



## محاسبه توان ایستاندگی ذره پرتون در اهداف مختلف به وسیله شبکه‌های عصبی شعاعی و

### پرسپترون چند لایه

محمد رضا منجم زاده<sup>۱</sup> و محسن خردمند سعدی<sup>۱\*</sup>

<sup>۱</sup>گروه مهندسی هسته‌ای، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

<sup>\*</sup>تهران، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، گروه مهندسی هسته‌ای، کد پستی ۱۴۷۷۸۹۳۸۵۵.

پست الکترونیکی: mohsen.kheradmand@gmail.com

#### چکیده

محاسبه توان ایستاندگی و برد یون‌های مختلف به دلیل اهمیت ویژه آن‌ها در مباحث حفاظت در برابر اشعه و حفاظت‌سازی بسیار حائز اهمیت می‌باشد. اگرچه رابطه موسوم به بته-بلاخ بخوبی نحوه کاهش انرژی ذرات را توصیف می‌کند اما تفاوت سازوکارهای برهم‌کنش یون‌ها و ذرات سبک و سنگین در طیف وسیعی از مقادیر انرژی سبب می‌گردد تا برآورد دقیق این رابطه مستلزم ارائه تصحیحات مختلفی باشد. این تصحیحات در نواحی مختلف متفاوت بوده و بین آن‌ها هم‌پوشانی وجود دارد، به نحوی که نمی‌توان نسخه واحدی را برای طیف وسیعی از پرتابه‌ها و مقادیر انرژی ارائه کرد. این موضوع سبب پیچیدگی محاسبات مربوط به توان ایستاندگی می‌گردد. در این مقاله از تکنیک هوش مصنوعی مبتنی بر شبکه‌های عصبی شعاعی و پرسپترون چند لایه به منظور شبیه‌سازی تغییرات توان ایستاندگی بر حسب تغییرات انرژی پرتون فرودی در اهداف مختلف استفاده گردید. مقایسه نتایج حاصل از شبکه عصبی با نتایج محاسبات کد SRIM و نیز داده‌های تجربی نشان‌دهنده کارایی بالای روش پیشنهادی برای تغییرات توان ایستاندگی و معتبر بودن مدل مصنوعی به دست آمده است.

کلیدواژه‌گان: توان ایستاندگی، برد، شبکه عصبی، کد SRIM، رابطه بته-بلاخ.

#### ۱. مقدمه

و نیز بررسی افت انرژی پرتابه از منظر حفاظت‌سازی، بررسی و محاسبه توان ایستاندگی و برد یون‌ها در اهداف متفاوت دارای اهمیت ویژه‌ای است. با محاسبه دقیق توان ایستاندگی یون‌ها می‌توان برد آن‌ها را نیز با دقت خوبی تعیین کرد. چندین رابطه نیمه تجربی برای محاسبه توان ایستاندگی و برد ذرات توسط محققین پیشنهاد شده که برای یون‌های سبک مانند پرتون و آلفا نتایج نسبتاً دقیقی ارائه می‌دهند اما برای یون‌های سنگین خطای

توان ایستاندگی<sup>۱</sup> و برد<sup>۲</sup> دو پارامتر با اهمیت در مباحث حفاظت در برابر اشعه و حفاظت‌سازی هستند. توان ایستاندگی برای یون‌ها و ذرات باردار به صورت آهنگ خطی افت انرژی در واحد طول  $(\frac{dE}{dx})$  تعریف می‌گردد [۲،۱] و ضخامتی از ماده که ذره‌ای با انرژی جنبشی E، جرم M و بار z را کاملاً باز می‌ایستاند، برد ذره در آن ماده می‌نامند [۴،۳]. با توجه به اهمیت محاسبه میزان انرژی برجای مانده در ماده هدف از نظر دزیمتری

<sup>۱</sup> Stopping Power

<sup>۲</sup> Range

$$(1) \frac{dE}{dx} = 2\pi N_a r_e^2 m_e c^2 \rho \frac{Z}{A} \left[ \ln \left( \frac{2m_e \gamma^2 v^2 w_{max}}{\gamma^2} \right) - 2\beta^2 - \delta - \frac{2C}{Z} \right]$$

که در آن  $r_e$  شعاع کلاسیک الکترون،  $m_e$  جرم الکترون،  $N_a$  عدد آووگادرو،  $\rho$  چگالی ماده جاذب،  $Z$  عدد اتمی ماده جاذب،  $A$  عدد جرمی ماده جاذب،  $w_{max}$  ماکزیم انرژی منتقل شده در یک تک برخورد،  $\delta$  تصحیح چگالی و  $C$  ضریب تصحیح پوسته است [۲]. این تصحیحات در نواحی مختلف انرژی و برای ذرات مختلف کاملاً متفاوت است و مرز دقیق تغییرات کاملاً مشخص نیست به نحوی که در بسیاری از نواحی بین مدل‌های مختلف هم‌پوشانی وجود دارد [۶]. کد SRIM نخستین بار در سال ۱۹۸۵ به منظور محاسبه توان ایستاندگی و برد یونها توسط زیگلر<sup>۵</sup> و همکاران طراحی گردید و سپس برای اکثر عناصر و برخی از ترکیبات توسعه یافت [۷، ۴]. این نرم‌افزار توان ایستاندگی و برد یونها در داخل مواد را با استفاده از رفتار مکانیک کوانتومی برخورد یون-اتم محاسبه می‌کند [۷، ۴، ۳]. در انستیتو NIST آمریکا، برگر و همکاران مجموعه کدهای برخط ESTAR، PSTAR و ASTAR را توسعه دادند که به ترتیب به منظور محاسبه توان ایستاندگی عناصر در برابر ذرات الکترون، پروتون و هلیوم مورد استفاده قرار می‌گیرند [۸]. متأسفانه سورس این کدها در اختیار نویسندگان نبوده و در منوال‌های آن‌ها نیز اشاره‌ای به فیزیک سازوکارهای برهم‌کنش ذرات باردار با محیط نشده است. بنابراین نسبت به روابط تئوری و تصحیحات مورد استفاده در این‌گونه کدها اطلاعاتی در دسترس نیست.

### ۳. شبکه عصبی مصنوعی

در حالت کلی، یک شبکه عصبی زیستی از مجموعه یا مجموعه‌ای از نرون‌های به صورت فیزیکی به هم متصل یا از لحاظ عملکردی به هم وابسته تشکیل شده است. هر نرون

آن‌ها غیرقابل صرف‌نظر است [۵]. در این مقاله قصد داریم با استفاده از توانایی شبکه‌های عصبی مصنوعی<sup>۱</sup> در پردازش داده‌های تجربی و پیش‌بینی قانون نهفته در ورای این داده‌ها، مدلی جدید برای تخمین توان ایستاندگی مواد مختلف ارائه کنیم. به صورت خاص در نظر داریم توان ایستاندگی عناصر کربن، نقره، آلومینیوم و طلا در برابر پرتابه پروتون فرودی را با استفاده از شبکه عصبی شعاعی<sup>۲</sup> (RBF) و پرسپترون چندلایه<sup>۳</sup> (MLP) با بهره‌گیری از داده‌های آزمایشگاهی پائول هلموت مدل‌سازی کرده و نتایج به دست آمده را با نتایج آزمایشگاهی و نیز نتایج حاصل از کد SRIM مقایسه کنیم.

### ۲. توان ایستاندگی و کد SRIM

محاسبه توان ایستاندگی مستلزم درک مناسبی از سازوکارهای اتلاف انرژی ذرات باردار در محیط است. این سازوکارها عمدتاً بر مبنای یونش و برانگیزش، تابش ترمزی و گسیل تابش چرنکوف است. در مورد محاسبه توان ایستاندگی دو دسته از روابط موجود هستند. دسته اول بر مبنای دیدگاه کلاسیک از برهم‌کنش ذرات باردار و محیط است که به روابط بوهر موسوم می‌باشد. دسته دوم روابط بر مبنای روابط مکانیک کوانتومی و نسبیستی است که به معادله بته-بلاخ<sup>۴</sup> منتهی می‌گردد [۲]. به لحاظ تاریخی در ابتدا محاسبات کلاسیکی بوهر ارائه گردید که یک توصیف منطقی از اتلاف انرژی برای بسیاری از ذرات سنگین مثل ذره آلفا یا هسته‌های سنگین را ارائه می‌دهد. مدل بوهر به دلیل نادیده گرفتن اثرات کوانتومی، برای ذرات سبک‌تر مثل پروتون معتبر نیست. در نهایت پس از تحقیقات گسترده توسط محققین، رابطه بته-بلاخ با در نظر گرفتن اثرات کوانتومی، تصحیح تاثیر چگالی و نیز تصحیح پوسته به صورت زیر مطرح شد:

<sup>۱</sup> Multi-Layer Perceptron (MLP)

<sup>۴</sup> Bethe-Bloch

<sup>۵</sup> Ziegler

<sup>۱</sup> Artificial Neural Network (ANN)

<sup>۲</sup> Radial Basis Functions (RBF)

و نتایج کد SRIM مقایسه شده است. برای مقایسه دقیق تر نتایج از پارامتر ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب تعیین ( $R^2$ ) با تعاریف زیر استفاده شده است:

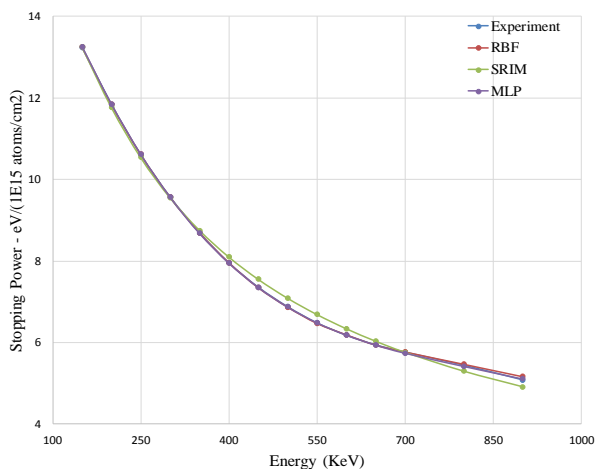
$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (t_i - O_i)^2}{n}} \quad (2)$$

$$R^2 = 1 - \left[ \frac{\sum_{i=1}^n (t_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i)^2} \right] \quad (3)$$

که در آن  $n$  تعداد داده‌ها،  $t$  داده‌های تجربی مربوط به توان ایستاندگی و برد و  $O$  مقادیر توان ایستاندگی و برد به دست آمده از شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد.

## ۵. نتایج

در شکل ۱ برای هدف کربن، نتایج حاصل از پیش بینی توان ایستاندگی توسط دو شبکه عصبی RBF و MLP با محاسبات نرم افزار SRIM و نیز داده‌های تجربی مقایسه شده است. همان‌گونه که ملاحظه می‌گردد شبکه عصبی مصنوعی پیش بینی بسیار مناسبی در تخمین توان ایستاندگی برای پرتابه پروتون نتیجه می‌دهد و داده‌ها در تطابق مناسبی با نتایج تجربی و نتایج حاصل از کد SRIM هستند. به منظور مقایسه بهتر نتایج، در جدول ۱ مقادیر عددی توان ایستاندگی پیش‌بینی شده توسط شبکه‌های عصبی RBF و MLP نشان داده شده و با نتایج تجربی و نیز کد SRIM مقایسه گردیده است.



شکل (۱): تغییرات توان ایستاندگی کربن در برابر پرتابه پروتون.

می‌تواند به تعداد بسیار زیادی از نرون‌ها وصل باشد و تعداد کل نرون‌ها و اتصالات بین آن‌ها می‌تواند بسیار زیاد باشد. به این ترتیب شبکه عصبی مصنوعی یک روش محاسباتی است که از تعداد زیادی نرون تشکیل می‌شود و مجموعه ورودی را به خروجی ربط می‌دهد. امروزه شبکه‌های عصبی مصنوعی به علت توانایی قابل توجه آن‌ها در استنتاج نتایج از داده‌های پیچیده و پیش‌بینی نقاط بدون دانستن هیچ گونه رابطه‌ای، کاربرد وسیعی پیدا کرده‌اند [۹، ۱۰]. یکی از پایه‌ای‌ترین مدل‌های عصبی موجود، مدل پرسپترون چند لایه است. در این نوع شبکه عصبی، بیش‌تر رفتار شبکه‌ای مغز انسان و انتشار سیگنال در آن مد نظر بوده است و از این رو، به نام شبکه‌های پیش‌خور<sup>۱</sup> نیز خوانده می‌شوند. مشابه الگوی شبکه‌های عصبی MLP، نوع دیگری از شبکه‌های عصبی وجود دارند که در آن‌ها واحدهای پردازنده، از نظر پردازشی بر موقعیت خاصی متمرکز هستند. این تمرکز، از طریق توابع شعاعی یا (به اختصار RBF) مدل‌سازی می‌شود [۱۱].

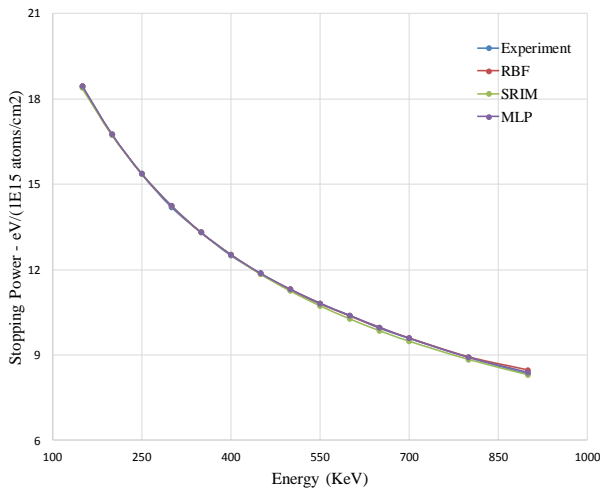
## ۴. روش کار

توان ایستاندگی عناصر کربن، آلومینیوم، نقره و طلا در برابر پرتابه پروتون در گستره انرژی از ۱۰۰ تا ۹۰۰ کیلو الکترون ولت توسط شبکه‌های عصبی شعاعی (RBF) و پرسپترون چند لایه (MLP) در نرم افزار MATLAB [۱۲] با بهره‌گیری از داده‌های تجربی پائول هلموت [۱۳] مدل‌سازی گردید. ورودی شبکه شامل عدد اتمی، عدد جرمی و چگالی هدف و انرژی پرتابه پروتون و خروجی شبکه توان ایستاندگی ماده هدف است. در مدل‌سازی حاضر تقریباً نیمی از داده‌های تجربی موجود، به عنوان ورودی به شبکه عصبی داده شده و در نهایت نتایج حاصل از روش ارائه شده به‌ازای مقادیری از انرژی ورودی که در آموزش شبکه عصبی نقشی نداشته‌اند با داده‌های تجربی

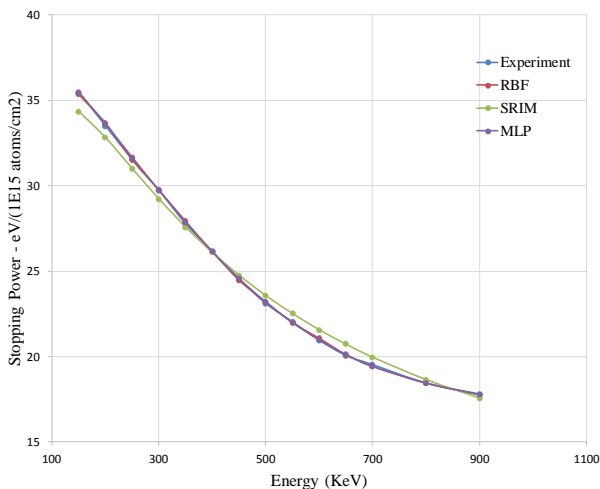
<sup>۱</sup> Feed forward Networks

جدول (۱): مقادیر توان ایستاندگی هدف کربن در برابر پرتابه پروتون.

Energy (Kev)	Stopping Power - eV/(1E <sup>15</sup> atoms/cm <sup>2</sup> )				Error (%) – Absolute value		
	Helmut (Experiment)	SRIM	RBF	MLP	Helmut vs SRIM	Helmut vs RBF	Helmut vs MLP
۱۵۰	۱۳/۲۴۱۴	۱۳/۲۵۵۱	۱۳/۲۵۳۶	۱۳/۲۶۰۶	۰/۱۰۳۷	۰/۰۹۲۱	۰/۱۴۵۰
۲۰۰	۱۱/۸۴۵۵	۱۱/۷۷۱۹	۱۱/۸۴۳۷	۱۱/۸۴۳۱	۰/۶۲۱۱	۰/۰۱۵۲	۰/۰۲۸۷
۲۵۰	۱۰/۶۰۹۱	۱۰/۵۳۹۹	۱۰/۶۱۵۸	۱۰/۶۱۵۱	۰/۶۵۲۳	۰/۰۶۳۲	۰/۰۵۶۶
۳۰۰	۹/۵۷۲۱	۹/۵۵۰۵	۹/۵۷۰۶	۹/۵۷۲۴	۰/۲۲۵۷	۰/۰۱۵۷	۰/۰۰۳۱
۳۵۰	۸/۶۹۴۷	۸/۷۵۳۵	۸/۶۹۷۲	۸/۶۹۴۶	۰/۶۷۵۸	۰/۰۲۸۸	۰/۰۰۱۲
۴۰۰	۷/۹۵۶۸	۸/۰۹۸۷	۷/۹۶۲۴	۷/۹۶۱۱	۱/۷۸۲۸	۰/۰۷۰۴	۰/۰۵۴۰
۴۵۰	۷/۳۵۸۶	۷/۵۵۲۰	۷/۳۴۹۹	۷/۳۵۵۵	۲/۶۲۸۵	۰/۱۱۸۲	۰/۰۴۲۱
۵۰۰	۶/۸۸۰۰	۷/۰۸۷۵	۶/۸۷۲۷	۶/۸۶۵۸	۳/۰۱۶۰	۰/۱۰۶۱	۰/۲۰۶۴
۵۵۰	۶/۴۸۱۱	۶/۶۸۷۱	۶/۴۷۳۱	۶/۴۸۰۱	۳/۱۷۸۱	۰/۱۲۳۴	۰/۰۱۵۴
۶۰۰	۶/۱۸۲۰	۶/۳۳۸۷	۶/۱۹۲۳	۶/۱۸۲۴	۲/۵۳۴۹	۰/۱۶۶۶	۰/۰۰۶۵
۶۵۰	۵/۹۴۲۷	۶/۰۳۲۴	۵/۹۳۸۰	۵/۹۵۱۴	۱/۵۰۹۳	۰/۰۷۹۱	۰/۱۴۶۴
۷۰۰	۵/۷۶۳۲	۵/۷۶۰۱	۵/۷۶۸۸	۵/۷۶۲۸	۰/۰۵۳۴	۰/۰۹۷۲	۰/۰۰۶۹
۸۰۰	۵/۴۴۴۱	۵/۲۹۶۷	۵/۴۶۷۳	۵/۴۳۳۱	۲/۷۰۸۰	۰/۴۲۶۱	۰/۲۰۲۱
۹۰۰	۵/۰۸۵۲	۴/۹۱۵۳	۵/۱۶۳۴	۵/۱۰۷۵	۳/۳۴۰۷	۱/۵۳۷۸	۰/۴۳۸۵

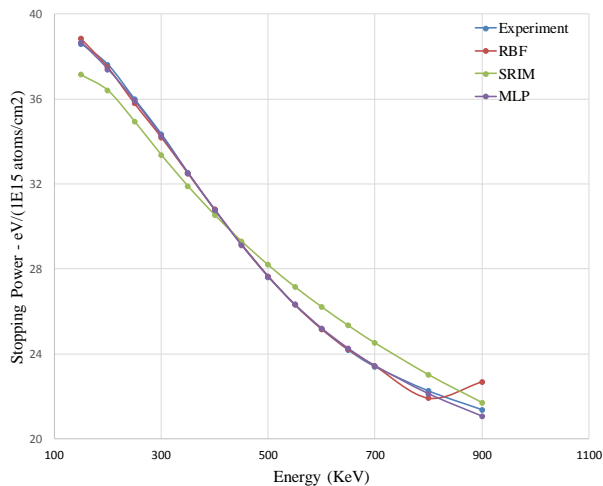


شکل (۲): تغییرات توان ایستاندگی آلومینیوم در برابر پرتابه پروتون.



شکل (۳): تغییرات توان ایستاندگی نقره در برابر پرتابه پروتون.

همان گونه که ملاحظه می گردد، داده ها در انطباق بسیار مناسبی با یکدیگر هستند به گونه ای که ماکزیمم خطای نسبی بین نتایج تجربی با پیش بینی شبکه عصبی حدود ۱/۵ درصد است و در مرز بالایی انرژی یعنی ۹۰۰ Mev ظاهر می گردد. در همین انرژی، خطای نسبی بین نتایج SRIM و نتایج تجربی ۳/۳ درصد است. در سایر انرژی ها نیز پیش بینی شبکه عصبی در مقایسه با SRIM به نتایج تجربی نزدیک تر است. در شکل های ۲ تا ۴ به ترتیب نتایج توان ایستاندگی آلومینیوم، نقره و طلا نشان داده شده است. در هر مورد نتایج شبکه های عصبی با داده های کد SRIM و نتایج تجربی مقایسه گردیده است. همان گونه که مشاهده می گردد شبکه عصبی مصنوعی پیش بینی بسیار مناسبی در تخمین توان ایستاندگی پرتابه پروتون ارائه می دهد. در جدول های ۲ تا ۴ به ترتیب مقادیر داده های توان ایستاندگی آلومینیوم، نقره و طلا در برابر پرتابه پروتون و در انرژی های مختلف نشان داده شده است. داده های پیش بینی شده توسط شبکه های عصبی RBF و MLP در تطابق بسیار خوبی با داده های تجربی و همچنین نتایج کد SRIM هستند.



شکل (۴): تغییرات توان ایستاندگی طلا در برابر پرتابه پروتون.

جدول (۲): مقادیر توان ایستاندگی هدف آلومینیوم در برابر پرتابه پروتون.

Energy (Kev)	Stopping Power - eV/(1E15 atoms/cm <sup>2</sup> )				Error (%) – Absolute value		
	Helmut (Experiment)	SRIM	RBF	MLP	Helmut vs SRIM	Helmut vs RBF	Helmut vs MLP
150	18/4562	18/3769	18/4454	18/4826	-0.4295	-0.585	-0.1430
200	16/7539	16/7314	16/7654	16/7792	-0.1343	-0.686	-0.1510
250	15/3652	15/3779	15/3751	15/3767	-0.825	-0.644	-0.748
300	14/2005	14/2554	14/2475	14/2338	-0.3866	-0.3310	-0.2345
350	13/3046	13/3136	13/3011	13/3004	-0.674	-0.263	-0.316
400	12/4983	12/5222	12/5378	12/5277	-0.1909	-0.3160	-0.2352
450	11/8711	11/8410	11/8482	11/8739	-0.2534	-0.1929	-0.2236
500	11/2887	11/2501	11/3097	11/3065	-0.3419	-0.1860	-0.1577
550	10/7960	10/7293	10/8088	10/8035	-0.6176	-0.1186	-0.695
600	10/3928	10/2687	10/3683	10/3510	-0.1944	-0.2357	-0.4022
650	9/9448	9/8541	9/9594	9/9417	-0.9120	-0.1468	-0.312
700	9/5865	9/4826	9/5929	9/5713	-0.837	-0.668	-0.1586
800	8/9145	8/8408	8/9266	8/9303	-0.8267	-0.1357	-0.1772
900	8/3322	8/3022	8/4633	8/3668	-0.3606	1/5734	-0.4153

جدول (۳): مقادیر توان ایستاندگی هدف نقره در برابر پرتابه پروتون.

Energy (Kev)	Stopping Power - eV/(1E15 atoms/cm <sup>2</sup> )				Error (%) – Absolute value		
	Helmut (Experiment)	SRIM	RBF	MLP	Helmut vs SRIM	Helmut vs RBF	Helmut vs MLP
150	35/4653	34/3416	35/2643	35/4656	3/1684	-0.2848	-0.008
200	23/4950	22/8101	23/6848	23/5809	2/0448	-0.5667	-0.2565
250	21/5247	21/0025	21/5285	21/6506	1/6565	-0.438	-0.3994
300	29/7325	29/2271	29/7565	29/7304	1/7033	-0.774	-0.104
350	27/7632	27/5830	27/9273	27/8782	-0.6492	-0.5911	-0.4142
400	26/1512	26/0898	26/1475	26/1451	-0.2349	-0.141	-0.233
450	24/5391	24/7672	24/4743	24/5695	-0.9294	-0.2641	-0.1239
500	23/1062	23/5750	23/2052	23/1750	2/0290	-0.4285	-0.2978
550	22/0315	22/5232	21/9780	21/9723	2/2319	-0.2428	-0.2687
600	20/9567	21/5717	21/0642	20/9605	2/9346	-0.5130	-0.181
650	20/0612	20/7304	20/1111	20/1296	3/3356	-0.2487	-0.3410
700	19/5238	19/9692	19/4125	19/4609	2/2813	-0.5701	-0.2322
800	18/4491	18/6573	18/4262	18/4886	1/1282	-0.1241	-0.2141
900	17/8043	17/5757	17/7476	17/7369	1/2840	-0.3185	-0.3786

جدول (۴): مقادیر توان ایستاندگی هدف طلا در برابر پرتابه پروتون.

Energy (Kev)	Stopping Power - eV/( $1E^{10}$ atoms/cm $^2$ )				Error (%) – Absolute value		
	Helmut (Experiment)	SRIM	RBF	MLP	Helmut vs SRIM	Helmut vs RBF	Helmut vs MLP
۱۵۰	۳۸/۵۹۵۸	۳۷/۱۳۸۸	۳۸/۸۴۹۵	۳۸/۶۶۰۲	۳/۷۷۴۹	-۰/۶۵۷۳	۰/۱۶۶۹
۲۰۰	۳۷/۶۱۴۶	۳۶/۴۰۵۰	۳۷/۴۹۶۳	۳۷/۳۹۲۶	۳/۲۱۵۸	-۰/۳۱۴۵	-۰/۵۹۰۲
۲۵۰	۳۵/۹۷۹۲	۳۴/۹۴۵۷	۳۵/۷۹۲۴	۳۵/۹۱۳۴	۲/۸۷۲۵	-۰/۵۱۹۲	۰/۱۸۲۹
۳۰۰	۳۴/۳۴۳۸	۳۳/۳۶۸۹	۳۴/۲۰۰۸	۳۴/۲۶۵۸	۲/۸۳۸۶	-۰/۴۱۶۴	۰/۲۲۷۱
۳۵۰	۳۲/۵۱۲۱	۳۱/۸۹۳۸	۳۲/۴۹۴۵	۳۲/۵۲۴۱	۱/۹۰۱۸	-۰/۵۴۱	-۰/۳۶۹
۴۰۰	۳۰/۷۷۸۵	۳۰/۵۳۹۷	۳۰/۷۸۳۵	۳۰/۷۸۰۰	-۰/۷۷۵۸	-۰/۱۶۲	-۰/۰۴۹
۴۵۰	۲۹/۱۴۳۱	۲۹/۳۰۶۴	۲۹/۱۶۲۱	۲۹/۱۲۲۸	-۰/۵۶۰۳	-۰/۰۶۵۲	-۰/۰۶۹۷
۵۰۰	۲۷/۶۳۸۵	۲۸/۱۸۳۶	۲۷/۶۵۱۳	۲۷/۶۱۹۰	۱/۹۷۲۴	-۰/۰۴۶۳	-۰/۰۷۰۶
۵۵۰	۲۶/۲۹۷۵	۲۷/۱۵۱۳	۲۶/۳۰۲۵	۲۶/۳۰۳۱	۳/۲۴۶۷	-۰/۱۹۰	-۰/۰۲۱۳
۶۰۰	۲۵/۱۵۲۷	۲۶/۲۰۹۳	۲۵/۱۶۴۹	۲۵/۱۷۹۳	۴/۲۰۰۸	-۰/۰۴۸۵	-۰/۱۰۵۸
۶۵۰	۲۴/۱۷۱۵	۲۵/۳۲۷۶	۲۴/۱۹۷۹	۲۴/۲۳۰۶	۴/۷۸۲۸	-۰/۱۰۹۲	-۰/۲۴۴۵
۷۰۰	۲۳/۳۸۶۵	۲۴/۵۰۶۱	۲۳/۴۱۴۴	۲۳/۴۲۸۹	۴/۷۸۷۲	-۰/۱۱۹۳	-۰/۱۸۱۳
۸۰۰	۲۲/۲۴۱۷	۲۳/۰۱۳۵	۲۱/۸۹۷۲	۲۲/۱۴۷۹	۳/۴۷۰۱	۱/۵۴۸۹	-۰/۴۲۱۷
۹۰۰	۲۱/۳۵۸۵	۲۱/۷۰۱۵	۲۱/۶۶۳۶	۲۱/۱۳۵۴	۱/۶۰۵۷	۱/۴۲۸۵	۱/۰۴۴۵

جدول (۶): خطای  $R^2$  برای نتایج نرم افزار SRIM و شبکه‌های

عصبی در مقایسه با نتایج تجربی.

طلا	نقره	آلومینیوم	کربن	خطای $R^2$
۰/۹۹۹۹۳	۰/۹۹۹۹۶۹	۰/۹۹۹۹۹۸	۰/۹۹۹۹۸۲	SRIM
۰/۹۹۹۹۹	۰/۹۹۹۹۹۹	۰/۹۹۹۹۹۹	۰/۹۹۹۹۹۹	RBF
۱/۰۰۰۰۰	۰/۹۹۹۹۹۹	۱/۰۰۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰۰۰	MLP

### ۶. نتیجه گیری

در این مقاله توان ایستاندگی مواد مختلف در برابر پرتابه پروتون فرودی با استفاده از شبکه‌های عصبی RBF و MLP مدل‌سازی گردید. مقایسه نتایج به دست آمده در اهداف مختلف کربن، آلومینیوم، نقره و طلا با نتایج حاصل از کد SRIM و نیز داده‌های تجربی نشان‌گر دقت بالای روش ارائه شده برای تخمین توان ایستاندگی عناصر مختلف است. همچنین پارامتر ریشه میانگین مربعات خطا و ضریب تعیین حاصل از شبکه عصبی مورد استفاده به طور قابل ملاحظه‌ای کم‌تر از کد SRIM است که بیان‌گر توانایی بالای شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدل‌سازی نتایج تجربی و کاربرد آن‌ها در پیش‌بینی مواردی است که نتایج آزمایشگاهی موجود نیست.

علاوه بر این به وضوح با سنگین‌تر شده هدف، اختلاف بین SRIM و داده‌های تجربی افزایش می‌یابد درحالی‌که نتایج استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی به نتایج تجربی نزدیک‌تر است. درمورد کد SRIM بیشینه خطا تا حدود ۴/۷۸ درصد (در هدف طلا) افزایش می‌یابد درحالی‌که ماکزیمم خطای شبکه عصبی در حدود ۱/۵ درصد ثابت می‌ماند. برای مقایسه بهتر نتایج، از پارامتر ریشه میانگین مربعات خطا (RSME) و ضریب تعیین ( $R^2$ ) استفاده شده است. این پارامترها به ترتیب در جدول‌های ۵ و ۶ نشان داده شده است. از مقایسه مقادیر RMSE و  $R^2$  ملاحظه می‌گردد که در هر چهار عنصر مورد بحث، نتایج شبکه عصبی مصنوعی تا حدود زیادی دقیق‌تر از نتایج کد SRIM بوده و در این بازه انرژی شبکه عصبی MLP تا حدی پاسخ مناسب‌تری نسبت به شبکه عصبی RBF دارد.

جدول (۵): RMSE برای نتایج نرم افزار SRIM و شبکه‌های

عصبی در مقایسه با نتایج تجربی.

طلا	نقره	آلومینیوم	کربن	خطای RMSE
۰/۹۰۶۹۶۷	۰/۵۲۹۸۸	۰/۰۶۴۴۸۴	۰/۱۳۱۰۷۶	SRIM
۰/۳۷۳۹۹۲	۰/۰۹۲۹۴	۰/۰۴۰۹۲۳	۰/۰۲۲۷۴۵	RBF
۰/۱۱۷۷۵۷	۰/۰۶۹۴۱	۰/۰۲۱۷۳۹	۰/۰۱۳۶۸	MLP

## ۷. مراجع

1. H. Cember, Th. E. Johnson. *Introduction to Health Physics*, 4th ed., Mc Graw Hill, New York, 1976.
2. W. R. Leo. *Techniques for Nuclear and Particle Physics Experiments*. Springer-Verlag New York Berlin Heidelberg, 1993.
3. J. F. Ziegler, J. P. Biersack, M. D. Ziegler, *The Stopping and Range of Ions in Solids*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 1985.
4. H. H. Andersen, J. F. Ziegler. *Helium Stopping Powers and Ranges in All Elements*. Pergamon Press, New York, 1977.
5. N. Tsoufanidis. *Measurement and Detection of Radiation*. Taylor & Francis, Washington, 1976.
6. M. Kheradmand Saadi, R. Machrafi, Development of a new code for stopping power and CSDA range calculation of incident charged particles, part A: Electron and positron. *Appl. Radiat. Isot.* 161 (2020) 109145.
7. <http://www.srim.org>
8. M. Berger, J. Coursey, M. Zucker. ESTAR, PSTAR, and ASTAR: Computer Programs for Calculating Stopping-Power and Range Tables for Electrons, Protons, and Helium Ions (version 1.21). National Institute of Standards and Technology, Gaithersburg, MD, 1999.
9. T. Martin, B. Hagan. *Neural Network Design*, Mark Beale MHB. Inc. PWS Publishing Company, 2000.
10. J. A. Anderson, L. A. Zadeh. *Neural Network and Fuzzy Systems*. Prentice-Hall, Englewood Cliff, NJ 07632, 1992.
11. M. M. Li, B. Verma. Nonlinear curve fitting to stopping power data using RBF neural networks. *Expert Syst. Appl.* 45 (2016) 161-171.
12. MATLAB 7. Neural network toolbox user's guide. Math Works Inc, 2009.
13. <https://www-nds.iaea.org/stopping/>