Proc. IEE Seminar Sec. Image & Image Auth.*, pp.128-132, Mar. 2000.
- [19] D. Boneh and J. Shaw, "Collusion-secure fingerprinting for digital data," *IEEE Tran. on Information Theory*, vol. 44, pp. 1897-1905, September 1998.
- [20] F. Sebe and Domingo-Ferrer, "Short 3-Secure Fingerprinting Codes for Copyright Protection," *Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 2384, pp.316-327, 2002.
- [21] 노진수, 이강현 "신경회로망에 의한 공모된 멀티미디어 핑거프린팅의 검출" *대한전자공학회 논문지* 제43권, CI편, 제4호, 80-87쪽, 2006년 7월.

저 자 소 개



이 강 현(평생회원)-교신저자
1979년, 1981년 조선대학교 전자공학과 공학사 및 석사
1991년 아주대학교대학원 공학박사
1977년~현재 조선대학교 전자공학과 교수/디자인공학과 겸임교수

1991년, 1994년 미 스탠포드대 CRC 협동연구원.
1996년 호주시드니대 SEDAL 객원교수
2000년~현재 한국 멀티미디어 기술사협회 이사
2000년~현재 아시아태평양 Silicon Sea Belt위원
2008년~현재 태국 임베디드시스템 협회 위원
2008년~현재 한국산업단지공단(호남) 전자부품 클러스터 운영위원
2002년 영국 런던대 객원교수
2002년 대한전자공학회 멀티미디어연구회전문위원장
2003년 한국 인터넷 방송/TV 학회 수석부회장
2002년 해동과학문화재단 해동논문상 수상
2010년 해동과학문화재단 해동논문상 수상
2011년~대한전자공학회 컴퓨터소사이터티 부회장
2005년~2008년 조선대학교 RIS지원 사업단장
<주관심분야 : 멀티미디어 시스템 설계, Ubiquitous convergence, 멀티미디어 포렌식>