

## تخمین نسلت موضعی در محفظه احتراق موتور اشتعال جرقه ای به کمک شبکه عصبی پایه شعاعی

محمد حیدری<sup>۱\*</sup>، شهروز یوسف زاده<sup>۲</sup>

دانشگاه آزاد اسلامی واحد الیگودرز

moh.heidary@yahoo.com \*

### چکیده

بهینه سازی انتقال حرارت در موتورهای احتراق داخلی نیاز به ابزارهای پیشرفته آزمایشگاهی جهت اندازه گیری دارد. سپس با داشتن این نتایج آزمایشگاهی، دینامیک سیالات محاسباتی برای بدست آوردن اطلاعات طی فرآیند های پیچیده داخل سیلندر مورد نیاز است. در این تحقیق از نتایج یک مدل سازی محفظه احتراق موتور برای شبیه سازی جریان، احتراق و انتقال حرارت داخل سیلندر برای یک موتور چهار سوپاپه استفاده می شود. سپس با تغییر دور موتور عدد نسلت محاسبه می گردد. آنگاه یک شبکه عصبی شعاعی توسط نرم افزار Matlab ایجاد میگردد. در شبکه عصبی با تابع بنیادی شعاعی، تابع تحریک لایه میانی آن، تابع گوسی است. برای آموزش این شبکه از الگوریتم آموزش نظارت شده استفاده می شود. از این مرحله به بعد، دیگر نیازی به انجام آزمایش و یا محاسبات نیست و حجم عملیات کامپیوتری کاهش می یابد. با آموزش این شبکه بدون نیاز به انجام آزمایش و یا محاسبه می توان عدد نسلت را تحت هر شرایط دلخواه دیگری از دور موتور با دقت قابل قبول تخمین بزنیم.

واژه های کلیدی: عدد نسلت- احتراق- موتور اشتعال جرقه ای- شبکه عصبی شعاعی.

### ۱- مقدمه

دفع حرارت در حفظ موتور و سیال روانکار و جلوگیری از تخریب آن بسیار مهم است و این در حالی است که برای به حداکثر رساندن بازده، کارکردن موتور در گرمترین حالت ممکن، امری ضروری است. حداکثر دمای گاز در سیلندر موتور احتراق داخلی بسیار بالا است از این رو دمای بدنه در فضای داخل محفظه احتراق بالا می باشد و خنک کاری برای سر سیلندر، سیلندر و پیستون باید وجود داشته باشد. زیرا که شار حرارتی به مقدار چندین مگا وات در هنگام احتراق می رسد. در حالیکه در طی قسمتهای دیگر سیکل شار حرارتی مقدار خیلی کمی دارد.

در سالهای اخیر اندازه گیری های تجربی و بررسی های بسیاری روی انتقال حرارت محفظه احتراق موتورهای اشتعال جرقه ای انجام شده است [۱-۵]. الکیداس شارحرارتی لحظه ای را در چندین نقطه روی سر سیلندر و دیواره سیلندر اندازه گرفت. این بررسی ها نشان داد که افزایش شار حرارتی در هر نقطه، با زمان رسیدن شعله به آن نقطه متناسب است و شار حرارتی بطور موثری با مکان تغییر می کند [۶ و ۷]. هان یک رابطه تجربی جدید را ارائه کرد که مقدار ضریب انتقال حرارت

۱- مربی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد الیگودرز

۲- مربی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد الیگودرز

لحظه ای، از گاز به دیوار محفظه احتراق موتور اشتعال جرقه ای را پیش بینی می کند [۸]. دیپک و اسانس یک رابطه شبه پایا برای جریان های ورودی و خروجی موتور ارائه کردند. این رابطه از بررسی رینولدز جریان بدست آمد [۹]. در این تحقیق از نتایج یک تحقیق [۱۰] بر روی موتور اشتعال جرقه ای استفاده می شود. آنگاه با این داده ها یک شبکه عصبی انتشار برگشتی آموزش داده می شود. با آموزش این شبکه می توان با دقت بالایی عدد نسلت درون محفظه احتراق را تخمین زد.

## ۲- مدل سازی شبکه و شبیه سازی محاسباتی

موتوری که مدل سازی آن در مرجع [۱۰] انجام شده است دارای محفظه احتراق گوه ای شکل چهار سوپاپ و یک پیستون بشقابی دارد. مشخصات موتور در جدول ۱ آورده شده است. در شبیه سازی عددی، شبکه محاسباتی با استفاده از قسمت شبکه ساز کد برای استفاده در قسمت اصلی کد ایجاد شده است. تعداد گره ها از حدود ۱۱۰۰۰ در نقطه مرگ پایین به حدود ۶۵۰۰۰ در نقطه مرگ بالا تغییر می کند. سرعت موتور از ۱۵۰۰ تا ۴۴۰۰ دور در دقیقه تغییر می کند. دمای هوای ورودی سیلندر ۳۰۰ کلوین و فشار آن ۰/۸ بار و دمای روی پیستون ۵۲۴ کلوین و سیلندر ۴۹۰ کلوین و دمای سر سیلندر ۵۱۶ کلوین در نظر گرفته شده است.

جدول ۱- مشخصه های فنی موتور [۱۰]

قطر سیلندر	۷۸/۵ میلیمتر
طول کورس پیستون	۸۲ میلیمتر
طول شاتون	۱۳۷ میلیمتر
نسبت تراکم	۱۰/۵
حجم کل	۱۵۷۸ سی سی
قطر سوپاپ ورودی	۳۳/۱ میلیمتر
قطر سوپاپ خروجی	۲۴/۵ میلیمتر
زاویه باز شدن سوپاپ ورودی	۲۲ BTDC
زاویه بسته شدن سوپاپ خروجی	۶۲ ABDC
زاویه باز شدن سوپاپ ورودی	۱۱۶ ATDC
زاویه بسته شدن سوپاپ خروجی	۲۸ ATDC
زمان جرقه	۱۵ ATDC
نسبت تعادلی	۱/۱
نوع سوخت	بنزین

## ۳- شبکه عصبی

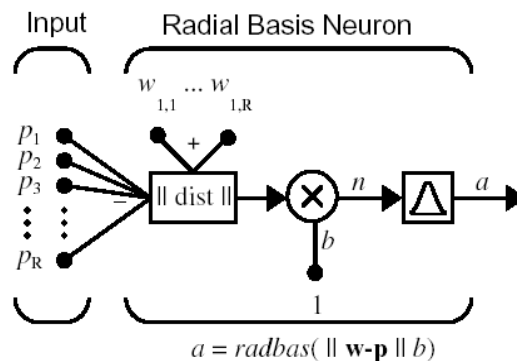
شبکه های عصبی مصنوعی که امروزه در کاربردهای فراوانی ارزش خود را نشان داده اند براساس مدل بیولوژیکی مغز انسان بوجود آمده اند که از چند تا چند هزار نرون تشکیل شده اند و اندازه آنها به پیچیدگی مسئله بستگی دارد. نرون ها، ورودی ها را که به طریقی خاص جمع شده اند را پذیرا می شوند. اگر ورودی ها به اندازه کافی بزرگ باشند نرون فعال شده و در غیر اینصورت غیرفعال باقی می ماند. در یک لحظه خاص ورودی های جمع شده در یک نرون به یک تابع تحریک که خروجی مشخصی را محاسبه می کند انتقال یافته و علائم خروجی را به لایه دیگری از نرون ها و یا به خروجی شبکه می فرستد. در حقیقت شبکه های عصبی مصنوعی سیستم داده پردازای اطلاعات می باشند [۱۱ و ۱۲]. بطور کلی خصوصیات یک شبکه عصبی

شامل ساختار شبکه و نحوه ارتباط بین نرون‌ها، روش آموزش شبکه و نحوه تعیین مقادیر وزن‌های رابط و تابع تحریک هر نرون است. با توجه به چگونگی انجام هر یک از موارد مذکور شبکه‌های عصبی متعددی ارائه شده که از جمله آنها شبکه عصبی با تابع بنیادی شعاعی است [۱۳].

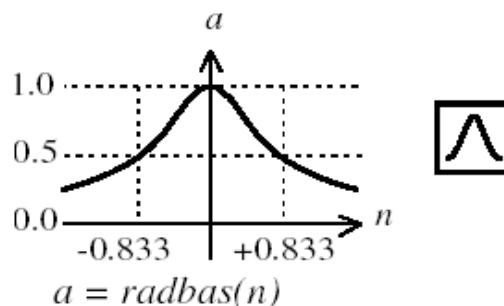
#### ۴- تابع پایه شعاعی

در شکل ۱، یک نرون شبکه عصبی شعاعی نشان داده شده است. در اینجا ورودی به تابع تبدیل  $radbas$  شامل بردار ورودی فاصله بین وزن  $W$  و بردار ورودی  $p$  بوده که در بایاس  $b$  ضرب می‌شود. در این شکل جعبه  $\|dist\|$  بردار ورودی  $p$  و یک سطر از ماتریس وزن ورودی را دریافت کرده و حاصل ضرب داخلی آنها را محاسبه می‌کند. تابع تبدیل نرون پایه در شکل ۲ نشان داده شده است. در این شکل  $a = radbas(n) = e^{-n^2}$  است. حداکثر مقدار بین تابع شعاعی برابر یک بوده که به ازای ورودی صفر حاصل می‌شود. فاصله بین  $w$  و  $p$  با افزایش خروجی کاهش می‌یابد.

یک نرون پایه شعاعی همانند یک نمایشگر عمل کرده و وقتی که بردار ورودی با بردار وزن برابر شود، خروجی یک را تولید می‌کند. بایاس  $b$  حساسیت نرون شبکه عصبی شعاعی را تعدیل می‌کند. به عبارتی مهمترین نقش بایاس در نرون‌های شبکه عصبی افزایش قابلیت تعمیم شبکه عصبی است. ساختار یک شبکه عصبی شعاعی دارای دو لایه است. یک لایه آن لایه پنهان شعاعی و لایه دیگر، لایه خطی است [۱۴].



شکل ۱- نرون شبکه عصبی شعاعی



شکل ۲- تابع تبدیل نرون شعاعی

## ۱-۴- طراحی شبکه عصبی شعاعی

با بکار بردن هر یک از توابع newrb و newrbe می‌توان یک شبکه عصبی شعاعی را طراحی نمود. طراحی سریع شبکه عصبی شعاعی با استفاده از تابع newrbe نرم افزار مطلب انجام می‌شود. صورت کاربردی این تابع بصورت زیر است:

$$\text{net}=\text{newrbe}(\text{P},\text{T},\text{SPREAD}) \quad (1)$$

در عبارت فوق P ماتریس بردارهای ورودی، T ماتریس بردارهای هدف و SPREAD پارامتر توسعه شبکه است که نقش بسیار مهمی در بهبود قابلیت تعمیم شبکه داشته و بهتر است مقدار بزرگی انتخاب شود تا قابلیت تعمیم شبکه رضایت بخش باشد. البته میزان بزرگی SPREAD بستگی به نوع مسئله داشته و باید در انتخاب آن دقت کافی بعمل آورد. تابع newrbe سرعت، یک شبکه عصبی شعاعی را ایجاد می‌کند. شبکه‌های که بدین ترتیب ایجاد می‌شود به تعداد بردارهای ورودی، نرون خواهد داشت. طراحی کارآمد شبکه عصبی شعاعی با استفاده از تابع newrb صورت می‌گیرد. شکل کلی این تابع بصورت زیر است:

$$\text{net}=\text{newrb}(\text{P},\text{T},\text{GOAL}, \text{SPREAD}) \quad (2)$$

در حالت کلی الگوریتم طراحی شبکه عصبی با استفاده از تابع newrb به صورت زیر است.

- ۱- یک شبکه عصبی شعاعی دو لایه را که در لایه اول آن هیچ نرونی وجود ندارد ساخته می‌شود.
- ۲- بردار ورودی که بیشترین خطا را ایجاد کند توسط شبکه شناسایی می‌شود.
- ۳- یک نرون شعاعی با بردار وزنی معادل با بردار فوق به لایه اول اضافه می‌شود.
- ۴- لایه دوم طوری بازسازی می‌شود که خطای حاصل کمینه شود.

در این نوع شبکه نیز پارامتر توسعه شبکه بسیار مهم بوده و بایستی تا حد امکان بزرگ انتخاب شود تا نرون‌های radbas محدوده ورودی بزرگتری را پوشش دهند. اگر پارامتر توسعه شبکه خیلی بزرگ انتخاب شود، همه نرون‌های شعاعی شبکه، جواب واحدی را داشته و شبکه خوب کار نمی‌کند. با توجه به نوع مسئله می‌توان از یکی از توابع مذکور برای ایجاد شبکه استفاده نمود. شبکه‌ای که بدین ترتیب بوجود می‌آید یک شبکه آموزش دیده است. برای اینکه بتوان از کارآمدی شبکه استفاده نمود باید خروجی‌های شبکه را به ازای بردارهای ورودی جدید که شبکه سابقه برخورد با آنها را ندارد شبیه سازی نمود. برای اینکار از تابع زیر استفاده می‌شود:

$$\text{out}=\text{sim}(\text{net},\text{q}) \quad (3)$$

در عبارت فوق q ماتریس بردارهای ورودی، net شبکه عصبی آموزش دیده و out ماتریس بردارهای خروجی شبکه است [۱۵].

## ۲-۴- بیان مثال

با استفاده از شبکه عصبی شعاعی از دو تابع newrb و newrbe برای مدل سازی استفاده می‌شود، تا بهترین ساختار با توجه به ایجاد کمترین خطا انتخاب شود. برای ایجاد شبکه عصبی شعاعی و تشکیل بردار ورودی، از نتایج شبیه سازی محمدی و همکارانش [۱۰] استفاده می‌شود. ورودی‌های این شبکه عصبی دور موتور و زاویه لنگ می‌باشند که در جدول ۲ این مقادیر نشان داده شده اند. تعداد ۴۰ مدل در نظر گرفته شده که هر یک از این نمونه‌ها بوسیله دو پارامتر دور موتور و زاویه لنگ معرفی می‌شوند. خروجی‌های حاصل از این شبیه سازی بعنوان تابع هدف انتخاب می‌شوند. از ۸۰ درصد این اطلاعات جهت آموزش و مابقی به منظور تست کارکرد شبکه مورد استفاده قرار می‌گیرد. پس از آموزش، مشخصات ۶ نمونه دیگر که در

مجموعه آموزشی نبوده به شبکه داده شده و عدد نسلت با شبکه محاسبه می‌گردد. برای مقایسه، عدد نسلت بدست آمده از شبکه عصبی با مقدار مرجع [۱۰] نیز نشان داده شده است. برای بدست آوردن کمترین خطا و بهترین شبکه، از ضریب‌های گسترش مختلف استفاده می‌شود. برای طراحی و آموزش شبکه از بردار ورودی P و بردار هدف T و رابطه ۱ استفاده شده و از رابطه ۳ جهت شبیه سازی عدد نسلت استفاده می‌شود. نتایج بدست آمده پس از آموزش شبکه با ساختار newrb در جدول ۴ ارائه شده است.

برای طراحی و آموزش شبکه با ساختار newrb، مراحل طراحی newrb را طی کرده و بجای استفاده از رابطه ۱ از رابطه ۲ برای آموزش شبکه استفاده می‌شود. همچنین از مقدار صفر برای پارامتر GOAL استفاده می‌شود. نتایج بدست آمده از آموزش شبکه با ساختار newrb در جدول ۳ ارائه شده است.

نتایج حاصل از بررسی شبکه عصبی شعاعی با دو ساختار newrb و newrbe بصورت خلاصه در جدول ۵ آورده شده است. از بررسی نتایج موجود در جدول ۵، این نتیجه حاصل می‌شود که شبکه عصبی شعاعی با ساختار newrb دارای خطای کمتری نسبت به شبکه عصبی شعاعی با ساختار newrbe می‌باشد. از آنجائیکه در بسیاری از محاسبات مهندسی زمان به عنوان یکی از پارامترهای اصلی محسوب می‌شود استفاده از شبکه‌های عصبی شعاعی در اینگونه مسائل از اهمیت بسزایی برخوردار است.

جدول ۲- ورودی ها و خروجی های شبکه عصبی شعاعی

خروجی های شبکه عصبی	ورودی های شبکه عصبی شعاعی	
	زاویه لنگ (درجه)	دور موتور (rpm)
عدد نسلت	۱۰۰	۱۵۰۰
	۲۰۰	۱۸۰۰
	۳۰۰	۲۰۰۰
	۴۰۰	۲۵۰۰
	۵۰۰	۲۷۰۰
	۶۰۰	۳۰۰۰
	۷۰۰	۴۲۰۰

جدول ۳- نتایج تحلیل عدد نسلت با شبکه عصبی شعاعی با تابع newrb

شماره آزمایش	عدد نسلت [۱۰] ( $\times 10^{-3}$ )	عدد نسلت (شبکه عصبی) ( $\times 10^{-3}$ )	درصد خطا
۱	۱/۹۱	۱/۸۴	۳/۲۳
۲	۱/۸۳	۱/۸۰	۱/۱۹
۳	۱/۹۴	۱/۸۷	۳/۲۴
۴	۱/۹۷	۰/۵۶	۰/۵۸
۵	۲/۰۴	۱/۹۵	۴/۳۳
۶	۱/۸۲	۱/۷۷	۲/۶۵

جدول ۴- نتایج تحلیل عدد نسلت با شبکه عصبی شعاعی با تابع newrbe

شماره آزمایش	عدد نسلت ( $\times 10^{-3}$ ) [۱۰]	عدد نسلت (شبكة عصبی) ( $\times 10^{-3}$ )	درصد خطاء
۱	۰/۵۲	۰/۴۹	۵/۲۹
۲	۰/۳۶	۰/۳۴	۳/۱۵
۳	۷/۲	۶/۹۹	۲/۸۴
۴	۰/۳۹	۰/۳۷	۳/۵۸
۵	۰/۱۲	۰/۱۱	۶/۳۰
۶	۰/۲۵	۰/۲۳	۷/۲۵

جدول ۵- مقایسه نتایج حاصل از تحلیل شبکه عصبی شعاعی با دو تابع newrb و newrbe

ساختار شبکه	زمان آموزش شبکه (ثانیه)	متوسط زمان تست (ثانیه)	متوسط درصد خطا
newrbe	۱۶/۵۱	۰/۰۹۵	۴/۰۹
newrb	۲۵/۳۶	۰/۰۸۶	۲/۸۲

## ۵- نتیجه گیری

نتایج بدست آمده از بکارگیری شبکه عصبی شعاعی برای تخمین عدد نسلت در محفظه احتراق موتور اشتعال جرقه ای که در این تحقیق جایگزین تحلیل عددی و دقیق شد، بیانگر همگرایی بسیار سریع و دقیق این روش است. پس از آموزش شبکه بدون نیاز به حل مسئله عدد نسلت تخمین زده می شود و بدین ترتیب حجم عملیات کامپیوتری به نحو چشمگیری کاهش می یابد و در وقت و هزینه صرفه جویی می گردد. با افزایش سرعت موتور، عدد نسلت افزایش می یابد و زمان افزایش عدد نسلت به زمان رسیدن شعله به هر نقطه وابسته است.

## مراجع

- 1- ferguson, C. R., *International combustion engines applied thermosience*, 2<sup>nd</sup> Edition, John Wiley & Sons, New York, 2003.
- 2- Urip, E., Liew, K. H., Yang, S.L., Arici, O., " Numerical investigation of heat conduction with unsteady thermal boundary condition for internal combustion engine application, proceeding of the ASME international mechanical engineering congress, 2004.
- 3- Jafari, A., Hannani, S. K., "Effect of fuel and engine operational characteristics on the heat loss from combustion chamber surface of si engines", J. Int. Communication in Heat and Mass Transfer, Vol 33, pp. 122-134, 2006.
- 4- Mohammadi, A., Yaghoubi, M., Rashidi, M., "Analysis of international communication in heat mass transfer", Vol. 35, pp. 215-224, 2008.
- 5- Mohammadi, A., Jazayeri, M., Ziabasharhagh, M., "Numerical simulation of convective heat transfer in spark ignition engine", proceeding of the ASME internal combustion engine division 2008, spring technical conference.
- 6- Alkidas, A. C., "Heat transfer characteristic of a spark ignition engine", J. Heat Transfer, Vol 102, pp. 189-193, 1980.
- 7- Alkidas, A. C., Myers, P. J., "Transient heat flux measurments in the combustion chamber of a spark ignition engine", J. Heat Transfer, Vol 104, pp. 62-67, 1982.
- 8- Han, S. B., Chung, Y. J., Lee, S., "Empirical formula for instantaneous heat transfer coefficient in a spark ignition engine", SAE paper, No. 972995, pp. 219-226, 1997.



انجمن احتراق ایران

FCCI2010-1106

## سومین کنفرانس سوخت و احتراق ایران

تهران - دانشگاه صنعتی امیرکبیر - اسفند ماه ۱۳۸۸



دانشگاه صنعتی امیرکبیر  
دانشکده مهندسی هوافضا

9- Depcik, C. D., Assanis, D., " *A universal heat transfer correlation for intake and exhaust flows in a spark-ignition internal combustion engine*", SAE paper, No. 2002-01-0372, 2002.

۱۰- محمدی، آ.، مرتضوی، ح.، یغقوبی، م.، " ارائه رابطه برای انتقال حرارت موضعی در محفظه موتور اشتعال جرقه ای " شانزدهمین کنفرانس بین المللی مکانیک، کرمان، اردیبهشت ۱۳۸۷.

11- Nielson, H., " *Neurocomputing*", Addison Wesley, 1990.

12- Specht, D. F., " *A General regression neural networks*", Transactions on Neural Networks, Vol. 2, pp. 568-576, 1991.

13- Fausett, L., " *Fundamental of neural networks*", Prentice Hall Company, New York, 1994.

۱۴- حیدری، ع.، " شبکه عصبی مصنوعی "، انتشارات ناظران، ۱۳۸۷.

15- Demuth, H., Beale, M., Hagan, M., " *Neural network toolbox for use with MATLAB*", The Math Works, Inc., 2006.