딥러닝을 활용한 Simon 블록 암호 분석에 대한 연구

성효은[2], 김예원[2], 강주성[1,2], 염용진[1,2]*

국민대학교 정보보안암호수학과[1] / 금융정보보안학과[2]

{she000, fdt150, jskang, *salt}@kookmin.ac.kr

A Study on Cryptanalysis of Block Cipher Simon Using Deep Learning

Hyoeun Seong[1], Yewon Kim[1], Ju-Sung Kang[1,2], Yongjin Yeom[1,2]*

Dept. of Information Security, Cryptology, and Mathematics[1] /
Financial information security[2], Kookmin Univ.

요 약

딥러닝은 특정 데이터 집합의 특징을 스스로 학습하여 새로운 데이터에 대한 문제를 해결하는 데 범용성을 갖는다. Gohr는 Crypto2019에서 발표한 Speck 암호분석 논문을 통하여 블록 암호 안전성 분석에 딥러닝 기술이 적용 가능함을 보여주었다. 본 논문에서는 딥러닝 기술이 Speck과 유사한 구조를 가지는 Simon 암호분석에 사용될 경우에도 그 기능이 작동 가능한지를 실험적으로 확인하고, Gohr가 제시한 Key Averaging 알고리즘을 수학적으로 분석한다.

Ⅰ. 서 론

딥러닝(deep learning)은 다층 구조의 신경망(neural network) 모델로 데이터의 명시적이지 않은 특성을 스스로 추출하고 학습함으로써 인공지능적인 문제의 해법을 가능하게 한다. 암호분석(cryptanalysis) 분야에도 딥러닝을 기반 기술로 사용하려는 시도들이 있었으며, Crypto2019에서 Gohr[1]가 딥러닝을 라운드 수를 줄인 Speck 암호분석에 활용한 논문을 발표하여 기존의 방식인 차분분석(differential cryptanalysis)보다 높은 정확도로 Speck 암호분석이 가능함을 보였다.

본 논문에서는 [1]에 제시된 Key Averaging 알고리즘을 수학적으로 심층 분석하고, Speck과 유사한 블록 암호 Simon에 대한 딥러닝 기반 분석 가능성을 살펴본다.

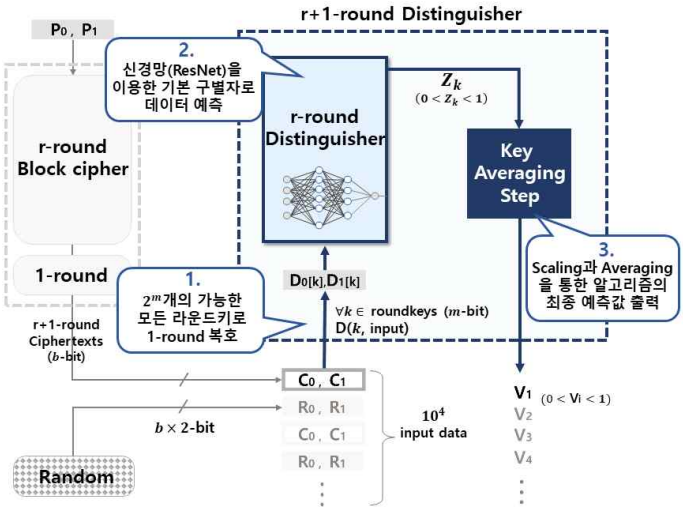
Ⅱ. Key Averaging 알고리즘

Gohr[1]는 딥러닝 기술 중 ResNet 구조의 CNN 모델을 사용하였다. 라운드 수를 r로 줄인 Speck(이하, r-라운드 Speck)으로 암호화된 데이터와 랜덤하게 생성된 데이터를 식별하는 구별자(distinguisher)로 CNN 모델을 사용한 것이다. r-라운드 구별자를 사용하여 (r+1)-라운드 암호문 데이터와 랜덤 데이터의 구별 정확도를 높이기 위해 Gohr는 분석 알고리즘의 핵심 단계인 Key Averaging 알고리즘을 제시하였다.

2.1 기본 구별자

기본 구별자는 CNN 모델을 사용하여 특정 평문 차분으로 생성된 암호문 쌍 데이터와 같은 길이의 랜덤 데이터를 구별한다. 모델 훈련에는 10^7개, 테스트에는 10^6개의 데이터가 각각 사용된다. 훈련된 구별자의 출력값 $Z \in (0,1)$가 0.5보다 크면 암호문 데이터로 구별하고, 그렇지 않은 경우엔 랜덤 데이터로 분류한다.

2.2 Key Averaging 알고리즘이 적용된 구별자



[그림 1] Key Averaging 알고리즘 동작 과정

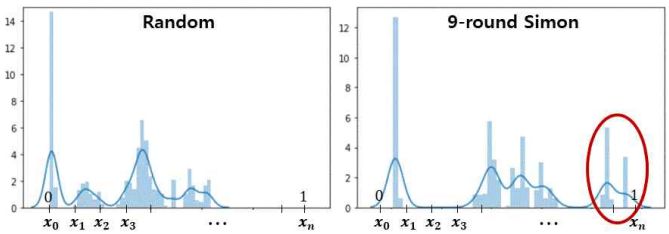
[그림1]은 Key Averaging 알고리즘을 이용한 구별자로 10^4개의 입력 데이터를 암호문 데이터와 랜덤 데이터로 구별하는 과정을 설명한다. 하나의 입력 데이터를 가능한 모든 (r+1)-라운드 키 후보로 복호화한 값들을 훈련된 딥러닝 모델인 기본 구별자를 통과시킨 후, Key Averaging 단계를 거친다. 최종 출력값 $V_i \in (0,1)$가 0.5보다 클 때, 입력 데이터를 (r+1)-라운드 암호문 데이터로 분류한다.

2.3 Key Averaging 단계의 내부 함수 분석

Key Averaging 단계는 다음 수식과 같이 Z_k의 범위를 조정하는 (scaling) 내부 함수 f로 구별자의 성능을 향상시킬 수 있다.

$$(0,1) \xrightarrow[Z_k' = \frac{Z_k}{1-Z_k}]{f} (0,\infty) \xrightarrow[V = \frac{Z}{1+Z}]{f^{-1}} (0,1)$$
$$Z_k \qquad Z = \sum_{k=0}^{2^m-1} Z_k' \qquad V$$

하나의 랜덤 데이터와 9-라운드 Simon 암호문 데이터를 각각의 입력으로 할 때, 2^m개의 라운드 키 후보 k에 대한 예측값 Z_k의 분포는 **[그림 2]**와 같은 차이를 보인다. 이때, f에 의해 우측 분포에 표시된 부분의 가중치(weight)를 크게 해줌으로써 두 분포의 구별 확률을 높인다.



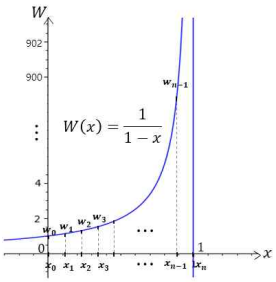
[그림 2] 신경망 예측값 Z_k의 분포의 예

Key Averaging 단계에서 가중치의 효과를 검증해 보기 위하여, Z_k의 범위 $(0,1)$을 균등하게 분할한 값들을 $x_0 = 0, x_1, x_2, \cdots, x_n = 1$라 하자. x_i의 가중치 값에 상관없이 전체 Z_k값이 Averaging 될 경우의 결과는 다음과 같다.

$$V = \frac{1}{2^m} \sum_{k=0}^{2^m-1} Z_k \qquad (1).$$

V_R, V_S가 각각 랜덤 데이터, 암호문 데이터에 대한 알고리즘 출력값이라고 할 때, 두 값은 큰 차이가 나지 않아 전체 (r+1)-라운드 구별자의 정확도가 낮아지게 된다.

한편, **[그림 2]**의 표시된 부분과 같이 암호문 데이터 분포에서만 나타나는 1에 가까운 값들에 큰 가중치를 두는 식 **(2)**로 Weighted Averaging 방법을 적용함으로써 **[그림 2]**와 같은 두 분포를 좀 더 효과적으로 구별하는 것이 가능할 것이다.



$$Z = \frac{1}{2^m} \sum_{k=0}^{2^m-1} W(Z_k) \bullet Z_k \qquad (2).$$

실제로 [1]에서는 좌측과 같은 분수 함수를 가중치 함수 W로 사용하였다.

내부 함수를 $f(Z_k) = W(Z_k) \bullet Z_k$라 하면 식 **(3)**에서와 같이 역함수를 취해줌으로써 결과값의 범위를 $(0,1)$로 환원시키는 것이 가능하다.

$$V = f^{-1}\left(\frac{1}{2^m} \sum_{k=0}^{2^m-1} f(Z_k)\right) \qquad (3).$$

그 결과 암호문 데이터에 대한 알고리즘 출력값 V_S가 더 높은 값을 가져 알고리즘의 정확도가 향상된다.

[그림 2]와 같은 분포를 가지는 9-라운드 Simon 암호문 데이터에 대한 식 **(1)**의 우리의 실험적 결과는 $V_S = 0.37 (< 0.5)$로 알고리즘이 데이터를 랜덤 데이터로 오판하는 결과를 보였으나, 식 **(3)**의 결과는 $V_S = 0.93 (\geq 0.5)$으로 알고리즘이 데이터를 올바르게 구별하였다.

Ⅲ. 딥러닝 기반 Simon 암호분석

본 논문의 Simon 암호분석 실험에는 NVIDIA Geforce TITAN X GPU를 사용하였으며, 기본적인 소스 코드는 [3]을 참고하였다. 기본 구별자로 사용된 CNN 모델의 은닉층은 32 커널로 이루어진 convolution layer 21층과 64 unit들로 이루어진 dense layer 2층으로 구성하였다. 한 모델의 200 epochs 훈련에 약 7시간 정도가 소요되었고, 훈련된 모델을 사용한 Key Averaging 알고리즘은 1시간 이내에 수행 가능하였다.

3.1 실험 과정

Simon의 각 라운드별로 먼저 r-라운드 기본 구별자를 생성한 후 Key Averaging 알고리즘을 적용한 (r+1)-라운드 구별자의 정확도를 측정하였다. 실험 데이터의 평문 차분은 Simon 차분분석 시 차분 특성 확률이 가장 높다고 알려진 $0x0000/0020$을 사용하였다[2].

3.2 실험 결과

구별자		Speck		Simon	
		기본 구별자	Key Averaging 알고리즘	기본 구별자	Key Averaging 알고리즘
라운드	5	0.927	-	-	-
	6	0.787	0.796	-	-
	7	0.611	0.633	0.938	-
	8	-	-	0.746	0.816
	9	-	-	0.607	0.659
	10	-	-	0.500	0.557

[표 1] 구별자의 정확도 측정 결과

[표 1]은 라운드별 구별자의 정확도를 측정한 결과로, 정확도는 구별자가 입력 데이터들 중 올바르게 구별한 데이터의 비율을 나타낸다. Speck 암호문 구별자의 경우 [1]에 게재된 정확도 범위 내에서 측정됨을 확인하였다. 또한, 해당 방법을 Simon 암호문의 구별자로 사용한 결과 Speck 암호의 5, 6, 7-라운드 구별자와 Simon 암호의 7, 8, 9-라운드 구별자가 유사한 정확도로 구별하는 것을 관찰할 수 있었다. Simon의 경우 Speck 암호보다 2 라운드 더 높은 9-라운드까지 구별 가능하였다.

Ⅳ. 결 론

본 논문에서는 딥러닝 모델을 Simon 암호분석에 사용 가능함을 확인하였고 [1]에 제안된 Key Averaging 알고리즘의 내부 함수의 기능에 대해 수학적으로 분석하고 실험적으로 확인하였다. Simon 암호분석에 기존에 사용된 기법을 적용한 결과 Speck 암호분석에서의 결과보다 2 라운드 더 높은 라운드까지 적용 가능하다는 결과를 얻을 수 있었다. 향후에 각 암호 알고리즘의 특성에 적합한 Key Averaging 알고리즘의 내부 함수에 대하여 데이터 분포를 효율적으로 구별하기 위한 관점의 연구가 필요할 것으로 사료된다.

참 고 문 헌

[1] Gohr Aron, “Improving Attacks on Round-Reduced Speck32/64 Using Deep Learning.” Annual International Cryptology Conference. Springer, Cham, 2019.

[2] Ray Beaulieu, Douglas Shors, and Jason Smit. “The Simon and Speck Families of Lightweight Block Ciphers.” National Security Agency, 2013.

[3] Gohr Aron, “gohr/deep_speck”, 2020, (https://github.com/agohr/deep_speck).