به نام خدا

پژوهشکده علوم کامپیوتر

پیشنهاد همکاری به‌عنوان تک پروژه مقیم

عنوان پروژه:

تحلیل رمز مبتنی بر یادگیری عمیق ۲

Deep Learning-Based Cryptanalysis II

مجری:

نصور باقری

بهمن ماه ۱۴۰۳

عنوان طرح: تحلیل رمز مبتنی بر یادگیری عمیق ۲

مجری اصلی: دکتر نصور باقری

آدرس محل کار: تهران، لویزان، دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی، دانشکده مهندسی برق، گروه مخابرات

چکیده: با گسترش روزافزون استفاده از یادگیری عمیق و شبکه‌های عصبی در علوم مختلف و موفقیت‌های حاصل از آن، در سال ۲۰۱۹ شبکه‌های عصبی عمیق برای تحلیل رمز تفاضلی اتخاذ شدند و پس از آن توجه فزاینده‌ای به این زمینه از تحقیقات جلب شد. اکثر تحقیقات انجام شده بر روی بهبود و به‌کارگیری تمایزگرهای عصبی متمرکز هستند و مطالعات محدودی نیز در رابطه با اصول ذاتی و ویژگی‌های یادگرفته شده توسط تمایزگرهای عصبی صورت گرفته است.

طرح پژوهشی فعلی، در راستای طرح سال گذشته است. در تحلیلهای انجام شده در یک سال گذشته، در این تحقیق با تمرکز بر روی سه رمز قالبی Speck، Simon و Simeck، ابتدا به بررسی فرایند و روش تحلیل رمز با کمک یادگیری عمیق پرداختیم. در این میان، عوامل مؤثر و مؤلفه‌های موجود در جهت دسترسی به عملکرد بهتر، واکاوی و مقایسه شد. همچنین با تشریح حملات و مقایسه نتایج، تا حدی به این سؤال پاسخ داده شد که آیا از شبکه‌های عصبی و یادگیری عمیق می‌توان به‌عنوان یک ابزار کارا برای تحلیل رمزهای قالبی استفاده نمود یا خیر.

در ادامه، تمایزگرهای عصبی تفاضلی ترکیبی ($MDND$) با ورودی چندگانه را برای این رمزهای سبک‌وزن تحت دو سناریوی تک کلید و کلید مرتبط بررسی شدند. با استفاده از یک روش تولید داده مبتنی بر تفاضل‌های ترکیبی چندگانه، داده‌های آموزشی دقیق‌تری تولید کرده و دقت مدل‌های پایه را بهبود بخشیدیم. در این راستا، آزمایش‌هایی نیز انجام داده‌ایم تا عملکرد ذاتی تمایزگرهای عصبی خود را درک، اعتبارسنجی و توجیه کنیم. نتایج تجربی ما نشان می‌دهد که تمایزگرهای $MDND$ از تمایزگرهای تفاضلی عصبی پایه (DND) از لحاظ دقت و تعداد دور بهتر عمل می‌کنند.

علاوه بر این، در پژوهش انجام شده به بررسی ادغام یادگیری عمیق با تحلیل رمز XOR-چرخشی (RX) برای بهبود ارزیابی امنیتی رمزهای قالبی شبه SIMON پرداختیم. هدف ما توسعه تمایزگرهای عصبی مؤثرتری برای این رمزها با استفاده از تکنیک‌های یادگیری عمیق بود. در جهت تحقق این امر، یک روش جدید تولید داده که آموزش شبکه عصبی را بهینه می‌کند، یک قالب داده ورودی نوآورانه طراحی شده برای تفاضل‌های RX و یک مدل شبکه عصبی عمیق که طراحی آن با ساختار الگوریتم‌های رمز شبه SIMON مطابق دارد توسعه داده شد. با استفاده از این موارد، تا کنون موفق شده ایم دقیق‌ترین تمایزگرهای عصبی کنونی را برای رمزهای SIMON و SIMECK ارائه دهیم. روش ارائه شده در این پژوهش تعداد دور تمایزگرهای عصبی نتایج قبلی را گسترش داده و دقت تمایزگرهای عصبی برای این رمزها را به طور قابل‌توجهی بهبود می‌بخشد.

هدف از ادامه طرح بهبود نتایج قبلی و گسترش دامنه عملکرد تمایزگرهای عصبی برای توابع با طول حالت بزرگ، مانند توابع چکیده ساز رمزنگاری، است که در تحقیقهای پیشین گمتر مورد توجه قرار گرفته اند. به عنوان نمونه مورد بررسی تمرکز بر خانواده توابع چکیده ساز SHA-2 خواهد بود.

کلید واژه‌ها: رمزنگاری متقارن، تحلیل رمز، یادگیری عمیق.

Abstract: With the rapid growth of deep learning and neural networks across various scientific fields, and the successes resulting from these advancements, in 2019, deep neural networks were adopted for differential cryptanalysis. Since then, there has been increasing attention to this area of research. Most of the research conducted has focused on improving and applying neural differentiators, with limited studies regarding the inherent principles and characteristics learned by these neural differentiators.

The current research project is a continuation of last year's work. In the analyses conducted over the past year, this research focuses on three lightweight cipher families—Speck, Simon, and Simeck—by first examining the process and method of cipher analysis using deep learning. Among these, the influential factors and components contributing to better performance were explored and compared. Additionally, by explaining the attacks and comparing the results, this research partially answers the question of whether neural networks and deep learning can be considered an efficient tool for analyzing lightweight ciphers.

Furthermore, hybrid multiple-input neural differentiators (MDND) were evaluated for these lightweight ciphers under two scenarios: single key and related keys. By employing a multiple combined difference-based data generation method, we produced more accurate training data, thereby improving the accuracy of base models. In this context, experiments were also conducted to understand, validate, and justify the inherent performance of the neural differentiators. Our experimental results show that MDND differentiators outperform basic differential neural differentiators (DND) in terms of accuracy and round count.

Moreover, the research investigated the integration of deep learning with XOR-rotating cipher analysis (RX) to improve the security evaluation of pseudo-SIMON ciphers. Our goal was to develop more efficient neural differentiators for these ciphers using deep learning techniques. To achieve this, a new data generation method that optimizes neural network training was developed, along with an innovative input data format designed for RX differences, and a deep neural network model whose design aligns with the structure of pseudo-SIMON cipher algorithms. Using these methods, we have successfully developed the most accurate neural differentiators for the SIMON and SIMECK ciphers to date. The approach proposed in this research extends the round count of neural differentiators from previous results and significantly improves the accuracy of neural differentiators for these ciphers.

The continuation of this project aims to improve previous results and expand the functionality of neural differentiators for larger state-length functions, such as cryptographic hash functions, which were previously given less attention in earlier research. As a case study, we focus on the SHA-2 family of cryptographic hash functions.

Key words: Symmetric cryptography, Cryptanalysis, Deep learning.

۱. پیشگفتار:

رمزنگاری[1]شاخه‌ای از علم رمزشناسی[2]و یک علم و فناوری حیاتی در عصر ارتباطات مدرن است. رمزنگاری اطلاعات حساس و مهم را به شیوه‌ای تبدیل می‌کند که تنها افراد مجاز به آن دسترسی دارند و افراد غیرمجاز نمی‌توانند آن را تفسیر کنند. از اهداف اصلی رمزنگاری می‌توان به حفظ محرمانگی[3]حریم خصوصی و امنیت اطلاعات اشاره کرد. در این فرآیند، اطلاعات اصلی با استفاده از یک الگوریتم (الگوریتم رمزگذاری) و یک کلید (کلید رمزگذاری) تبدیل می‌شوند. تنها افرادی که دارای کلید رمزگشایی معتبر هستند، می‌توانند اطلاعات را به حالت اصلی بازگردانند. در رمزنگاری حرفه‌ای، نه تنها متن اصلی[4]محافظت می‌شود، بلکه کلید رمزگذاری و رمزگشایی نیز مورد محافظت قرار می‌گیرد. این اصول امنیتی باعث می‌شوند که اطلاعات مهم در مقابل دسترسی غیرمجاز و حملات امنیتی محافظت شوند.

رمزنگاری متقارن[5]رایج‌ترین روش برای تضمین محرمانه بودن یک پیام یا اطلاعات است. هنگامی که سیستم رمزنگاری از یک کلید یکسان برای رمزگذاری و رمزگشایی استفاده می‌کند، متقارن نامیده می‌شود. در بیشتر موارد، رمزگذاری داده‌ها با استفاده از الگوریتم‌های متقارن توصیه می‌شود. رمزنگاری متقارن به شرطی که طول کلید رمزگذاری به اندازه کافی بزرگ باشد، ایمن و سریع است. کلید رمزگذاری از طریق یک کانال امن یا روش‌های رمزنگاری نامتقارن[6]مبادله می‌شود.

رمزهای متقارن به طور کلی به دو زیر دسته تقسیم می‌شوند: رمزهای جریانی[7]و رمزهای قالبی[8].رمزهای قالبی متن اصلی را به دنباله‌هایی با اندازه ثابت از بیت‌ها به نام بلوک یا قالب تقسیم می‌کنند و به طور بالقوه مقداری لایه‌گذاری[9]را اعمال می‌کنند. سپس روی هر بلوک روش رمزگذاری را اجرا می‌کنند.

ارزیابی امنیت یک الگوریتم رمزنگاری یک مسئله بسیار مهم است. در رمزنگاری متقارن، این امر معمولاً با ارزیابی مقاومت و انعطاف‌پذیری در برابر انواع حملات شناخته شده انجام می‌شود [۱]. حملات تفاضلی[10][۲] و خطی[11][۳] از اولین و مهم‌ترین حملات برای تحلیل رمزهای متقارن هستند. امنیت هر الگوریتم رمز طراحی‌شده در مرحله اول در برابر این حملات مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. از دیگر حملات شناخته‌شده می‌توان به حمله انتگرالی[12][۴]، حمله بومرنگ[13][۵] و حمله کلید مرتبط[14][۶] اشاره کرد.

یادگیری ماشین یک زیرشاخه از هوش مصنوعی[15]است که در آن، مدل‌ها و الگوریتم‌ها طراحی می‌شوند تا کامپیوترها بتوانند از داده‌ها یاد بگیرند و بدون نیاز به برنامه‌ریزی صریح، وظایف و مسائل خاص را انجام دهند. هدف اصلی یادگیری ماشین، استخراج الگوها و اطلاعات مفهومی از داده‌ها است به‌گونه‌ای که مدل‌ها قادر به تعمیم آن‌ها به داده‌های جدید

---

1 Cryptography
2 Cryptology
3 Confidentiality
4 Plaintext
5 Symmetric cryptography
6 Asymmetric cryptography
7 Stream cipher
8 Block cipher
9 Padding
1 Differential attack
1 Linear attack
1 Integral attack
1 Boomerang attack
1 Related-key attack
1 Artificial intelligence

باشند و پیش‌بینی‌ها و تصمیم‌گیری‌های دقیقی انجام دهند. برای دستیابی به این هدف، مراحلی شامل جمع‌آوری داده‌ها، پیش‌پردازش داده‌ها، انتخاب مدل، آموزش مدل، ارزیابی مدل و استفاده از مدل صورت می‌گیرد. یادگیری عمیق یک شاخه از یادگیری ماشین است که از شبکه‌های عصبی عمیق[1]استفاده می‌کند و در زمینه‌های مختلفی مانند طبقه‌بندی تصویر و ترجمه ماشینی[2]به کار گرفته شده است. هدف این است که داده‌ها را بر اساس برچسب‌هایشان که در چندین کلاس قرار دارند، طبقه‌بندی کنیم.

یادگیری ماشین و به‌خصوص یادگیری عمیق به‌تازگی به دلیل پیشرفت‌های چشمگیر در حوزه‌های مهمی مانند بینایی ماشین[3]، تشخیص گفتار[4]و غیره، توجه زیادی را به خود جلب کرده است. تحلیل رمز[5]و یادگیری ماشین، روش‌ها و ویژگی‌های مشترک بسیاری دارند. در برخی جنبه‌ها، پیداکردن کلید یک الگوریتم رمزنگاری معادل پیداکردن مجموعه مناسبی از وزن‌های شبکه‌های عصبی در یک الگوریتم یادگیری عمیق است. اما با وجود این شباهت‌ها و پیشرفت‌های اخیر در ابزارها و مدل‌های یادگیری عمیق، پژوهشگران در کاربرد تکنیک‌های یادگیری ماشین در تحلیل رمز پیشرفت چندانی نداشته‌اند.

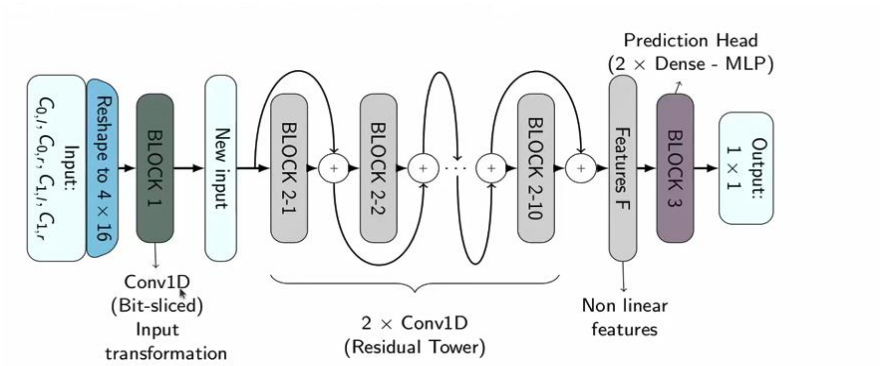
در سال ۲۰۱۹، یک نوع حمله جدید با کمک یادگیری ماشین به رمز قالبی SPECK پیشنهاد شد. با داشتن مبانی آن در تحلیل رمز تفاضلی[6]، ایده این است که جفت‌های متن رمزی[7]را که به یک تفاضل متن اصلی ثابت تعلق دارند از جفت‌های تصادفی متمایز کنیم. برای این کار، از شبکه های عصبی استفاده می‌شود که منجر به حمله بازیابی کلید ۱۱ دوری در SPECK32/64 می‌شود و حداقل با شبکه‌های کلاسیک قابل رقابت است [۷].

در حالی که واضح است که یادگیری ماشین به طور کامل جایگزین تحلیل رمز کلاسیک نخواهد شد، به ویژه از آنجایی که به تفاوت کاملاً واضحی در توزیع مسئله یادگیری نیاز دارد، این سوال مطرح می‌شود که چقدر این رویکرد عمومی است و تا چه حد می‌تواند کار یک تحلیل‌گر رمز را تکمیل کند. به عبارت دیگر، آیا می‌توانیم یادگیری ماشین را به‌عنوان ابزاری که به تحلیل رمز کمک می‌کند، شبیه به روشی که حل‌کننده‌های SAT[8] [۸] و MILP[9] [۹] تاکنون دیده‌اند، ببینیم؟

استفاده از یادگیری ماشین در تحلیل رمز متقارن می‌تواند به بهبود دقت، کاهش زمان و دادهٔ موردنیاز برای تحلیل رمز متقارن کمک کند. همچنین، با کشف الگوهای پیچیده توسط مدل یادگیری ماشین و افزایش قابلیت پیش‌بینی، می‌توان به بهبود روش‌های موجود در تحلیل رمز متقارن و توسعه آن دست‌یافت. در شکل ۱ معماری پایه استفاده شده برای تحلیل الگوریتم رمز SPECK32/64 توسط مقاله [۷] را مشاهده می‌نماییم. در این معماری از لایه‌های باقی‌مانده[10]کانولوشنی استفاده شده است. داده‌های ورودی به مدل، متن‌های رمزی حاصل از یک تفاضل ورودی معین برای کلاس توزیع حقیقی و حاصل از تفاضل ورودی تصادفی برای کلاس توزیع تصادفی هستند. هدف مدل ایجاد تمایزگر بین این دو توزیع، تبدیل مسئله تمایز به طبقه‌بندی و سپس استفاده از تمایزگر برای حمله بازیابی کلید است. ترکیب روش‌های تحلیل کلاسیک با

1 Deep neural network
2 Machine translation
3 Computer vision
4 Speech recognition
5 Cryptanalysis
6 Differential cryptanalysis
7 Ciphertext
8 Satisfiability
9 Mixed-Integer linear programming
1 Residual 0

«سرعت ماشین» برای ارزیابی کارآمد و هوشمندانه امنیت اجزای الگوریتم رمزنگاری، یکی از نکات و روندهای حیاتی تحقیقات کنونی است. توسعه هوش مصنوعی فرصت های جدیدی را برای تحلیل رمز فراهم می کند [۱۰].



شکل ۱. معماری شبکه عصبی استفاده شده در مقاله [۷] برای تحلیل الگوریتم‌های رمز قالبی

۲. پیشینه پژوهش:

در کنفرانس مطرح کریپتو ۲۰۱۹، آرون گور به طور خلاقانه‌ای یادگیری عمیق را با تحلیل رمز تفاضلی ترکیب می‌کند و آن را برای الگوریتم رمز قالبی Speck32/64 اعمال می کند، به این ترتیب تمایزگر عصبی (ND) می‌تواند از متمایز کننده مبتنی بر جدول توزیع تفاضل[1](DD) پیشی بگیرد. سپس، یک تمایزگر ترکیبی[2](HD) متشکل از یک ND و یک تفاضل کلاسیک[3](CD) با استراتژی‌های جستجوی کلید انتخابی منجر به حملات بازیابی کلید ۱۱ و ۱۲ دوری برای الگوریتم مذکور می‌شود [۷]. در کنفرانس یوروکریپت ۲۰۲۱، Benamira و همکاران، تحلیل کاملی از شبکه عصبی گور ارائه کردند. آنها کشف کردند که این تمایزگرها تصمیمات خود را بر اساس تفاضل جفت متن رمزی و تفاضل حالت داخلی در دورهای ماقبل آخر قرار می‌دهند [۱۱].

برای حمله به دورهای بیشتر، جزء CD یا ND باید گسترش یابد. در کنفرانس آسیاکریپت ۲۰۲۲، بائو و همکاران، اولین حملات ۱۳ دوری عملی و بهبود یافته ۱۲ دوری حملات بازیابی کلید مبتنی بر ND را برای الگوریتم Speck32/64 با تقویت CD ابداع کردند و به طور عمیق بیت‌های خنثی[4]تعمیم یافته‌تری از تفاضل‌ها را بررسی کردند. علاوه بر این، آن‌ها ND تا ۱۱ دور از الگوریتم رمز Simon32/64 را با استفاده از مدل‌های DenseNet و SENet به دست آوردند، بنابراین حمله عملی بازیابی کلید ۱۶ دور را ارائه دادند [۱۲]. ژانگ و همکاران بر بهبود دقت ND متمرکز شدند و ماژول تلقین[5]متشکل از لایه‌های کانولوشنی موازی چندگانه را قبل از شبکه باقی‌مانده اضافه کردند تا اطلاعات در ابعاد چندگانه را ضبط کند. تحت تأثیر بهبودهای ترکیب چندگانه، آن‌ها پیچیدگی زمانی حملات بازیابی کلید را برای ۱۲ و ۱۳ دور از الگوریتم Speck32/64 و ۱۶ دور از الگوریتم Simon32/64 کاهش دادند. آن‌ها همچنین اولین بازیابی کلید ۱۷ دور عملی را برای الگوریتم Simon32/64 ارائه کردند [۱۳].

در سال ۲۰۲۲، لیو و همکاران چارچوب گور را بهبود بخشیدند و آن را در الگوریتم Simeck32/64 اعمال کردند. آنها NDهای ۸ تا ۱۰ دور را برای الگوریتم Simeck32/64 به دست آوردند و حملات را برای ۱۳ تا ۱۵ دور از الگوریتم Simeck32/64 با پیچیدگی داده و زمانی کم با موفقیت انجام دادند [۱۴]. در همان سال، لو و همکاران جفت‌های متن

[1] Difference distribution table
[2] Hybrid distinguisher
[3] Classical differential
[4] Neutral bits
[5] Inception

رمزی چندگانه (۸ جفت متن رمزی) را برای آموزش شبکه عصبی SE-ResNet که با فرمت داده‌ای جدید برای الگوریتم‌های Simon و Simeck تغذیه می‌شد، به کار گرفتند. در نهایت، آنها ۹ تا ۱۲ دور ND برای الگوریتم Simeck32/64 به دست آوردند [۱۵].

در جدول ۱ نیز خلاصه و مقایسه‌ای از کارهای پیشین آورده شده است.

جدول ۱. مقایسه کارهای پیشین

خلاصه	مقاله
اثربخشی شبکه‌های عصبی در تحلیل تفاضلی.	گور [۷]
ثر تمایز مدل پرسپترون چندلایه MLP[1]	جین و همکاران [۱۶]
مقایسه تمایزگر شبکه عصبی و تمایزگر کلاسیک.	بلینی و همکاران [۱۷]
تأثیر تمایز مدل‌های مختلف یادگیری عمیق بر SIMON32/64.	تیان و همکاران [۱۸]
اثر تمایز مدل‌های FNN[2] و CNN[3].	وانگ و همکاران [۱۹]
اثربخشی تمایزگرهای یادگیری عمیق در رمزهای غیر مارکوف.	بکسی و همکاران [۲۰]
دقت تمایزگر برای الگوهای مختلف تفاضل ورودی.	هو و همکاران [۲۱]
یک چارچوب تمایزگر توسعه‌یافته با استفاده از یادگیری ماشین.	یاداو و همکاران [۲۲]
دقت تمایزگر برای الگوهای جفت متن رمزی چندگانه و متعدد.	چن و همکاران [۲۳]
تحلیل دقیق و توضیح کامل کار گور.	بنامیرا و همکاران [۱۱]
روش استخراج برای ویژگی‌های دقیق‌تر در تمایزگر عصبی.	گو و همکاران [۲۴]
بهینه‌سازی خودکار تمایزگرهای تفاضلی عصبی.	گور و همکاران [۱]

۳. دلایل انجام طرح:

اگرچه این یک سؤال طولانی‌مدت بوده است که آیا ماشین‌ها می‌توانند انجام وظایف تحلیل رمز را بیاموزند، پاسخ‌های مثبتی که توسط تحلیل رمزنگاری مبتنی بر یادگیری ماشین به دست می‌آید هنوز نادر است. این ایده برای اولین‌بار در سال ۲۰۱۹ با کار قابل‌توجهی که توسط گور انجام شد پاسخ مثبتی گرفت [۷]. تحقیقات حول این ایده صورت خواهد گرفت. دلایل ادامه طرح پیشنهادی شامل موارد زیر باشد:

۱. پیشرفت‌های حاصل از استفاده از یادگیری عمیق در رمزنگاری و تحلیل رمز

در سال‌های اخیر، استفاده از شبکه‌های عصبی عمیق در تحلیل رمزهای مختلف به ویژه تحلیل رمزهای سبک‌وزن، توجه گسترده‌ای را جلب کرده است. این پیشرفت‌ها ناشی از توانایی‌های بالای یادگیری عمیق در شناسایی الگوهای پیچیده و

[1] Multilayer perceptron
[2] Fully connected neural network
[3] Convolutional neural network

ارتباطات نامحسوس در داده‌ها است. در بسیاری از موارد، الگوریتم‌های قدیمی رمزنگاری که امن به نظر می‌رسیدند، اکنون به عنوان هدفی حملات مبتنی بر یادگیری عمیق لحاظ شده‌اند، اگر چه منجر به شکست آنها نشده است اما بعضا بهتر از حملات کلاسیک عما کرده است. این موضوع ضرورت انجام تحقیقات بیشتر در این زمینه را آشکار می‌کند تا بتوان از فناوری‌های جدید در جهت بهبود امنیت رمزها بهره برد.

۲. بهبود عملکرد تحلیل‌های رمز با استفاده از روش‌های نوین

پژوهش‌های انجام‌شده نشان می‌دهند که شبکه‌های عصبی به ویژه شبکه‌های عصبی عمیق، قادرند با تحلیل تفاوت‌های رمزهای مختلف و یادگیری ویژگی‌های این تفاوت‌ها، مدل‌هایی برای تشخیص ضعف‌های امنیتی ایجاد کنند که بعضا دقت بیشتری نسبت به روش‌های سنتی دارند. در این راستا، انجام طرح‌های پژوهشی برای بهبود دقت تحلیل رمز به‌ویژه در رمزهای سبک‌وزن بسیار ضروری است.

۳. توسعه و پیاده‌سازی تمایزگرهای عصبی جدید

به‌کارگیری تمایزگرهای عصبی برای تحلیل رمزها، خصوصاً رمزهای سبک‌وزن مانند Speck، Simon، و Simeck، نشان‌دهنده پتانسیل بالای این ابزارها در دنیای رمزنگاری است. با ایجاد تمایزگرهای عصبی جدید مانند تمایزگرهای عصبی تفاضلی ترکیبی (MDND) و بهبود داده‌های ورودی، می‌توان عملکرد مدل‌ها را به طور قابل توجهی افزایش داد. این تحقیق به‌ویژه از جنبه کاربردی آن در تحلیل رمزهای سبک‌وزن و فراهم کردن راهکارهای جدید برای مقابله با رمزهای پیچیده به‌عنوان یکی از دلایل مهم برای انجام این طرح قابل توجه است.

۴. ارزیابی و بررسی حملات جدید برای ارزیابی امنیت رمزها

به‌کارگیری مدل‌های یادگیری عمیق در تحلیل حملات به رمزها و مقایسه نتایج به‌دست آمده در برابر روش‌های سنتی، گامی مؤثر در ارزیابی و بهبود امنیت رمزها محسوب می‌شود. بررسی حملات و ارزیابی تأثیر آنها بر امنیت رمزهای پیچیده‌تر مانند SIMON و SIMECK، باعث می‌شود تا روش‌های جدید تحلیل رمز به‌طور دقیق‌تری در شرایط واقعی آزمایش شوند و در نتیجه به‌کارگیری این روش‌ها در دنیای واقعی عملی‌تر شود.

۵. گسترش دامنه تحقیقات برای رمزهای پیچیده‌تر

یکی از اهداف مهم این تحقیق، گسترش دامنه تحقیقات به رمزهای پیچیده‌تر و توابع چکیده‌ساز با طول حالت بزرگ‌تر مانند SHA-2 است. این توابع به دلیل کاربردهای فراوان در سیستم‌های رمزنگاری و احراز هویت، نقش مهمی در تضمین امنیت داده‌ها دارند. بهبود عملکرد مدل‌ها برای این توابع می‌تواند تأثیرات گسترده‌ای در تأمین امنیت اطلاعات در مقیاس‌های بزرگ داشته باشد.

۶. نقش یادگیری عمیق در تحلیل رمزهای کلاسیک و نوآوری در این حوزه

استفاده از الگوریتم‌های جدید یادگیری عمیق در تحلیل رمزهای کلاسیک و همچنین توابع جدید رمزنگاری، نوآوری‌های جدیدی را در این زمینه به‌وجود می‌آورد. این پروژه تلاش دارد تا با ارائه روش‌های نوین و بهبود روندهای فعلی، به تحلیل دقیق‌تر و امنیت بالاتر در رمزنگاری کمک کند.

۷. کاربردهای گسترده‌تر و بین‌رشته‌ای یادگیری عمیق

یادگیری عمیق تنها محدود به زمینه‌های خاص مانند تحلیل رمزها نیست، بلکه می‌تواند در سایر زمینه‌ها مانند امنیت شبکه، تحلیل داده‌های پزشکی، خودروهای خودران، و غیره نیز کاربرد داشته باشد. این طرح پژوهشی می‌تواند به‌عنوان پلی برای گسترش استفاده از یادگیری عمیق در سایر حوزه‌ها مورد استفاده قرار گیرد و نشان دهد که چگونه می‌توان از این فناوری‌های نوین برای حل مسائل پیچیده‌تر در علم و صنعت بهره برد.

۸. توسعه منابع داده و روش‌های آموزش مدل

در این تحقیق، از یک روش جدید تولید داده برای بهبود آموزش شبکه‌های عصبی استفاده شده است. این موضوع نشان‌دهنده توجه ویژه به کیفیت داده‌های آموزشی و نحوه بهبود آنها برای دستیابی به دقت بالاتر است. بهبود روش‌های تولید داده‌های آموزشی و بهینه‌سازی آنها می‌تواند اثرات زیادی در عملکرد مدل‌های یادگیری عمیق در حوزه‌های مختلف داشته باشد.

در نهایت، این طرح نه تنها به دلیل پیشرفت‌های علمی قابل توجه، بلکه به دلیل کاربردهای گسترده‌اش در زمینه امنیت داده‌ها و رمزنگاری، از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است..

۴. اهداف و محصولات طرح:

هدف ا صلی از این طرح بهبود ترفندهای تحلیل رمزهای متقارن مبتنی بر یادگیری عمیق ا ست ا ست. نتایجی که به‌تازگی با به کارگیری این روش‌ها حاصل شده‌است، بسیار امیدوارکننده است و توجه ویژه به آن در کشور نیز از نظر نگارنده یک ضرورت است.

اهداف فرعی که در کنار این هدف اصلی حاصل خواهند شد بر این پایه‌اند:

- کسب دانش، توسعه و ارتقای دانش موجود پیرامون موضوع تحلیل رمز به کمک یادگیری عمیق.
- به‌کارگیری مدل‌های یادگیری عمیق در کنار تحلیل رمز کلاسیک و کمک به آن.
- ارائه تمایزگر عصبی[1] برای رمزهای متقارن و روش بازیابی جزئی زیرکلید دور بر مبنای تمایزگرها.
- ترکیب، بهبود و توسعه روش‌های موجود در تحلیل رمزهای متقارن با استفاده از یادگیری عمیق و ارائه روش عمومی.
- امکان تحلیل رمزهای تحلیل نشده با این روش و نیز تحلیل رمزهای بومی.
- امکان تحلیل اجزا تشکیل‌دهنده الگوریتم‌های رمزنگاری مانند جعبه‌های جانشانی.

نتایج کمی مورد انتظار به‌صورت زیر است:

ارائه حداقل دو مقاله در مجلات معتبر حوزه.

۵. برنامه و نحوه اجرای طرح:

برنامه و نحوه اجرای طرح پژوهشی پیش‌نهادی در زمینه تحلیل رمز با استفاده از یادگیری عمیق به صورت زیر می‌باشد:

[1] Neural distinguisher

۱. بررسی پیشینه تحقیق

ابتدا با انجام یک مطالعه جامع بر روی پیشینه تحقیقات موجود در زمینه حملات مبتنی بر یادگیری عمیق و کاربرد آن در تحلیل رمز، شناختی کامل از وضعیت فعلی این حوزه و پتانسیل‌های موجود به دست می‌آید. این مرحله شامل بررسی پژوهش‌های مرتبط و تعیین نقاط قوت و ضعف آن‌ها می‌باشد.

۲. انتخاب الگوریتم‌های هدف

در این مرحله، چند الگوریتم رمزنگاری به عنوان هدف برای اعمال حملات مبتنی بر یادگیری عمیق انتخاب می‌شوند. این انتخاب بر اساس معیارهایی نظیر محبوبیت، میزان استفاده و چالش‌های امنیتی مرتبط با آن‌ها صورت می‌گیرد.

۳. توسعه شبکه‌های عصبی

سعی می‌شود شبکه‌های عصبی مناسب برای تحلیل الگوریتم‌های هدف توسعه داده شوند. این مرحله شامل طراحی، پیاده‌سازی و آموزش مدل‌های یادگیری عمیق برای انجام تحلیل رمز می‌باشد.

۴. راستی‌آزمایی ایده حمله

از ایده‌هایی که از دنیای تحلیل رمز کلاسیک نشات می‌گیرند، در یک مقیاس کوچک برای آزمودن صحت عملکرد حملات استفاده می‌شود. این مرحله به تأیید کارکرد شبکه‌های عصبی در شرایط کنترل‌شده کمک می‌کند.

۵. اعمال شبکه به الگوریتم‌های هدف

شبکه‌های عصبی نهایی‌شده به الگوریتم‌های رمزنگاری هدف اعمال می‌شوند. عملکرد و نتایج به‌دست‌آمده با نتایج موجود مقایسه می‌شوند تا اثرگذاری روش پیشنهادی ارزیابی گردد.

۶. انتشار و مستندسازی نتایج

در پایان، نتایج حاصل از تحقیق تحلیل شده و به‌صورت گزارش مستند می‌شوند. نتایج ممکن است از طریق مقاله‌های علمی، کنفرانس‌ها و دیگر رسانه‌ها منتشر شوند تا جامعه علمی از این یافته‌ها بهره‌برداری کند.

۶. برنامه زمانی:

شماره مرحله / فعالیت	نام مرحله / فعالیت	مرحله / فعالیت پیش‌نیاز	درصد وزنی به‌کل پروژه	مدت زمان اجرا (ماه)	نمودار زمان‌بندی (ماه)											
					۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲
۱	**بررسی پیشینه تحقیق**		٪۱۰	۲												
۲	**شبیه سازی نتایج موجود در مقیاس کوچک**	۱	٪۵	۲												
۳	انتخاب الگوریتم‌های هدف	۱و۲	٪۵	۲												
۴	توسعه نرم‌افزار و شبکه عصبی برای اعمال به کاندیداهای هدف	۲-۴	٪۱۵	۴												
۵	راستی آزمایی نتایج	۵	٪۵	۱												
۶	تکمیل شبکه و توسعه آن برای حمله به کاندیدهای هدف	۶	٪۲۰	۲												
۷	اعمال حملات طراحی شده به کاندیداهای هدف	۷	٪۳۰	۶												
۸	مستند سازی و انتشار نتایج	۱-۸	٪۱۰	۲												

۱. همکاران طرح:

- **دکتر نصور باقری**: دکتری الکترونیک- رمزنگاری، استاد تمام گروه مخابرات دانشکده مهندسی برق دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی (https://scholar.google.com/citations?user=32llx44AAAAJ&hl=en)
- دانشجوهای تحت هدایت

۲. ابزار مورد نیاز:

- کامپیوتر پرسرعت برای انجام شبیه سازی به‌همراه خط اینترنت با سرعت مناسب که تا اندازه‌ای فراهم است.

- امکان دسترسی به مستندات چاپ شده در زمینه رمزنگاری که در برگیرندهٔ آخرین دستاوردهای پژوهشگران این علم است. از جمله این مستندات می‌توان از مجله تخصصی Cryptology و مجموعه مقالات کنفرانس‌های Crypto، Eurocrypt، Asiacrypt، CHESE و FSE نام برد.

۳. بودجه‌بندی:

رده	شرح هزینه	مبلغ ماهیانه (ریال)	تعداد ماه	جمع (میلیون ریال)
۱	دستمزد	۵۰۰۰۰۰۰۰	۱۲	۶۰۰
۲	جمع کل			۶۰۰

۴. مراجع:

[1] Gohr, A., G. Leander, and P. Neumann, *An assessment of differential-neural distinguishers.* Cryptology ePrint Archive, 2022.

[2] Biham, E. and A. Shamir, *Differential cryptanalysis of DES-like cryptosystems.* Journal of CRYPTOLOGY, 1991. 4: p. 3-72.

[3] Matsui, M. *Linear cryptanalysis method for DES cipher*. in *Workshop on the Theory and Application of of Cryptographic Techniques*. 1993. Springer.

[4] Knudsen, L. and D. Wagner. *Integral cryptanalysis*. in *Fast Software Encryption: 9th International Workshop, FSE 2002 Leuven, Belgium, February 4–6, 2002 Revised Papers 9*. 2002. Springer.

[5] Wagner, D. *The boomerang attack*. in *International Workshop on Fast Software Encryption*. 1999. Springer.

[6] Biham, E., *New types of cryptanalytic attacks using related keys.* Journal of Cryptology, 1994. 7: p. 229-246.

[7] Gohr, A. *Improving attacks on round-reduced speck32/64 using deep learning*. in *Advances in Cryptology–CRYPTO 2019: 39th Annual International Cryptology Conference, Santa Barbara, CA, USA, August 18–22, 2019, Proceedings, Part II 39*. 2019. Springer.

[8] Soos, M., K. Nohl, and C. Castelluccia. *Extending SAT solvers to cryptographic problems*. in *International Conference on Theory and Applications of Satisfiability Testing*. 2009. Springer.

[9] Mouha, N., Q. Wang, D .Gu, and B. Preneel. *Differential and linear cryptanalysis using mixed-integer linear programming*. in *Information Security and Cryptology: 7th International Conference, Inscrypt 2011, Beijing, China, November 30–December 3, 2011. Revised Selected Papers 7* .2012 .Springer.

[10] Zhang, L., J. Lu, Z. Wang, and C. Li, *Improved Differential-neural Cryptanalysis for Round-reduced Simeck32/64.* arXiv preprint arXiv:2301.11601, 2023.

[11] Benamira, A., D. Gerault, T. Peyrin, and Q.Q. Tan. *A deeper look at machine learning-based cryptanalysis*. in *Advances in Cryptology–EUROCRYPT 2021: 40th Annual International Conference on the Theory and Applications of*

Cryptographic Techniques, Zagreb, Croatia, October 17–21, 2021, Proceedings, Part I 40. 2021. Springer.

[12] Bao, Z ,.et al. *Enhancing differential-neural cryptanalysis*. in *International Conference on the Theory and Application of Cryptology and Information Security*. 2022. Springer.

[13] Zhang, L., Z. Wang, and J. Guo, *Improving Differential-Neural Cryptanalysis with Inception.* Cryptology ePrint Archive, 2022.

[14] Lyu, L., Y. Tu, and Y. Zhang. *Deep Learning Assisted Key Recovery Attack for Round-Reduced Simeck32/64*. in *International Conference on Information Security*. 2022. Springer.

[15] Lu, J., et al., *Improved Neural Distinguishers with (Related-key) Differentials: Applications in SIMON and SIMECK.* IACR Cryptol. ePrint Arch., 2022. 2022: p. 30.

[16] Jain, A., V. Kohli, and G. Mishra, *Deep learning based differential distinguisher for lightweight cipher PRESENT.* Cryptology ePrint Archive, 2020.

[17] Bellini, E. and M. Rossi. *Performance comparison between deep learning-based and conventional cryptographic distinguishers*. in *Intelligent Computing: Proceedings of the 2021 Computing Conference, Volume 3*. 2021. Springer.

[18] Tian, W. and B. Hu, *Deep learning assisted differential cryptanalysis for the lightweight cipher simon.* KSII Transactions on Internet & Information Systems, 2021. 15.(٢)

[19] Wang, H., P. Cong, H. Jiang, and Y. Wei, *Security analysis of SIMON32/64 based on deep learning.* Computer Research and Development, 2021. 5: p. 1056-1064.

[20] Baksi, A. and A. Baksi, *Machine learning-assisted differential distinguishers for lightweight ciphers.* Classical and Physical Security of Symmetric Key Cryptographic Algorithms, 2022: p. 141-162.

[21] Hou, Z., J. Ren, and S. Chen, *Cryptanalysis of round-reduced SIMON32 based on deep learning.* Cryptology ePrint Archive, 2021.

[22] Yadav, T. and M. Kumar. *Differential-ml distinguisher: Machine learning based generic extension for differential cryptanalysis*. in *International Conference on Cryptology and Information Security in Latin America*. 2021. Springer.

[23] Chen, Y., Y. Shen, H. Yu, and S. Yuan, *A new neural distinguisher considering features derived from multiple ciphertext pairs.* The Computer Journal, 2023. 66(6): p. 1419-1433.

[24] Bao, Z., et al., *Conditional Differential-Neural Cryptanalysis.* IACR Cryptol. ePrint Arch., 2021. 2021: p. 719.