

## کاربرد شبکه‌های عصبی در توموگرافی با استفاده از پراکندگی کامپتون

صالح اشرفی\*، اختای جهانبخش، داود علیزاده، سمیه اعلایی

دانشگاه تبریز، دانشکده فیزیک

### 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  $662 \text{ keV}$  تحت زاویه  $90^\circ$  درجه از نمونه‌های مختلف به وسیله آشکارساز سوسوزن  $\text{NaI(Tl)}$  و با آنالیز طیف حاصله به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی عمق اشباع نمونه‌ها را تعیین نموده‌ایم. بیشترین دقت اندازه‌گیری (خطای نسبی  $0.15\%$ ) با بکارگیری الگوریتم  $\text{Levenberg-Marquardt}$  با پنج لایه مخفی بدست آمده است.

**کلمات کلیدی:** پراکندگی کامپتون، عمق اشباع، شبکه‌های عصبی مصنوعی، الگوریتم  $\text{Levenberg-Marquardt}$

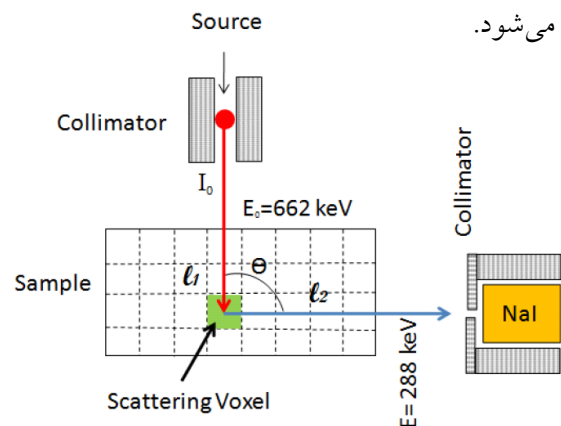
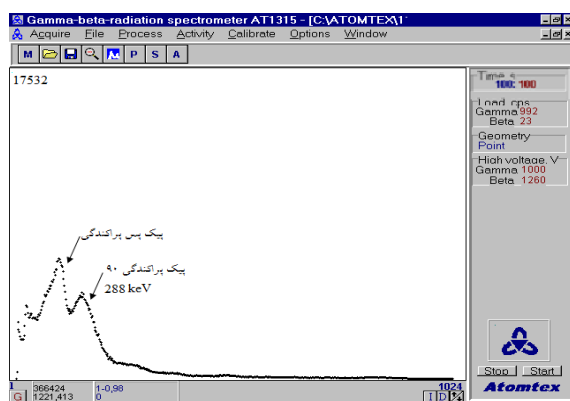
### ۱- مقدمه

درانجام تست‌های غیر مخرب معمولاً از اشعه ایکس و روش عبور استفاده می‌شود که در آن چشمه و آشکارساز در دو طرف ماده قرار می‌گیرند در مواردیکه دسترسی به دوطرف جسم امکان‌پذیر نباشد این روش کارایی نخواهد داشت. توموگرافی کامپیوتری بوسیله پراکندگی کامپتون اشعه گاما یک شیوه موفق برای واری داخلی مواد می‌باشد [۱]. با افزایش ضخامت نمونه، احتمال پراکندگی‌ها افزایش می‌یابد و بعد از ضخامت معینی عملاً شدت فوتون‌های پراکنده شده تغییر چندانی نمی‌کند. این ضخامت 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 [۲-۳]. عمق اشباع ماده را می‌توان با تعیین تعداد فوتون‌های پراکنده شده از سطح همان ماده به دست آورد. در مسائلی که ارتباط دادن متغیرهای مختلف یک یک مسئله مشکل یا پیچیده باشد می‌توان به راحتی از الگوریتم شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده نمود. زیرا برخلاف روش‌های مرسوم، در اینجا نیازی به تعیین رابطه ریاضی بین اطلاعات ورودی و مجهولات وجود ندارد. در این مقاله با استفاده از یک چشمه  $^{137}\text{Cs}$  با قدرت  $7 \text{ mCi}$  و یک آشکارساز یدورسیدیم به ابعاد  $3 \text{ in} \times 3 \text{ in}$ ، عمق اشباع و تعداد فوتون-

های پراکنده شده از سطح برای تعدادی از عناصر به دست آمده و برای آموزش شبکه‌های عصبی از الگوریتم- های متفاوت استفاده شده است. پس از انتخاب الگوریتم مناسب، از شبکه آموزش دیده در تعیین عمق اشباع تعدادی از عناصر که قبلا در فرایند آموزش شرکت نکرده‌اند استفاده شده است و نتایج به دست آمده با نتایج تجربی مقایسه گردیده است.

## ۲- اندازه گیری تجربی

در این کار پرتوهای منبع رادیواکتیو از داخل یک موازی‌ساز سربی به شعاع داخلی  $۰,۲۵\text{cm}$  عبور داده شد. با قرار دادن نمونه‌ها در مقابل چشمه، پرتوهای گاما پس از پراکندگی از هدف توسط آشکارسازی که تحت زاویه  $۹۰$  درجه نسبت به پرتوهای فرودی قرار دارد ثبت شدند. سایر وجوه آشکارساز بطور 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، المان پراکنده را مشخص می‌کند. شکل (۱) چیدمان شماتیک آزمایش را نشان می‌دهد. برای تعیین بیشترین عمق قابل اندازه گیری (عمق اشباع)، عمق‌های مختلفی از ماده مورد نظر را تحت تابش قرار دادیم و طیف فوتون‌های پراکنده شده را ثبت نمودیم. شکل (۲) طیف تجربی پراکنده شده از یک نمونه آلومینیومی را نشان می‌دهد که قله مربوط به فوتون‌های پراکندگی  $۹۰$  درجه  $(۲۸۸\text{keV})$  در آن مشهود است. با افزایش عمق ناحیه پراکنده، این پیک کوچکتر شده و بعد از یک ضخامت خاص تشخیص آن امکان پذیر نمی‌باشد. این ضخامت به عنوان عمق اشباع برای ماده مورد آزمایش شناخته



شکل (۲): طیف تجربی بدست آمده توسط آشکارساز یدور سدیم

شکل (۱): چیدمان شماتیک آزمایش

## ۳- شبکه‌های عصبی مصنوعی

در این مقاله از یک نوع شبکه عصبی مصنوعی موسوم به شبکه پرسپترون چندلایه با الگوریتم پس‌انتشار خطا

استفاده شده است که در آن ورودی شبکه، تعداد فوتون‌های آشکار شده برای هر ماده و خروجی شبکه، عمق اشباع مواد می‌باشد. 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. در فاز کاری از شبکه آموزش یافته برای پیش‌بینی مقادیر مجهول عمق اشباع عناصر دیگری که تعداد فوتون‌های پس‌پراکنده شده از آنها توسط آشکارساز ثبت شده، استفاده می‌شود.

برای آموزش شبکه عصبی، مجموعه داده‌های آموزشی به سه زیرمجموعه آموزشی، اعتبارسنجی و تست 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 [۴-۵]. برای ارزیابی شبکه عصبی و مقایسه نتایج حاصل از پیش‌بینی شبکه عصبی با مقادیر تجربی از کمیات زیر استفاده می‌شود:

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

$$MPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \frac{t_i - o_i}{t_i} \right) \times 100 \quad (2)$$

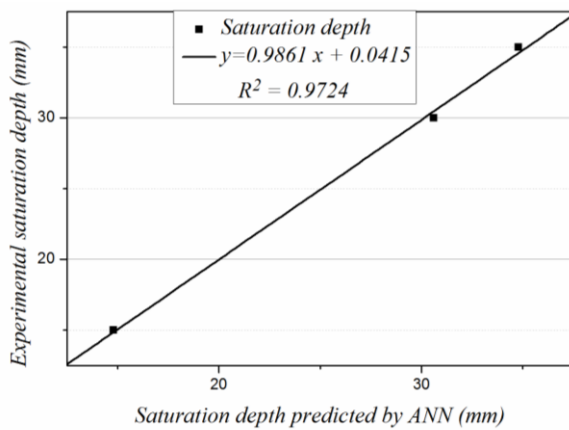
$$R^2 = 1 - \left\{ \frac{\sum_{i=1}^n (t_i - o_i)^2}{\sum_{i=1}^n (o_i)^2} \right\} \quad (3)$$

$n$  تعداد داده‌ها،  $t$  داده‌های تجربی مربوط به چگالی،  $\bar{t}$  میانگین داده‌های تجربی و  $o$  مقادیر چگالی به دست آمده از شبکه عصبی می‌باشد [۶-۸]. برای آموزش شبکه عصبی از داده‌های مربوط به پلی‌اتیلن، منیزیم، برلیوم، شیشه، آلومینیوم، تیتانیوم و آهن و جهت آزمون شبکه از داده‌های به دست آمده برای پی‌وی‌سی، گرافیت و روی استفاده شده است. برای تعیین نوع و ساختار مناسب برای شبکه عصبی مصنوعی و همچنین تابع آموزش مناسب در مرحله آموزش 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.

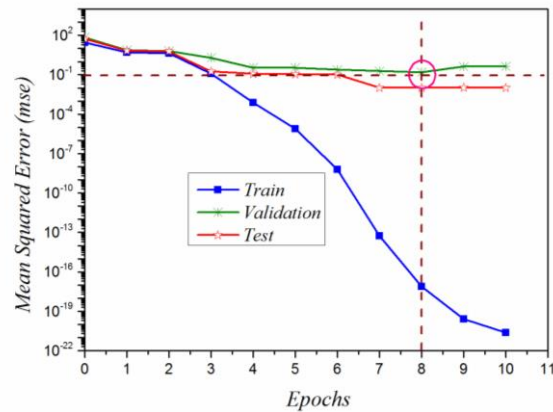
#### ۴- نتایج

از مقایسه الگوریتم‌های آموزشی  $BFG$ ،  $CGB$ ،  $CGP$ ،  $LM$ ،  $SCG$  [۹] با تعداد لایه‌ها و نرون‌های متفاوت در جدول (۱) مشاهده می‌شود که الگوریتم  $LM$  با ۵ لایه پنهان و ۴ نرون در هر لایه خطاهای کمتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها دارد. شکل (۳) 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 نشان‌دهنده دقت بالای آموزش شبکه است و همچنین خطای  $MSE(MSE = RMSE^2)$  مربوط به داده‌های تست و اعتبارسنجی نزدیک به صفر بوده و قابل قبول می‌باشد، در نتیجه روند آموزش شبکه بعد از دور هشتم متوقف می‌شود.



شکل (۴): رگرسیون خطی مقادیر تجربی و مقادیر حاصل از شبکه



شکل (۳): روند آموزش شبکه ( $RMSE = 0.15$ )

پس از آموزش شبکه عصبی از آن در فاز کاری برای پیش‌بینی عمق اشباع عناصر دیگر، که در آموزش هیچ نقشی نداشته‌اند، استفاده کردیم. شکل (۴) 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 ( $R^2 = 0.9724$ ) 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 اطمینان بودن شبکه عصبی انتخاب شده است. جدول (۲) مقادیر واقعی عمق اشباع و نتایج پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی انتخاب شده، با استفاده از تعداد فوتون‌های آشکار شده را نشان می‌دهد که بیشترین اختلاف میان داده‌های واقعی و شبیه‌سازی شده کمتر از ۲٪ می‌باشد

که نشان‌دهنده توافق عالی نتایج پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی با مقادیر واقعی است.

جدول (۱): انتخاب شبکه عصبی با الگوریتم و تعداد لایه‌های مناسب

algorithm	structure	Train phase			Working phase		
		RMSE	R <sup>r</sup>	MPE	RMSE	R <sup>r</sup>	MPE
BFG	۴ ۳۸	۰,۰۲۳۸	۰,۹۹۹۷	-۰,۷۷۸۰	۱,۳۲۵۰	۰,۹۹۷۸	۳,۰۵۵۳
LM	۴ ۳۸	۰,۰۲۵۳۵	۰,۹۹۹۹	-۰,۶۹۸۵	۰,۸۱۳۸	۰,۹۹۹۲	-۳,۰۲۵۸
SCG	۴ ۳۸	۰,۰۳۷۰۷	۰,۹۹۹۸	۰,۶۷۵۸	۲,۸۵۹۸	۰,۹۸۸۸	۱,۰۸۳۵۹
BFG	۴ ۳۹	۰,۰۳۴۴۸	۰,۹۹۹۹	۰,۱۰۷۹	۱,۶۲۰۸	۰,۹۹۶۶	۳,۷۸۲۰
CGB	۴ ۳۹	۰,۱۸۵۷	۱,۰۰۰۰	-۰,۱۹۱۳	۳,۲۳۶۵	۰,۹۸۶۰	۱۱,۲۶۸۳
CGP	۴ ۳۹	۱,۰۶۱۲	۰,۹۹۸۶	۲,۱۹۸۷	۲,۳۷۹۰	۰,۹۹۲۳	-۲,۸۷۰۲
LM	۴ ۳۹	۰,۰۲۸۲۸	۰,۹۹۹۹	-۰,۳۳۹۵	۰,۷۱۷۱	۰,۹۹۹۳	-۱,۳۸۸۲
SCG	۴ ۳۹	۰,۰۳۲۸۱	۰,۹۹۹۹	۰,۴۸۴۳	۲,۱۰۱۳	۰,۹۹۴۲	۶,۹۸۵۴
BFG	۵ ۵ ۵ ۵	۰,۰۷۱۵۸	۰,۹۹۹۴	۲,۰۷۲۴	۲,۷۰۴۵	۰,۹۹۰۱	۱۰,۱۹۲۲
CGB	۵ ۵ ۵ ۵	۰,۱۸۳۷	۱,۰۰۰۰	۰,۰۸۶۱	۰,۹۷۲۴	۰,۹۹۸۸	۲,۰۸۰۳
CGP	۵ ۵ ۵ ۵	۰,۰۳۵۲۳	۰,۹۹۹۸	۰,۶۷۱۴	۲,۷۹۰۷	۰,۹۹۰۴	-۸,۵۵۴۷
LM	۵ ۵ ۵ ۵	۰,۰۴۲۲۵	۰,۹۹۹۸	۰,۶۹۱۵	۰,۹۰۳۵	۰,۹۹۸۹	۱,۵۷۳۲
SCG	۵ ۵ ۵ ۵	۰,۰۲۹۷۸	۰,۹۹۹۹	۰,۰۸۷۰	۱,۴۶۶۳	۰,۹۹۷۲	۲,۵۰۹۵
BFG	۳ ۳ ۳ ۳ ۳	۱,۷۰۰۶	۰,۹۹۶۵	۱,۰۲۱۹	۱,۷۴۱۹	۰,۹۹۶۵	-۸,۰۱۸۱
CGB	۳ ۳ ۳ ۳ ۳	۲,۵۰۸۴	۰,۹۹۲۶	-۶,۶۰۶۴	۱,۵۵۲۳	۰,۹۹۶۷	۰,۹۶۸۳
CGP	۳ ۳ ۳ ۳ ۳	۰,۰۷۴۳۱	۰,۹۹۹۳	-۰,۶۹۵۴	۱,۸۸۸۱	۰,۹۹۵۷	۱,۵۸۹۶
LM	۳ ۳ ۳ ۳ ۳	۰,۰۴۸۸۶	۰,۹۹۹۷	۰,۱۳۵۳	۰,۹۲۹۵	۰,۹۹۸۹	۲,۵۴۷۹
SCG	۳ ۳ ۳ ۳ ۳	۲,۱۲۴۸	۰,۹۹۴۲	-۰,۴۳۵۲	۱,۲۴۲۳	۰,۹۹۸۱	-۴,۳۷۶۴
BFG	۴ ۴ ۴ ۴ ۴	۲,۲۷۴۰	۰,۹۹۳۷	۰,۰۶۱۴	۱,۶۱۸۶	۰,۹۹۶۷	۴,۸۸۱۴
CGB	۴ ۴ ۴ ۴ ۴	۱,۸۰۵۴	۰,۹۹۵۷	۱,۹۱۰۴	۱,۴۲۷۶	۰,۹۹۷۴	-۲,۶۷۱۷
CGP	۴ ۴ ۴ ۴ ۴	۰,۰۴۹۱۸	۰,۹۹۹۷	-۰,۶۰۷۵	۴,۰۲۹۰	۰,۹۸۲۱	-۱۶,۵۸۸۷
LM	۴ ۴ ۴ ۴ ۴	۰,۱۵۲۲	۱,۰۰۰۰	-۰,۲۴۳۰	۰,۶۹۵۲	۰,۹۹۹۴	۰,۲۷۲۰
SCG	۴ ۴ ۴ ۴ ۴	۳,۱۳۱۴	۰,۹۸۸۰	-۲,۶۵۷۴	۲,۲۱۶۳	۰,۹۹۳۰	۵,۳۷۸۹
BFG	۵ ۵ ۵ ۵ ۵	۰,۰۷۳۴۳	۰,۹۹۹۴	-۱,۴۳۹۰	۱,۲۳۷۶	۰,۹۹۸۰	۴,۱۰۷۹
CGB	۵ ۵ ۵ ۵ ۵	۲,۲۲۹۳	۰,۹۹۴۱	-۲,۶۰۰۷	۱,۶۶۳۱	۰,۹۹۶۶	-۵,۲۱۷۰
CGP	۵ ۵ ۵ ۵ ۵	۰,۰۳۷۴۰	۰,۹۹۹۸	۰,۵۶۴۲	۱,۳۶۵۵	۰,۹۹۷۵	۴,۴۹۴۲
LM	۵ ۵ ۵ ۵ ۵	۱,۰۶۶۶	۰,۹۹۸۵	۱,۲۷۰۴	۲,۰۸۶۱	۰,۹۹۴۱	۶,۵۱۳۹
SCG	۵ ۵ ۵ ۵ ۵	۰,۰۳۷۴۶	۰,۹۹۹۸	-۰,۰۱۵۵	۲,۰۸۰۱	۰,۹۹۴۷	-۶,۵۳۳۲

جدول (۲): عمق نفوذ تجربی برای مواد مختلف مواد مختلف

ماده مورد آزمایش	چگالی ماده مورد آزمایش (g/cm <sup>3</sup> )	تعداد فوتون‌های پراکنده شده از سطح	عمق نفوذ تجربی (mm)	عمق نفوذ حاصل از شبکه عصبی (mm)	فاز مورد استفاده
پلی اتیلن	۰/۹۱	۲۴۲۸	۳۹	۳۹/۰	آموزشی
پی‌وی‌سی	۱/۵۴	۴۲۲۵	۳۵	۳۴/۸	کاری
منیزیم	۱/۸۳	۴۵۲۷	۳۳	۳۳/۰	آموزشی
بریلیوم	۱/۸۶	۴۸۱۸	۳۲	۳۲/۱	آموزشی
گرافیت	۲/۰۶	۵۳۱۷	۳۰	۳۰/۶	کاری
شیشه	۲/۵۰	۶۳۴۳	۲۸	۲۸/۴	آموزشی
آلومینیوم	۲/۷۰	۶۸۵۴	۲۷	۲۷/۰	آموزشی
تیتانیوم	۴/۵۴	۱۰۷۸۳	۲۰	۲۰/۰	آموزشی
روی	۷/۱۳	۱۵۳۷۴	۱۵	۱۴/۸	کاری
آهن	۷/۸۷	۱۶۴۹۱	۱۳	۱۳/۰	آموزشی

در این مقاله توانستیم اندازه گیری عمق اشباع مواد با استفاده از پس پراکندگی کامپتون را توسط شبکه عصبی مصنوعی مدل سازی کرده و با استفاده از مدل به دست آمده بتوانیم عمق اشباع مجهول مواد دیگر را با دقت خوبی حدس بزنیم. همانطور که از جدول (۲) و شکل (۴) پیداست می توان از شبکه عصبی با الگوریتم  $LM$  با ۵ لایه مخفی با خطای  $RMSE$  برابر ۰/۱۵ برای پیش بینی عمق اشباع مواد استفاده کرد.

#### ۵- مراجع:

- [۱] Manpreet Singh, Gurvinderjit Singh, B.S. Sandhu, Bhajan Singh, "Effect of detector collimator and sample thickness on  $^{60}Co$  MeV multiply Compton-scattered gamma rays" Appl. radiat. isot. ۶۴, ۳۷۳-۳۷۸, ۲۰۰۶.
- [۲] Arvind D. Sabharwal, B.S. Sandhu, Bhajan Singh, " Investigations of effect of target thickness and detector collimation on  $^{60}Co$  keV multiply backscattered gamma photons" Radiat. Meas. ۴۴, ۴۱۱-۴۱۴, ۲۰۰۹.
- [۳] Arvind D. Sabharwal, Manpreet Singh, Bhajan Singh, B.S. Sandhu, " Response function of NaI(Tl) detectors and multiple backscattering of gamma rays in aluminum" Appl. radiat. isot. ۶۶ ۱۴۶۷-۱۴۷۳, ۲۰۰۸.
- [۴] Martin, T, Hagan, B. DEMUTH.; Neural Network Design, Mark Beale MHB, Inc. PWS Publishing Company, ۲۰۰۰.
- [۵] Vogl, T.P., J.K. Mangis, A.K. Rigler, W.T. Zink, and D.L. Alkon, "Accelerating the convergence of the backpropagation method," Biol. Cybern. ۵۹, ۲۵۷-۲۶۳, ۱۹۸۸.
- [۶] Rosenblatt, F. "Principles of Neurodynamics," Spartan Press, Washington D.C. ۱۹۶۱.
- [۷] Jiasheng Wu, Guoqiang Zhang, Quan Zhang, Jin Zhou, Yu Wang, "Artificial neural network analysis of the performance characteristics of a reversibly used cooling tower under cross flow conditions for heat pump heating system in winter" Energ. Buildings. ۴۳, ۱۶۸۵-۱۶۹۳, ۲۰۱۱.
- [۸] M. Hosoz, H.M. Ertunc, H. Bulgurcu, "Performance prediction of a cooling tower using artificial neural network," Energy Convers. Manage. ۴۸, ۱۳۴۹-۱۳۵۹, ۲۰۰۷.
- [۹] MATLAB  $\forall$  "Neural network toolbox user's guide", Math Works Inc, ۲۰۰۹.