

## تعیین عمق اشباع در پراکندگی کامپتون با استفاده از مدل‌های مصنوعی

صالح اشرفی، داود علیزاده، اختای جهانبخش، آیدین قلعه اسدی\*

دانشکده فیزیک، دانشگاه تبریز، کد پستی ۱۶۴۷۱-۵۱۶۶۶، تبریز، ایران

### چکیده :

شدت فوتون‌های پراکندگی کامپتون پرتو گاما اطلاعات بسیار مفیدی در مورد توزیع چگالی الکترونی درون نمونه آزمایشی ارائه می‌دهد. به علت تضعیف شدت فوتون‌ها، کارایی این روش به عمق معینی از نمونه (عمق اشباع) محدود می‌شود که به انرژی و شدت فوتون‌های گسیلی و همچنین جنس نمونه مدنظر ارتباط دارد. در این مطالعه با اندازه‌گیری پراکندگی فوتون‌های  $662\text{keV}$  تحت زاویه  $90^\circ$  درجه از نمونه‌های مختلف به وسیله آشکارساز سوسوزن  $\text{NaI(Tl)}$  و بهره‌گیری از طیف به دست آمده با استفاده از الگوریتم شبکه‌های عصبی مصنوعی و سیستم‌های فازی بر پایه شبکه عصبی تطبیقی، عمق اشباع مواد مختلف را تعیین نموده‌ایم. برای آموزش شبکه از نمونه‌های با عمق اشباع معلوم و برای سنجش آن از نمونه‌های با عمق اشباع مجهول استفاده شده است. بیشترین دقت اندازه‌گیری با بکارگیری سیستم‌های فازی بر پایه شبکه عصبی تطبیقی بدست آمده است. بنابراین می‌توان از سیستم‌های فازی بر پایه شبکه عصبی تطبیقی برای تعیین عمق اشباع استفاده نمود.

**کلیدواژه‌ها:** پراکندگی کامپتون، عمق اشباع، شبکه‌های عصبی مصنوعی، سیستم‌های فازی بر پایه شبکه عصبی تطبیقی

## Determination of saturation depth in Compton scattering using artificial models

S. Ashrafi, D. Alizadeh, O. Jahanbakhsh, A. Ghalehasadi\*

Faculty of Physics, University of Tabriz, P.O.BOX: 51666-16471, Tabriz, Iran

### Abstract:

The intensity of Compton scattered  $\gamma$ -ray photons provide very useful information about the electron density distribution of a test sample. Because of photon attenuation, the application of this method is limited to a certain depth of the sample (saturation depth), which depends on the energy and intensity of emitted photons and also on the material of the sample. In this study, we measured the energy spectrum of the scattered photons of  $662\text{ keV}$  at  $90^\circ$  with a  $\text{NaI(Tl)}$  scintillator; and determined the saturation depth of the different materials by the Artificial Neural Network (ANN) algorithm and Adaptive Network-based Fuzzy Inference Systems (ANFIS). Two sets of samples with known and unknown saturation depth were used to train and test the network, respectively. The highest precision was achieved by using the Adaptive Network-based Fuzzy Inference Systems (ANFIS). Thus adaptive network-based fuzzy inference systems may be used to determine saturation depth.

**Keywords:** Compton scattering, Saturation depth, Artificial neural networks, Adaptive Network-based Fuzzy Inference Systems

## ۱. مقدمه

تابش‌های الکترومغناطیسی با انرژی بیش از  $E_\gamma > 100 \text{ keV}$  می‌توانند در ماده نفوذ کرده و در اثر پراکندگی کامپتون اطلاعاتی در باره ساختار داخلی آن به ما بدهند. مثال‌هایی از این نوع تصویربرداری عبارتند از: رادیوگرافی با استفاده از اشعه ایکس یا اشعه گاما که در آنها از امواجی با فرکانس‌های بالاتر از نور مرئی استفاده می‌شود [۱]. دلیل بکارگیری پرتوهای ایکس و گاما قدرت نفوذ بالای آنها در ماده است. در انجام تست‌های غیر مخرب ( $NDT$ )، معمولاً از اشعه ایکس و روش عبور استفاده می‌شود که در آن چشمه و آشکارساز در دو طرف ماده قرار می‌گیرند و میزان جذب فوتون‌های چشمه در ماده اندازه‌گیری می‌شود و چگالی متوسط ماده مورد مطالعه را در امتداد مسیر عبور فوتون‌ها به دست می‌آید. به علت اینکه توموگرافی به روش عبوری، یک سیستم تصویربرداری خطی می‌باشد، اثرات مجموعه نقاط روی یک خط با هم جمع می‌شوند، بنابراین داده‌های به دست آمده شامل اطلاعاتی از کل مسیر طی شده توسط فوتون‌ها، از چشمه تا آشکارساز است و در صورت وجود یک ناهنجاری در مسیر، تعیین محل دقیق آن غیرممکن می‌باشد [۲-۳]. از سوی دیگر در مواردی که دسترسی به دوطرف جسم امکان‌پذیر نباشد یا جسم مورد مطالعه خیلی بزرگ باشد بطوریکه تمامی فوتون‌ها در آن جذب شود و عملاً هیچ فوتونی به آشکارساز در آن سوی جسم نرسد، این روش عملی نبوده و دارای کارایی لازم نخواهد بود. با این وجود، می‌توان از روش پراکندگی به عنوان جایگزینی برای روش عبور استفاده نمود. در این روش آشکارساز و چشمه در یک طرف جسم قرار می‌گیرند، لذا آشکارساز به جای فوتون‌های عبوری فوتون‌های پراکنده شده را ثبت می‌کند و می‌توان با تنظیم زاویه دید آشکارساز نسبت به امتداد تابش چشمه، اطلاعاتی از هر نقطه ماده بدست آورد. توموگرافی کامپیوتری ( $CT$ ) بوسیله پراکندگی کامپتون یک شیوه موفق برای شناسایی داخلی مواد می‌باشد. زیرا اندرکنش فوتون‌ها شدیداً به چگالی ماده پراکنده بستگی دارد لذا اطلاعات بدست آمده از این روش مستقیماً به چگالی ماده بستگی داشته و می‌تواند هرگونه عدم یکنواختی در ماده را تعیین نماید. برای محدود کردن حجم اسکن شده در مقابل آشکارساز و چشمه، موازی‌سازی سربی قرار می‌دهند تا عیوب کوچکتر نیز در هدف قابل تشخیص باشد، بدین ترتیب با استفاده از اطلاعات بدست آمده از آشکارسازی فوتون‌های پراکنده شده تحت زاویه ۹۰ درجه، می‌توان بخش‌های کوچکی از ماده هدف را اسکن کرد. بدین ترتیب علاوه بر بهبود زمان روبش، یک روبش کامل و بخش به بخش از جسم مورد آزمایش انجام می‌پذیرد [۴]. این روش از سال ۱۹۷۵ بطور گسترده توسط پژوهشگران و مهندسان برای انجام تست‌های غیرمخرب و اسکن درون اجسام استفاده شده است ولی تقریباً در تمامی آنها از چشمه‌هایی با قدرت چندین کوری استفاده شده است. مواجهه با این مقدار زیاد تشعشع می‌تواند برای انسان بسیار خطرناک باشد. از سوی دیگر با توجه به اینکه ساختار اصلی طیف تجربی گاماها پراکنده شده، که توسط آشکارساز سوسوزن اندازه‌گیری می‌شود به فرآیندهایی نظیر پراکندگی کامپتون و میزان جذب در درون نمونه وابسته است با افزایش ضخامت نمونه، احتمال پراکندگی‌ها افزایش می‌یابد. با هر پراکندگی کامپتون انرژی فوتون‌ها و شدت آن تضعیف می‌شود، به طوری که بعد از ضخامت معینی عملاً شدت فوتون‌های پراکنده شده تغییر چندانی نمی‌کند. این ضخامت برای مواد مختلف به انرژی فوتون اولیه، قدرت چشمه و نوع ماده بستگی داشته و به آن عمق اشباع می‌گویند. برای بدست آوردن اطلاعات دقیق از نمونه باید عمق اشباع ماده مورد نظر معلوم باشد [۵-۶]. با توجه به اینکه می‌توان چگالی ماده را با استفاده از تعداد فوتون‌های پراکنده شده از سطح ماده مورد بررسی تعیین نمود، در نتیجه می‌توان عمق اشباع ماده را با استفاده از تعداد فوتون‌های پراکنده شده از سطح همان ماده به دست آورد. البته روش تجربی برای اندازه‌گیری عمق اشباع یقیناً منجر به جوابهای قابل اطمینانی خواهد شد ولی برای عملی نمودن آن باید آزمایش چندین بار برای عمق‌های مختلف تکرار گردد این فرایند نیازمند صرف وقت و هزینه بیشتری بوده و علی‌الخصوص میزان پرتوگیری آزمایشگران بصورت قابل توجهی افزایش خواهد یافت اما در روش پیشنهادی تنها یک بار اندازه‌گیری پرتوهای پراکنده شده از سطح نمونه برای برآورد عمق اشباع کافی خواهد بود. و نیز با توجه به اینکه هیچ فرمول خاصی برای تعیین عمق اشباع با استفاده از فوتون‌های پراکنده شده از سطح، برای یک چشمه خاص و نیز زاویه پراکندگی خاص وجود ندارد در این مقاله از سیستم‌های

فازی بر پایه شبکه عصبی تطبیقی<sup>۲</sup> و الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی<sup>۳</sup> برای مدلسازی استفاده شده است و نتایج این دو روش با یکدیگر مقایسه شده‌اند.

در سال‌های اخیر تحقیقات وسیعی در رابطه با کاربرد شبکه‌های عصبی مخصوصاً در شناسایی الگوها انجام گرفته است. شبکه‌های عصبی مصنوعی با پردازش داده‌های تجربی، دانش یا قانون نهفته در ورای داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند و برخلاف مدل‌های ریاضی نیازی به تعیین رابطه ریاضی بین ورودی‌ها و خروجی‌ها ندارند. بنابراین در مواردیکه امکان نشان دادن روابط پیچیده بین متغیرها در عبارات فیزیکی مشکل باشد توانایی زیادی دارند [۷]. یکی از معایب این روش، بالا بودن تعداد درجات آزادی و در نتیجه بزرگ بودن فضای محاسباتی و افزایش زمان محاسبات است. یکی از دیگر روش‌هایی که برای رفع این معایب بکار می‌رود، سیستم‌های فازی بر پایه شبکه عصبی تطبیقی می‌باشد [۸].

## ۲. شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی را می‌توان مدل‌های الکترونیکی از ساختار مغز انسان نامید. مکانیسم فراگیری و آموزش مغز اساساً بر تجربه استوار است مدل‌های الکترونیکی شبکه‌های عصبی طبیعی نیز براساس همین الگو بنا شده‌اند. این شبکه‌ها معمولاً به منظور فراگیری نقشه‌های ورودی-خروجی مجموعه‌ای از الگوها و نمونه‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرند. روابط کاربردی میان متغیرها، بدون اینکه نیازی به تعریف روابط میان تک تک متغیرها باشد، فراگرفته می‌شوند [۷]. عنصر پردازشی در شبکه‌های عصبی مصنوعی، نرون<sup>۴</sup> است که در آن سیگنال ورودی ( $p$ ) پس از تقویت یا تضعیف شدن به اندازه پارامتر وزن  $w$  به صورت یک سیگنال الکتریکی با اندازه  $W \times P$  وارد نرون می‌شود. مدل ریاضی یک نرون در شکل ۱ نشان داده شده است.

## ۳. سیستم‌های فازی بر پایه شبکه عصبی تطبیقی (انفیس)

نظریه مجموعه‌های فازی برای حل مسایلی که وابسته استدلال، تصمیم‌گیری و استنباط بشری هستند مطرح شده است. سیستم‌های فازی برخلاف شبکه‌های عصبی قادر به یادگیری نیستند برای رفع این نقص سیستمی تحت عنوان سیستم فازی بر پایه شبکه عصبی تطبیقی ارائه گردیده که مزایای مجموعه‌های فازی و شبکه عصبی مصنوعی را در خود جمع کرده است [۸-۹]. غالباً سیستم‌های انفیس را با استفاده از یک سیستم فازی تاکاگی-سوگنو-تانگ ( $TSK$ ) به کار می‌برند که برای دو ورودی ( $y, x$ ) با چهار قانون بصورت زیر است [۱۰]:

$f_1 = p_1 x + q_1 y + r_1$	قانون اول: اگر $x$ در مجموعه $A1$ و $y$ در مجموعه $B1$ قرار دارند آنگاه
$f_2 = p_2 x + q_2 y + r_2$	قانون دوم: اگر $x$ در مجموعه $A2$ و $y$ در مجموعه $B2$ قرار دارند آنگاه
$f_3 = p_3 x + q_3 y + r_3$	قانون سوم: اگر $x$ در مجموعه $A1$ و $y$ در مجموعه $B2$ قرار دارند آنگاه
$f_4 = p_4 x + q_4 y + r_4$	قانون چهارم: اگر $x$ در مجموعه $A2$ و $y$ در مجموعه $B1$ قرار دارند آنگاه

سیستم‌های انفیس شامل پنج لایه به شرح زیر می‌باشد:

لایه اول: داده‌های ورودی مطابق قوانین  $TSK$  فازی شده و با عبور از توابع عضویت، درجه عضویت هر یک مشخص می‌گردد. توابع عضویت می‌توانند بصورت گاوسی، زنگوله‌ای، مثلثی و ... باشند [۹].

لایه دوم: درجه فعالیت هر قانون از رابطه زیر تعیین می‌گردد:

<sup>2</sup> Adaptive Network Based Fuzzy Inference systems (ANFIS)

<sup>3</sup> Artificial Neural Network (ANN)

<sup>4</sup> Neuron

$$w_k = \mu_{A_k}(x) \times \mu_{B_k}(y) \quad (1)$$

که در آن  $\mu_{B_k}(y)$  درجه عضویت  $y$  در مجموعه فازی  $B_k$  و  $w_k$  درجه فعالیت قانون  $k$  ام است.

لایه سوم: درجه فعالیت نرمال شده قانون  $k$  ام بصورت زیر تعیین می‌گردد:

$$\bar{w}_k = \frac{w_k}{\sum_k w_k} \quad (2)$$

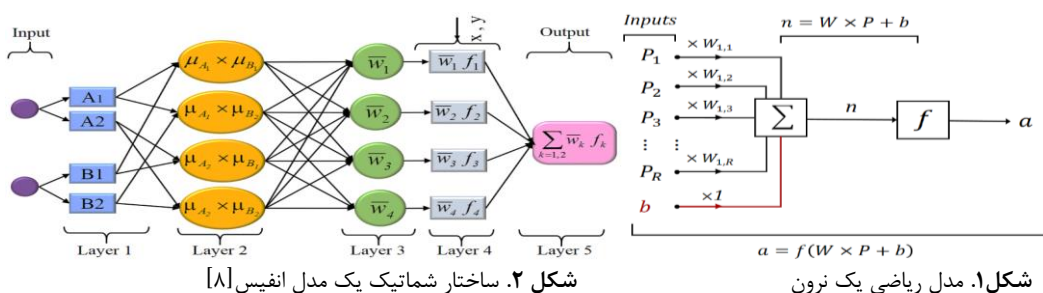
لایه چهارم: خروجی مربوط به قانون  $k$  ام از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$O_k = \bar{w}_k f_k = \bar{w}_k (p_k x + q_k y + r_k) \quad (3)$$

لایه پنجم: خروجی نهایی سیستم انفیس بصورت زیر محاسبه می‌شود:

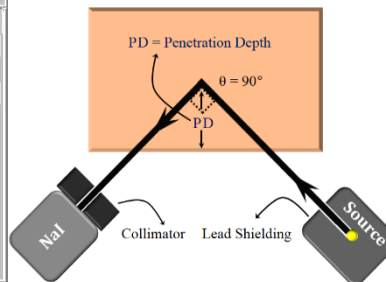
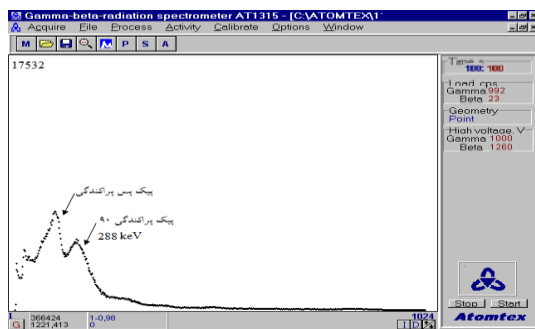
$$Output = \sum_k \bar{w}_k f_k \quad (4)$$

در شکل ۲ الگوریتم ساده‌ای از عملکرد لایه‌ها در مدل استنتاج عصبی فازی تطبیقی آورده شده است [۷].



#### ۴. روش کار

در این مطالعه از یک چشمه  $^{137}Cs$  با اکتیویته  $6 mCi$  استفاده شد. پرتوهای منبع رادیواکتیو از داخل یک موازی‌ساز سربی به شعاع داخلی  $0.25 cm$  عبور داده شد. با قرار دادن نمونه‌ها در مقابل چشمه، پرتوهای گاما پس از پراکندگی از هدف توسط آشکارساز  $NaI(Tl)$  به ابعاد  $3 in \times 3 in$  که تحت زاویه  $90^\circ$  درجه نسبت به پرتوهای فرودی قرار دارد ثبت شدند. به منظور جلوگیری از ورود پرتوهایی که در زاویه ای غیر از  $90^\circ$  درجه پراکنده شده‌اند، در مقابل آشکارساز یک موازی‌ساز سربی قرار داده شده است که برای جبران قدرت پایین چشمه و افزایش بازده هندسی سیستم (زاویه فضایی پوشش داده شده توسط آشکارساز از ناحیه پراکندگی) مقطع هندسی این موازی‌ساز مستطیل انتخاب گردیده است. علت انتخاب این زاویه، شکار بیشترین پرتوهای پس‌پراکنده است، چرا که در صفر درجه تعداد بسیار کمی پرتو پس‌پراکنده وجود دارد و در زاویه مخالف نیز صرفاً پرتوهای عبوری آشکار می‌شوند. آشکارساز بطور کامل با سرب پوشانده شده تا ورود پرتوهای زمینه و پرتوهای پراکندگی چندگانه، تا حد امکان حذف شود. شکل ۳ چیدمان شماتیک آزمایش را نشان می‌دهد.



شکل ۳. چیدمان شماتیک آزمایش. شکل ۴. طیف تجربی بدست آمده از فوتون‌های پراکندگی تحت زاویه ۹۰ درجه از نمونه آلومینیومی.

برای تعیین بیشترین عمق قابل اندازه‌گیری (عمق اشباع)، عمق‌های مختلفی از ماده مورد نظر را تحت تابش قرار دادیم و طیف فوتون‌های پراکنده شده را ثبت نمودیم. شکل ۴ طیف تجربی پراکنده شده از یک نمونه آلومینیومی را نشان می‌دهد که قله مربوط به فوتون‌های پراکندگی ۹۰ درجه (انرژی برابر با  $288 \text{ keV}$ ) در آن مشهود است. با افزایش عمق ناحیه پراکنده، این پیک رفته رفته کوچکتر شده و بعد از یک ضخامت خاص تشخیص آن امکان پذیر نمی‌باشد. این ضخامت به عنوان عمق اشباع برای ماده مورد آزمایش شناخته می‌شود. لازم به ذکر است که مطابق شکل ۵ علاوه بر پراکندگی ۹۰ درجه، یک پیک پراکندگی دیگر ناشی از آشکارسازی فوتون‌های پس پراکنده شده از محیط آزمایشگاه می‌باشد که منجر به پیچیدگی مساله شده و نیاز به استفاده از مدل‌های مصنوعی را ملزم می‌سازد. برای استفاده از شبکه عصبی در ابتدا با انتخاب ساختار بهینه (تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نرون‌ها در هر لایه) و الگوریتم آموزشی مناسب و داشتن تعدادی داده‌ی اولیه، شبکه عصبی آموزش داده می‌شود و سپس از این شبکه در فاز کاری برای پیش‌بینی مقادیر مجهول عمق اشباع عناصر دیگری که تعداد فوتون‌های پس پراکنده شده از آنها از آزمایش به دست آمده است استفاده می‌شود.

در این مقاله، با استفاده از یک چشمه با قدرت ۶ میلی کوری، عمق اشباع و تعداد فوتون‌های پراکنده شده از سطح برای تعدادی از عناصر به دست آمده است و داده‌های به دست آمده برای آموزش شبکه‌های عصبی با الگوریتم‌های متفاوت استفاده شده است. سپس برای اطمینان از آموزش صحیح شبکه و مدل بدست آمده نتایج برای داده‌های مورد استفاده در فاز آموزشی با داده‌های تجربی مقایسه شده است. پس از انتخاب الگوریتم مناسب، از شبکه آموزش دیده که ورودی آن تعداد فوتون‌های پراکنده شده از سطح مواد و خروجی آن عمق اشباع همان مواد است در تعیین عمق اشباع تعداد دیگری از عناصر که قبلاً در فرآیند آموزش شرکت نکرده‌اند استفاده شده است و نتایج به دست آمده با نتایج حاصل از روش سیستم‌های فازی بر پایه شبکه عصبی تطبیقی مقایسه گردیده است. برای آموزش مدل‌های مصنوعی از داده‌های مربوط به پلی اتیلن، منیزیم، برلیوم، شیشه، آلومینیوم، تیتانیوم و آهن استفاده و پس از اطمینان از مدل بدست آمده از این شبکه برای یافتن عمق اشباع پلی اتیلن، سنگ نمک، تیتانیوم و استیل بکاربرده شده است. همچنین از سیستم انفیس با تعداد ۳ تابع عضویت گاوسی ترکیبی با تعداد ۳ قانون خطی و ۳ الگوریتم آموزش ترکیبی استفاده شده است که در آن ورودی مدل، تعداد فوتون‌های آشکار در عمق  $0.5 \text{ cm}$  و خروجی مدل، عمق اشباع ماده مورد نظر می‌باشد. همچنین شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده دارای دو لایه پنهان با تعداد به ترتیب ۸ و ۱۱ نرون در لایه‌های پنهان اول و دوم با تابع عضویت تانژانت سیمگویید<sup>۵</sup> و الگوریتم آموزشی لونیبرگ-مارکوآرت<sup>۶</sup> ( $LM$ ) بوده است.

<sup>5</sup> tansig

<sup>6</sup> Levenberg-Marquardt

برای ارزیابی و مقایسه نتایج حاصل از پیش‌بینی از کمیات زیر استفاده می‌شود:

(۱) ریشه میانگین مربعات خطا که پراکندگی داده‌های تجربی را نشان می‌دهد.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (t_i - o_i)^2}{n}} \quad (5)$$

(۲) کسر مطلق واریانس که معیاری از میزان قابل استفاده بوده داده‌ها در آنالیزهای رگرسیونی چندگانه است.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (t_i - o_i)^2}{\sum_{i=1}^n (o_i - \bar{o})^2} \quad (6)$$

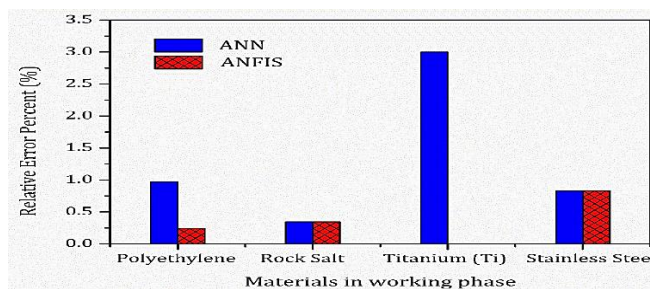
کسر مطلق واریانس بین ۰ و ۱ تغییر می‌کند که مقادیر نزدیک‌تر به ۱ بیان کننده نتایج بهتر می‌باشد.  $n$  تعداد داده‌ها،  $t$  داده‌های تجربی مربوط به چگالی،  $\bar{o}$  میانگین داده‌های تجربی و  $o$  مقادیر چگالی به دست آمده از مدل‌های مصنوعی می‌باشد.

### ۵. نتیجه‌گیری

در این مقاله اندازه‌گیری عمق اشباع مواد با استفاده از پس‌پراکندگی کامپتون توسط شبکه عصبی مصنوعی و سیستم‌های فازی بر پایه شبکه عصبی تطبیقی مدل‌سازی شده است. نتایج هر دو روش و خطای آنها در تعیین مقادیر تجربی در جدول ۱ و شکل ۵ نشان داده شده است، هر دو روش با دقت بسیار خوبی می‌توانند مقادیر عمق اشباع را تعیین کنند.

جدول ۱. مقایسه پارامترهای  $RMSE$  و  $R^2$  برای ارزیابی دقت مدل‌های مصنوعی در پیش‌بینی داده‌های تجربی

	Learning Phase		Working Phase	
	ANN	ANFIS	ANN	ANFIS
RMSE	0.1936	0.0791	0.3674	0.0866
$R^2$	0.9995	0.9999	0.9989	0.9999



شکل ۵. نمودار مقایسه نتایج خطای نسبی دو روش الگوریتم شبکه عصبی و سیستم فازی منطبق بر پایه شبکه عصبی

همانطور که مشاهده می‌شود سیستم فازی منطبق بر پایه شبکه عصبی تطبیقی نتایج بسیار بهتری نسبت به شبکه عصبی مصنوعی نشان می‌دهد و با استفاده از مدل به دست آمده می‌توان عمق اشباع مجهول مواد دیگر را با دقت خوبی تعیین نمود.

## ۶. مراجع

- [1] A.D. Sabharwal, and B.S. Sandhu, *Investigations of effect of target thickness and detector collimation on 662 keV multiply backscattered gamma photons*, Radiat. Meas. **44**, (2009), 411.
- [2] G.F. Knoll, *Radiation Detection and Measurement*, (John Wiley & Sons, 2010).
- [3] J. Wang, Y. Wang, and Z. Chi, *Continuous reconstruction of density image from Compton scattered energy spectra with neural network*, IEE Proc.-Sci. Meas. Technol. **146**, (1999), 235.
- [4] I.L.M Silva, R.T Lopes, and E.F.O deJesus, *Tube defects inspection technique by using Compton gamma-rays backscattering*, Nucl. Instrum. Methods Phys. Rese. A. **422**, (1999), 957.
- [5] M. Singh et al. *Effect of detector collimator and sample thickness on 0.662 MeV multiply Compton-scattered gamma rays*, Appl. radiat. Isot. **64**, (2006), 373.
- [6] A.D. Sabharwal et al. *Response function of NaI (Tl) detectors and multiple backscattering of gamma rays in aluminium*, Appl. radiat. Isot. **66**, (2008), 1467.
- [7] S. Ashrafi, O. Jahanbakhsh, and D. Alizadeh, *Application of artificial neural network in non-destructive Compton scattering densitometry*, Nucl. Instrum. Methods Phys. Rese. A. **760**, (2014), 1.
- [8] S. Badii et al. *Unfolding of fast neutron spectra by superheated drop detectors using Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System (ANFIS)*, Nucl. Instrum. Methods Phys. Rese. A. **944**, (2019), 162517.
- [9] Jang.J.S.R, *ANFIS: Adaptive Network Based Fuzzy Inference System*, IEEEtrans on Sys, Man and Cyb. **23**, 3, (1993), 665.
- [10] Jang. J. S. R and Sun. C. T, *Neuro-Fuzzy Modeling and Control*, Proceedings of the IEEE, **83**, 3, (1995), 378.