

تعیین عمق اشباع در پراکندگی کامپتون با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

صالح اشرفی، داود علیزاده و اختای جهانبخش

دانشکده فیزیک، دانشگاه تبریز، تبریز

(دریافت مقاله: ۱۳۹۵/۰۱/۳۱؛ دریافت نسخه نهایی: ۱۳۹۶/۰۸/۰۱)

چکیده

شدت فوتون‌های پراکندگی کامپتون پرتو گاما اطلاعات 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. عمق اشباع به انرژی و شدت فوتون‌های اولیه و جنس نمونه مورد بررسی ارتباط دارد. در این مطالعه با اندازه‌گیری پراکندگی فوتون‌های 662 keV تحت زاویه 90° درجه از نمونه‌های مختلف به وسیله آشکارساز سوسوزن NaI(Tl) و با آنالیز طیف حاصله به کمک شبکه‌های عصبی عمق اشباع نمونه‌ها را تعیین کرده‌ایم. برای آموزش شبکه از نمونه‌های با چگالی معلوم و برای آزمایش آن از نمونه‌های با چگالی مجهول استفاده شده است. بیشترین دقت اندازه‌گیری (با خطای نسبی 0.15%) با به کارگیری الگوریتم لونبرگ-مارکوارت (L-M) با پنج لایه مخفی به دست آمده است.

واژه‌های کلیدی: پراکندگی کامپتون، عمق اشباع، شبکه‌های عصبی مصنوعی، الگوریتم لونبرگ-مارکوارت (L-M)

۱. مقدمه

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 این که 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

تابش‌های الکترومغناطیسی با انرژی بیش از $E_\gamma > 100 \text{ keV}$ می‌توانند در ماده نفوذ کرده و در اثر پراکندگی کامپتون اطلاعاتی درباره ساختار داخلی آن به ما بدهند. مثال‌هایی از این نوع تصویربرداری عبارتند از: رادیوگرافی با استفاده از پرتو ایکس یا پرتو گاما که در آنها از امواجی با بسامدهای بالاتر از نور مرئی استفاده می‌شود [۱]. دلیل به کارگیری پرتوهای ایکس و گاما قدرت نفوذ بالای آنها در ماده است. درانجام تست‌های غیر مخرب (NDT)، معمولاً از پرتو ایکس و روش عبور

دسترسی به دوطرف جسم امکان‌پذیر نباشد یا جسم مورد مطالعه خیلی بزرگ باشد به طوری که 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. همچنین می‌توان از روش پراکندگی به عنوان جایگزینی برای روش عبور استفاده کرد. 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 به دست آورد. توموگرافی کامپیوتری (CT) به وسیله پراکندگی کامپتون یک شیوه موفق برای شناسایی داخلی مواد می‌باشد، زیرا اندرکنش فوتون‌ها شدیداً به چگالی ماده پراکننده بستگی دارد. لذا اطلاعات به دست آمده از این روش مستقیماً به چگالی ماده بستگی داشته و می‌تواند هر گونه عدم یکنواختی در ماده را تعیین کند. برای محدود کردن حجم اسکن شده در مقابل آشکارساز و چشمه، موازی‌ساز سربی قرار می‌دهند تا عیوب کوچک‌تر نیز در هدف قابل تشخیص باشد، بدین ترتیب با استفاده از اطلاعات به دست 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، ۵].

این روش از سال ۱۹۷۵ به طور 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 تابش می‌تواند برای انسان بسیار خطرناک باشد و لازم است تا حفاظ‌های ضخیم سربی برای حفاظت کاربران در اطراف چشمه قرار داده شود که این مسئله باعث سنگینی بیش از حد این سیستم شده و عملاً امکان جابه‌جایی آن و انجام آزمایش در محل قطعه مورد نظر را غیرممکن می‌سازد. از سوی دیگر با توجه به اینکه ساختار اصلی طیف

تجربی گاما‌های پراکنده شده، که توسط آشکارساز سوسوزن اندازه‌گیری می‌شود به فرایندهایی 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 به دست آوردن اطلاعات دقیق از نمونه باید عمق اشباع ماده مورد نظر معلوم باشد [۵ و ۶]. با توجه به این‌که می‌توان چگالی ماده را با استفاده از تعداد فوتون‌های پراکنده شده از سطح ماده مورد بررسی تعیین کرد [۷]، 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 کردن آن باید آزمایش چندین بار برای عمق‌های مختلف تکرار شود. این فرایند نیازمند صرف وقت و هزینه بیشتری بوده و به خصوص میزان پرتوگیری آزمایشگران به صورت 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. همچنین با توجه به این‌که هیچ رابطه 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 شبکه‌های عصبی مصنوعی برای مدلسازی استفاده شده است.

در سال‌های اخیر تحقیقات وسیعی در رابطه با کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی 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 مواردی که امکان نشان دادن روابط پیچیده بین متغیرها در عبارات

r : شعاع کلاسیکی الکترون، E_γ انرژی گامای فرودی و $E_{\gamma'}$ انرژی گامای پراکنده شده می‌باشد.

طبق رابطه (۲) سطح مقطع پراکندگی با عدد اتمی ماده هدف متناسب بوده و تعداد فوتون‌های یک بار پراکنده شده در داخل زاویه فضایی $d\Omega$ برابر است با:

$$dS = \Phi_e \frac{d_e \sigma^{KN}}{d\Omega} \rho N_A \frac{Z}{A} dV d\Omega \quad (4)$$

از آنجا که برای یک چیدمان معین از هدف، آشکارساز و حفاظ مقادیر شار فوتونی اولیه (Φ_e)، سطح مقطع کلین-نشینا ($\frac{d_e \sigma^{KN}}{d\Omega}$)، عدد آووگادرو (N_A) و عدد جرمی، ثابت هستند و چگالی جرمی ρ تنها کمیتی است که می‌تواند تغییر کند، پس دانسیته الکترونی برابر است با:

$$N_e = N_A \rho \frac{Z}{A} \quad (5)$$

و تعداد فوتون‌های یک بار پراکنده شده از حجم dV در زاویه فضایی $d\Omega$ از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$S_1 = \Phi_e N_e \exp \left(- \int_{l_1} \mu dl \right) \frac{d_e \sigma^{KN}}{d\Omega} \exp \left(- \int_{l_1} \mu' dl \right) dV d\Omega, \quad (6)$$

که $\exp \left(- \int_{l_1} \mu dl \right)$ و $\exp \left(- \int_{l_1} \mu' dl \right)$ به ترتیب آهنگ تضعیف فوتون‌های فرودی و فوتون‌های پراکنده شده می‌باشد [۱۰]. نمایی از چیدمان آزمایش در بخش ۳-۱ ارائه شده است. از آنجا که مطالعه ساختار اتمی نمونه فقط با اندازه‌گیری فوتون‌های یک بار پراکنده شده در نمونه میسر است، فوتون‌های پراکنده شده تحت یک زاویه مشخص مورد توجه قرار می‌گیرند [۸].

۲.۲. شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی را می‌توان مدل‌های الکترونیکی از ساختار مغز انسان نامید. فرایند فراگیری و آموزش مغز اساساً بر تجربه استوار است. مدل‌های الکترونیکی شبکه‌های عصبی طبیعی نیز بر اساس 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

فیزیکی مشکل باشد توانایی زیادی دارند [۷].

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 به دست 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 فرایند آموزش شرکت نکرده‌اند استفاده شده است و نتایج به دست آمده با نتایج تجربی مقایسه شده است.

۲. تئوری آزمایش

۲.۱. پراکندگی کامپتون

فرایند پراکندگی کامپتون برهم‌کنشی است ما بین فوتون و یک الکترون آزاد. در این واکنش فوتون فرودی قسمتی از انرژی خود را به الکترون داده و فوتون جدیدی با انرژی کمتر و در مسیر متفاوتی ایجاد می‌شود [۸، ۹]. احتمال رخداد پراکندگی کامپتون را سطح مقطع کامپتون می‌نامند. این کمیت تابع پیچیده‌ای از انرژی فوتون فرودی است و می‌توان آن را به صورت:

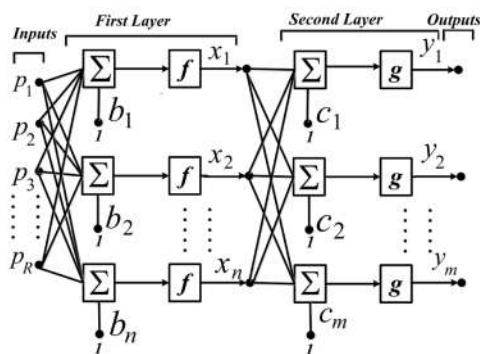
$$\sigma_c (m^{-1}) = NZf(E_\gamma), \quad (1)$$

نوشت که در آن σ_c احتمال رخداد برهم‌کنش کامپتونی بر واحد مسیر پیموده شده فوتون و $f(E_\gamma)$ تابعی از انرژی فوتون است [۸]. سطح مقطع دیفرانسیلی پراکندگی غیرالاستیک برای فوتون‌ها از رابطه زیر به دست می‌آید:

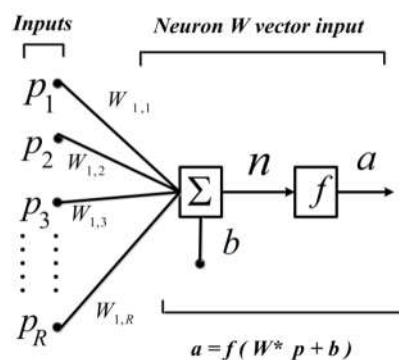
$$\frac{d_a \sigma^{INC}}{d\Omega} = Z \frac{d_e \sigma^{KN}}{d\Omega}, \quad (2)$$

که در آن $\frac{d_e \sigma^{KN}}{d\Omega}$ سطح مقطع دیفرانسیلی کلین-نشینا برای یک الکترون آزاد است و به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\frac{d_e \sigma^{KN}}{d\Omega} (E_\gamma, \theta) = r_e^2 \left[\frac{E_{\gamma'}}{E_\gamma} \right]^2 + \left[\frac{E_{\gamma'}}{E_\gamma} + \frac{E_\gamma}{E_{\gamma'}} \sin^2 \theta \right], \quad (3)$$



شکل ۲. ساختار یک شبکه پرسپترون دو لایه پیشخور.



شکل ۱. خروجی نرون برداری هم اندازه با ورودی آن است.

شده است که در آن ورودی شبکه، تعداد فوتون‌های آشکار شده برای هر ماده و خروجی شبکه، عمق اشباع مواد می‌باشد. در یک شبکه پرسپترون چند لایه، هر لایه شامل تعدادی نرون می‌باشد که برای لایه اول، خروجی هر نرون با اعمال مقادیر وزن $(W_{1,1}, \dots, W_{1,R})$ در مقادیر داده‌های ورودی (P_1, \dots, P_R) و اضافه کردن بایاس و عبور از تابع انتقال f به دست خواهد آمد. شکل ۲ ساختار یک شبکه پرسپترون دو لایه پیشخور با n نرون در لایه اول و m نرون در لایه دوم را نشان می‌دهد.

$$X = f(W_1 \times P + B) \quad (8)$$

$$Y = g(W_2 \times X + C) = g(W_2 \times f(W_1 \times P + B) + C), \quad (9)$$

که در آن، X بردار خروجی از لایه اول و بردار ورودی لایه دوم، B بردار بایاس برای لایه اول، C بردار بایاس برای لایه دوم، W_1 ماتریس وزن مورد استفاده در لایه اول، W_2 ماتریس وزن مورد استفاده در لایه دوم، f تابع انتقال لایه اول و g تابع انتقال لایه دوم و Y خروجی لایه دوم است.

با توجه به شکل ۲ ورودی لایه دوم خروجی لایه اول می‌باشد و ورودی لایه سوم خروجی لایه دوم می‌باشد، به همین ترتیب اگر تعداد لایه‌های شبکه M باشد و a^n خروجی لایه n ام و f^n تابع انتقال لایه n ام باشد آنگاه داریم:

$$a^0 = P, \quad (10)$$

$$a^{m+1} = f^{m+1}(W^{m+1} \times a^m + B^{m+1}) \quad m = 0, 1, \dots, M-1, \quad (11)$$

$$a^M = a. \quad (12)$$

ورودی لایه اول ورودی شبکه (P) و خروجی لایه آخر

متغیرها فراگرفته می‌شوند بدون اینکه نیازی به تعریف روابط میان تک تک متغیرها باشد [۱۱].

یک نرون^۱ بیولوژیک، سیگنال‌های ورودی را با یکدیگر ترکیب کرده و پس از انجام یک عمل^۲ بر روی سیگنال ترکیبی، آن را به صورت خروجی ظاهر می‌سازد. شکل ۱ مدل ریاضی یک نرون را نشان می‌دهد 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. به دلیل ساده‌سازی مدل ریاضی، فرض می‌شود که در هسته سلول عصبی، سیگنال ورودی با سیگنال دیگری به اندازه b جمع می‌شود. مجموع حاصل که به صورت

$$n = W_{1,1} \times P_1 + W_{1,2} \times P_2 + \dots + W_{1,R} \times P_R + b, \quad (V)$$

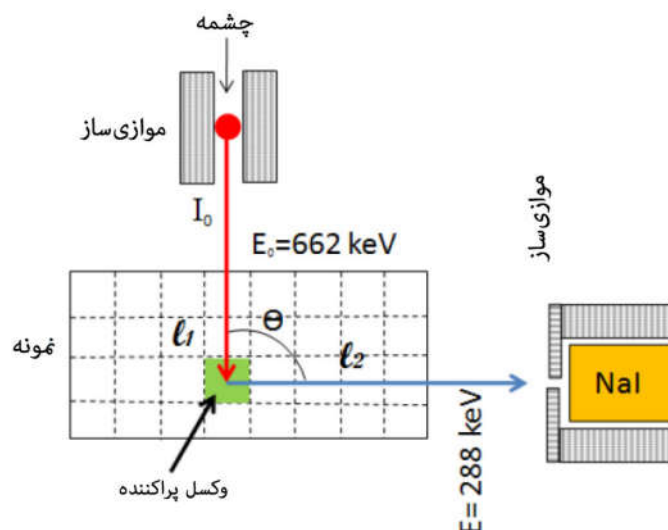
است، از تابع انتقال f عبور کرده و خروجی سلول به صورت $a = f(n)$ حاصل می‌شود [۱۲].

تعداد زیادی نرون می‌توانند در یک لایه از شبکه با هم ترکیب شوند. همچنین یک شبکه ممکن است شامل یک یا چندین لایه باشد. در بسیاری از شبکه‌های عصبی، اتصالات بین نرونی به گونه‌ای است که نرون‌های لایه میانی، ورودی خود را از تمام نرون‌های لایه پایینی خود دریافت می‌کنند، چنین شبکه‌هایی را شبکه‌های پیشخور^۳ می‌نامند.

در این مقاله از یک نوع شبکه عصبی مصنوعی موسوم به شبکه پرسپترون چندلایه^۴ با الگوریتم پس انتشار خطا^۵ استفاده

- ۱. Neuron
- ۲. operation
- ۳. Feed forward
- ۴. Multi-Layer Perceptron

۵. Back Propagation



شکل ۳. (رنگی در نسخه الکترونیکی) چیدمان طرح‌واره آزمایش.

خروجی شبکه (a) است [۱۳].

۳. روش کار

۱. اندازه‌گیری تجربی

در این کار از یک چشمه ^{137}Cs با فعالیت ۶ mCi استفاده شد. پرتوهای منبع رادیواکتیو از داخل یک موازی‌ساز سربی به شعاع داخلی ۰/۲۵ cm عبور داده شد. با قرار دادن نمونه‌ها در مقابل چشمه، پرتوهای گاما پس از پراکندگی از هدف توسط آشکارساز NaI(Tl) به ابعاد $7.62\text{ cm} \times 7.62\text{ cm}$ که تحت زاویه 90° درجه نسبت به پرتوهای فرودی قرار دارد ثبت شدند. به منظور جلوگیری از ورود پرتوهایی که در زاویه‌ای غیر از 90° 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 شده است. آشکارساز به طور کامل با سرب پوشانده شده تا ورود پرتوهای زمینه و پرتوهای پراکندگی چندگانه، تا حد امکان حذف شود. ناحیه تقاطع بین پرتوهای خارج شده از موازی‌ساز چشمه و ناحیه دید آشکارساز، وکسل^۱ پراکنده را مشخص می‌کند که با توجه به

۲. آموزش شبکه عصبی

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 داده اولیه، شبکه عصبی

۱. Voxel



شکل ۴. (رنگی در نسخه الکترونیکی) طیف تجربی به دست آمده از فوتون‌های پراکندگی تحت زاویه ۹۰ درجه از نمونه آلومینیومی.

۳) کسر مطلق واریانس^۲ که معیاری از میزان قابل استفاده بودن داده‌ها در آنالیزهای رگرسیونی چندگانه است.

$$R^2 = 1 - \left\{ \frac{\sum_{i=1}^n (t_i - o_i)^2}{\sum_{i=1}^n (o_i)^2} \right\}. \quad (14)$$

کسر مطلق واریانس بین ۰ و ۱ تغییر می‌کند که مقادیر نزدیک‌تر به ۱ بیان‌کننده نتایج بهتر می‌باشد. n تعداد داده‌ها، t داده‌های تجربی مربوط به چگالی، \bar{t} میانگین داده‌های تجربی و o مقادیر چگالی به دست آمده از شبکه عصبی می‌باشد. تعداد داده‌های مورد نیاز برای آموزش شبکه باید به حدی باشد که مقادیر خطاها برای هر سه زیرمجموعه اشاره شده قابل قبول باشد به طوری که در برخی موارد می‌توان با تعداد داده‌های کمتر مدل‌سازی کرد و در برخی موارد دیگر حتی با تعداد داده‌های بسیار زیاد نیز نمی‌توان از شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده کرد [۱۱، ۱۵].

برای آموزش شبکه عصبی از داده‌های مربوط به پلی‌اتیلن، منیزیم، برلیوم، شیشه، آلومینیوم، تیتانیوم و آهن استفاده شد و پس از اطمینان از مدل به دست آمده از این شبکه برای یافتن عمق اشباع پی‌وی‌سی، گرافیت و روی استفاده شد (جدول ۱).

برای تعیین نوع و ساختار مناسب برای شبکه عصبی مصنوعی و همچنین تابع آموزش مناسب در مرحله آموزش

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. برای آموزش شبکه عصبی، مجموعه داده‌های آموزشی به سه زیرمجموعه آموزشی، اعتبارسنجی^۱ و آزمون تقسیم می‌شوند. داده‌های آموزشی برای بهینه کردن مقادیر وزن‌ها و بایاس‌ها به کار می‌رود، داده‌های مربوط به اعتبارسنجی برای تخمین خطای احتمالی در طول فرایند آموزش مورد استفاده قرار می‌گیرد و داده‌های تست که هیچ نقشی در آموزش شبکه نداشته‌اند، برای آزمودن شبکه استفاده می‌شود. برای ارزیابی شبکه عصبی و مقایسه نتایج حاصل از پیش‌بینی شبکه عصبی با مقادیر تجربی از کمیات زیر استفاده می‌شود:

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

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (t_i - o_i)^2}{n}}. \quad (13)$$

۲) میانگین قدر مطلق درصد خطای نسبی

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n \left(\left| \frac{t_i - o_i}{t_i} \right| \right) \times 100}{n}. \quad (14)$$

۲. Absolute fraction of variance

۱. Validation

جدول ۱. عمق اشباع تجربی برای مواد مختلف.

تعداد فوتون‌های پراکنده شده از سطح	چگالی ماده مورد آزمایش (g/cm ³)	عمق اشباع تجربی (mm)	ماده مورد آزمایش
۲۴۲۸	۰٫۹۱	۳۹	پلی اتیلن
۴۲۲۵	۱٫۵۴	۳۵	پی‌وی‌سی
۴۵۲۷	۱٫۷۳	۳۳	منیزیم
۴۸۱۸	۱٫۸۶	۳۲	بریلیوم
۵۳۱۷	۲٫۰۶	۳۰	گرافیت
۶۳۴۳	۲٫۵۰	۲۸	شیشه
۶۸۵۴	۲٫۷۰	۲۷	آلومینیوم
۱۰۷۸۳	۴٫۵۴	۲۰	تیتانیوم
۱۵۳۷۴	۷٫۱۳	۱۵	روی
۱۶۴۹۱	۷٫۸۷	۱۳	آهن

دقت اندازه‌گیری تجربی مقادیر عمق اشباع برای مواد مختلف ۱ mm بوده است.

خروجی و از تابع انتقال $tansig^y$ در بقیه لایه‌ها استفاده شده است که با توجه به قابل قبول بودن نتایج دیگر نیازی به استفاده از سایر توابع انتقال نیست [۱۷].

جدول ۳ مقادیر واقعی عمق اشباع و نتایج پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی انتخاب شده را، با استفاده از تعداد فوتون‌های آشکار شده برای داده‌های استفاده شده در فاز آموزشی نشان می‌دهد.

شکل ۵ روند آموزش شبکه عصبی را نشان می‌دهد، مشاهده می‌شود پس از دور هشتم خطای آموزش شبکه بسیار کم و در حدود 10^{-18} می‌باشد که نشان دهنده دقت بالای آموزش شبکه است و همچنین خطای ($MSE = RMSE^2$) مربوط به داده‌های آزمون و اعتبارسنجی نزدیک به صفر بوده و قابل قبول می‌باشد، در نتیجه روند آموزش شبکه بعد از دور هشتم متوقف شده و مقادیر بهینه وزن‌ها و بایاس‌ها به دست آمدند و اکنون می‌توان از این شبکه برای پیش‌بینی‌های بعدی استفاده کرد.

شکل ۶ رگرسیون خطی داده‌های آموزشی را نشان می‌دهد. با داشتن ضریب تعیین (R^2) می‌توانیم میزان توضیح تغییرات متغیر وابسته را توسط تغییرات متغیر مستقل بیان کنیم. با توجه به

شبکه، تعداد زیادی شبکه با الگوریتم‌های مختلف و تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نرون‌های متفاوت در هر لایه طراحی کردیم و با مقایسه مقادیر خطاهای $RMSE$ ، MPE ، R^2 شبکه عصبی مناسب را انتخاب کردیم. در لایه خروجی تعداد گره باید حتما برابر با تعداد نوع داده‌های خروجی باشد که در اینجا خروجی مقدار عمق اشباع می‌باشد؛ پس تعداد گره لایه خروجی حتما باید یک باشد.

۴. نتایج

از مقایسه الگوریتم‌های آموزشی LM ، CGP ، CGB ، BFG ، SCG [۱۶] با تعداد لایه‌ها و نرون‌های متفاوت در جدول ۲ مشاهده می‌شود که الگوریتم LM با ۵ لایه پنهان و ۴ نرون در هر لایه، خطاهای کمتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها دارد. در تمام موارد به صورت اختیاری از تابع انتقال $purelin^6$ در لایه

۱. quasi-Newton backpropagation

۲. Conjugate gradient backpropagation with Powell-Beale restarts

۳. Conjugate gradient backpropagation with Polak-Ribière updates

۴. Levenberg-Marquardt Scaled conjugate gradient backpropagation and backpropagation

۵. Scaled conjugate gradient backpropagation

۶. Linear transfer function

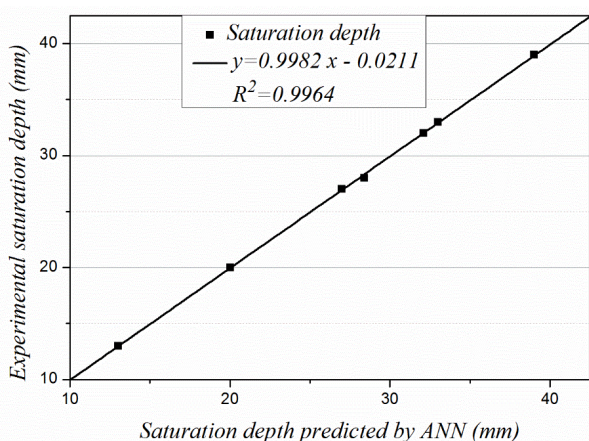
V. Hyperbolic tangent sigmoid transfer function

جدول ۲. انتخاب شبکه عصبی با الگوریتم و تعداد لایه‌های مناسب.

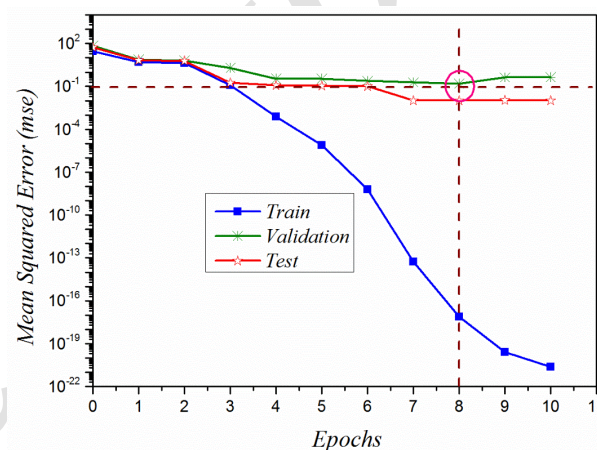
الگوریتم	ساختار	فاز آموزشی			فاز کاری		
		RMSE	R ²	MAPE	RMSE	R ²	MAPE
BFG	۴ ۳ ۸	۰,۵۲۳۸	۰,۹۹۹۷	۱,۷۷۸۰	۱,۳۲۵۰	۰,۹۹۷۸	۳,۰۵۵۳
CGB	۴ ۳ ۸	۰,۲۹۱۸	۰,۹۹۹۹	۰,۵۶۶۷	۱,۳۳۹۰	۰,۹۹۷۷	۳,۹۸۵۹
CGP	۴ ۳ ۸	۰,۴۳۲۲	۰,۹۹۹۸	۰,۹۲۵۱	۱,۸۳۷۱	۰,۹۹۵۷	۴,۸۱۸۰
LM	۴ ۳ ۸	۰,۲۵۳۵	۰,۹۹۹۹	۰,۶۹۸۵	۱,۸۳۳۸	۰,۹۹۹۲	۳,۵۲۵۸
SCG	۴ ۳ ۸	۰,۳۷۰۷	۰,۹۹۹۸	۰,۸۷۵۸	۲,۸۵۹۸	۰,۹۸۸۸	۸,۸۳۵۹
BFG	۴ ۳ ۹	۰,۳۴۴۸	۰,۹۹۹۹	۰,۷۰۷۹	۱,۶۲۰۸	۰,۹۹۶۶	۳,۷۸۲۰
CGB	۴ ۳ ۹	۰,۱۸۵۷	۱,۰۰۰۰	۰,۳۱۹۳	۳,۲۳۶۵	۰,۹۸۶۰	۱۱,۲۶۸۳
CGP	۴ ۳ ۹	۱,۰۶۱۲	۰,۹۹۸۶	۲,۱۹۸۷	۲,۳۷۹۰	۰,۹۹۲۳	۴,۸۷۰۲
LM	۴ ۳ ۹	۰,۲۸۲۸	۰,۹۹۹۹	۰,۳۳۹۵	۰,۷۱۷۱	۰,۹۹۹۳	۱,۳۸۸۲
SCG	۴ ۳ ۹	۰,۳۲۸۱	۰,۹۹۹۹	۰,۴۸۴۳	۲,۱۰۱۳	۰,۹۹۴۲	۶,۹۸۵۴
BFG	۵ ۵ ۵ ۵	۰,۷۱۵۸	۰,۹۹۹۴	۲,۰۷۲۴	۲,۷۰۴۵	۰,۹۹۰۱	۸,۱۹۲۲
CGB	۵ ۵ ۵ ۵	۰,۱۸۳۷	۱,۰۰۰۰	۰,۲۸۶۱	۲,۹۷۲۴	۰,۹۹۸۸	۹,۰۸۳۱
CGP	۵ ۵ ۵ ۵	۰,۳۵۲۳	۰,۹۹۹۸	۰,۶۷۱۴	۲,۷۹۰۷	۰,۹۹۰۴	۸,۵۵۴۷
LM	۵ ۵ ۵ ۵	۰,۴۲۲۵	۰,۹۹۹۸	۰,۸۹۱۵	۰,۹۰۳۵	۰,۹۹۸۹	۱,۸۷۳۲
SCG	۵ ۵ ۵ ۵	۰,۲۹۷۸	۰,۹۹۹۹	۰,۳۲۷۰	۱,۴۶۶۳	۰,۹۹۷۲	۲,۵۰۹۵
BFG	۳ ۳ ۳ ۳ ۳	۱,۷۰۰۶	۰,۹۹۶۵	۱,۰۲۱۹	۱,۷۴۱۹	۰,۹۹۶۵	۴,۰۱۸۱
CGB	۳ ۳ ۳ ۳ ۳	۲,۵۰۸۴	۰,۹۹۲۶	۶,۶۰۶۴	۱,۵۵۲۳	۰,۹۹۶۷	۱,۹۶۸۳
CGP	۳ ۳ ۳ ۳ ۳	۰,۷۴۳۱	۰,۹۹۹۳	۱,۶۹۵۴	۱,۸۸۸۱	۰,۹۹۵۷	۲,۵۸۹۶
LM	۳ ۳ ۳ ۳ ۳	۰,۴۸۸۶	۰,۹۹۹۷	۰,۹۴۳۳	۰,۹۲۹۵	۰,۹۹۸۹	۱,۵۴۷۹
SCG	۳ ۳ ۳ ۳ ۳	۲,۱۲۴۸	۰,۹۹۴۲	۳,۴۳۵۲	۱,۲۴۲۳	۰,۹۹۸۷	۱,۳۷۶۴
BFG	۴ ۴ ۴ ۴ ۴	۲,۲۷۴۰	۰,۹۹۳۷	۵,۳۶۱۴	۱,۶۱۸۶	۰,۹۹۶۷	۲,۸۸۱۴
CGB	۴ ۴ ۴ ۴ ۴	۱,۸۰۵۴	۰,۹۹۹۸	۲,۹۱۰۴	۱,۴۲۷۶	۰,۹۹۷۴	۲,۶۷۱۷
CGP	۴ ۴ ۴ ۴ ۴	۰,۴۸۱۹	۰,۹۹۹۸	۱,۱۶۷۵	۴,۰۲۹۰	۰,۹۸۲۱	۱۵,۵۸۸۷
LM	۴ ۴ ۴ ۴ ۴	۰,۱۵۲۲	۱,۰۰۰۰	۰,۲۴۸۷	۰,۶۹۵۲	۰,۹۹۹۴	۱,۳۰۱۵
SCG	۴ ۴ ۴ ۴ ۴	۳,۱۳۱۴	۰,۹۸۸۰	۸,۶۵۷۴	۲,۲۱۶۳	۰,۹۹۳۰	۵,۳۷۸۹
BFG	۵ ۵ ۵ ۵ ۵	۰,۷۳۴۳	۰,۹۹۹۴	۱,۴۳۹۰	۱,۲۳۷۶	۰,۹۹۸۰	۳,۱۰۷۹
CGB	۵ ۵ ۵ ۵ ۵	۲,۲۲۹۳	۰,۹۹۴۱	۲,۶۰۰۷	۱,۶۶۳۱	۰,۹۹۶۶	۵,۲۱۷۰
CGP	۵ ۵ ۵ ۵ ۵	۰,۳۷۴۰	۰,۹۹۹۸	۰,۵۶۴۲	۱,۳۶۵۵	۰,۹۹۷۵	۴,۴۹۴۲
LM	۵ ۵ ۵ ۵ ۵	۱,۰۶۶۶	۰,۹۹۸۵	۲,۲۷۰۴	۲,۰۸۶۱	۰,۹۹۴۱	۶,۵۱۳۹
SCG	۵ ۵ ۵ ۵ ۵	۱,۳۷۴۶	۰,۹۹۹۸	۳,۰۱۵۵	۲,۰۸۰۱	۰,۹۹۴۷	۶,۵۳۳۲
BFG	۶ ۶ ۶ ۶ ۶	۲,۱۰۳۲	۰,۹۹۴۵	۲,۵۵۰۳	۵,۰۹۰۷	۰,۹۶۸۰	۱۴,۶۵۹۵
CGB	۶ ۶ ۶ ۶ ۶	۰,۴۴۶۷	۰,۹۹۹۸	۰,۸۸۵۳	۰,۸۱۶۱	۰,۹۹۹۲	۳,۰۰۱۰
CGP	۶ ۶ ۶ ۶ ۶	۱,۳۷۸۷	۰,۹۹۷۸	۲,۰۳۰۱	۱,۳۰۰۶	۰,۹۹۴۸	۱,۷۲۲۳
LM	۶ ۶ ۶ ۶ ۶	۰,۲۵۵۷	۰,۹۹۹۹	۰,۳۴۶۷	۱,۳۷۶۵	۰,۹۹۷۵	۴,۰۰۱۲
SCG	۶ ۶ ۶ ۶ ۶	۰,۳۱۲۰	۰,۹۹۹۹	۰,۵۳۸۸	۲,۲۳۰۱	۰,۹۹۳۲	۶,۱۰۸۰

جدول ۳. مقادیر واقعی عمق اشباع و نتایج حاصل از تخمین شبکه عصبی برای مواد مورد استفاده در مرحله آموزش شبکه عصبی.

ماده مورد آزمایش	تعداد فوتون‌های پراکنده شده از سطح	عمق اشباع تجربی (mm)	عمق اشباع حاصل از شبکه عصبی (mm)
پلی اتیلن	۲۴۲۸	۳۹	۳۹٫۰
منیزیم	۴۵۲۷	۳۳	۳۳٫۰
بریلیوم	۴۸۱۸	۳۲	۳۲٫۱
شیشه	۶۳۴۳	۲۸	۲۸٫۴
آلومینیوم	۶۸۴۵	۲۷	۲۷٫۰
تیتانیوم	۱۰۷۸۳	۲۰	۲۰٫۰
آهن	۱۶۴۹۱	۱۳	۱۳٫۰



شکل ۶. رگرسیون خطی داده‌های آموزشی. مؤلفه افقی نمودار مربوط به مقادیر حاصل از تخمین شبکه عصبی برای عمق اشباع و مؤلفه قائم نمودار مربوط به مقادیر تجربی عمق اشباع می‌باشد.



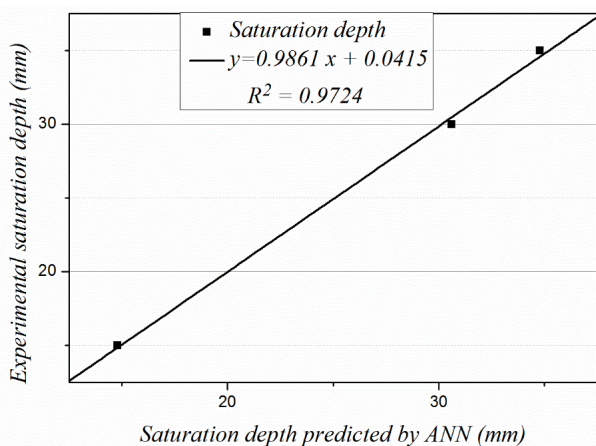
شکل ۵. (رنگی در نسخه الکترونیکی) در طول روند آموزش شبکه کمترین میزان خطای داده‌های مربوط به اعتبارسنجی در دور هشتم ($RMSE=0.15$) است که در این دور خطای داده‌های آموزشی و تست نیز بسیار کم است.

جدول ۴. مقادیر واقعی عمق اشباع و نتایج حاصل از تخمین شبکه عصبی در فاز کاری.

ماده مورد آزمایش	تعداد فوتون‌های پراکنده شده از سطح	عمق اشباع تجربی (mm)	عمق اشباع حاصل از شبکه عصبی (mm)
پی‌وی‌سی	۴۲۲۵	۳۵	۳۴٫۸
گرافیت	۵۳۱۷	۳۰	۳۰٫۶
روی	۱۵۳۷۴	۱۵	۱۴٫۸

اطمینان بودن شبکه عصبی انتخاب شده است. پس از آموزش شبکه عصبی از آن در فاز کاری برای پیش‌بینی عمق اشباع عناصر دیگر، که در آموزش شبکه هیچ نقشی نداشته‌اند، استفاده کردیم. جدول ۴ مقادیر حاصل از

جدول ۲ و شکل ۶ مقدار بسیار نزدیک به ۱ ضریب رگرسیون خطی (R) و ضریب تعیین (R^2) نشان می‌دهد که تغییرات داده‌های حاصل از تخمین شبکه عصبی می‌تواند بیش از ۹۹٪ تغییرات داده‌های تجربی را توضیح دهد، که این نتیجه معیاری از میزان قابل

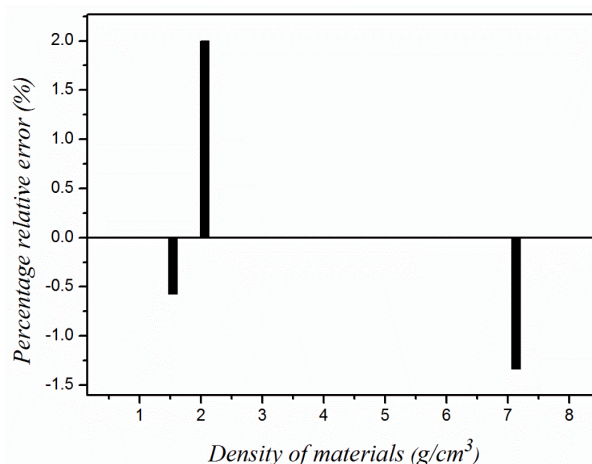


شکل ۸. رگرسیون خطی مقادیر تجربی عمق اشباع و مقادیر حاصل از پیش‌بینی شبکه عصبی در فاز کاری.

بودن این مدل را تأیید می‌کند.

۵. نتیجه‌گیری

در این مقاله اندازه‌گیری عمق اشباع مواد با استفاده از پس پراکندگی کامپتون توسط شبکه عصبی مصنوعی مدل‌سازی شده است. با استفاده از مدل به دست آمده می‌توان عمق اشباع مجهول مواد دیگر را با دقت خوبی تعیین کرد. ارزیابی نتایج حاصل نشان می‌دهد که می‌توان از شبکه عصبی با الگوریتم LM با ۵ لایه مخفی با خطای RMSE از مرتبه ۰/۱۵ برای پیش‌بینی عمق اشباع مواد استفاده کرد.



شکل ۷. درصد خطای نسبی داده‌های حاصل از جدول ۴.

تخمین شبکه عصبی را برای مواد مختلف، با تعداد فوتون‌های پراکنده شده از سطح برای هر یک، نشان می‌دهد.

برای مقایسه بهتر درصد خطای نسبی، داده‌های حاصل از جدول ۴ بر حسب چگالی در شکل ۷ آورده شده است. بیشترین اختلاف میان داده‌های واقعی و شبیه‌سازی شده کمتر از ۲٪ می‌باشد که نشان دهنده توافقی عالی نتایج پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی با مقادیر واقعی است.

شکل ۸ رگرسیون خطی مقادیر تجربی عمق اشباع و مقادیر حاصل از پیش‌بینی شبکه عصبی را در فاز کاری نشان می‌دهد.

نزدیک به ۱ بودن ضریب تعیین ($R^2 = 0/9724$) ایده‌آل

مراجع

1. A D Sabharwal and BS Sandhu, *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, *IEE Proc. Sci. Meas. Technol* **146** (1999) 235.
4. I L M Silva, R T Lopes, and E F O deJesus. *Nucl. Instrum. Methods Phys. Res. A* **422** (1999) 957.
5. M Singh, G Singh, and B S Sandhu, *Appl. Radiat. Isot.* **64** (2006) 373.
6. A D Sabharwal, M Singh, B. Singh, and B S Sandhu, *Appl. Radiat. Isot.* **66** (2008) 1467.
7. S Ashrafi, O Jahanbakhsh, and D Alizadeh; *Nucl. Instrum. Methods Phys. Res. A* **760** (2014) 1.
8. N Shengli, et al., Proceeding of the Second International Workshop on EGS, 8-12 August (2000).
9. N Tsoulfanidis, "Measurements and Detection of Radiation", CRC Press, Taylor & Francis Group, LLC. (2015).
10. F A Balogun and N M Spyrou; *Nucl. Instrum. Methods Phys. Res. B* **83** (1993) 533.
11. M T Hagan, and B DEMUTH, "Neural Network Design", Mark Beale MHB, Inc. PWS Publishing Company (2000).
12. F Rosenblatt, "Principles of Neurodynamics", Spartan Press, Washington D C (1961).
13. J Wu, et al., *Energ. Buildings* **43** (2011) 1685.
14. ATOMTEX Corporation Gamma-Beta-Radiation Spectrometer AT1315, User Manual (1998). <http://www.atomtex.com>.
15. M Hosoz, H M Ertunc, and H Bulgurcu, *Energy Convers. Manage.* **48** (2007) 1349.

17. T P Vogl, J K Mangis, A K Rigler, W T Zink, and D L Alkon, *Biol. Cybern.* **59** (1988) 257.
16. MATLAB 7 *Neural network tool box user's guide*, Math Works Inc (2009).

Archive of SID