

روش جدید برای تخمین دمای آدیاباتیک سوخت‌های گازی با استفاده از شبکه‌های عصبی

زهرة ماجدی اصل^۱، امین سالم^۲

تبریز، دانشگاه صنعتی سهند، دانشکده مهندسی شیمی
 salem@sut.ac.ir

چکیده

در این تحقیق یک نرم افزار جدید برای محاسبه دمای شعله آدیاباتیک سوخت‌های گازی ارائه شده است. این نرم افزار به سهولت قابل استفاده بوده و ترکیب سوخت گازی، دمای اولیه سوخت، درصد هوای اضافی، دمای اولیه هوای ورودی، نسبت نیتروژن به اکسیژن در هوای مصرفی و فشار عملیاتی به عنوان متغیرهای ورودی دریافت می‌گردند. تاثیر پارامترهای مختلف بر دمای شعله آدیاباتیک با رسم نمودارهایی به سهولت قابل بررسی است. در ادامه از شبکه‌های عصبی جهت پیشگویی دمای آدیاباتیک شعله استفاده شده است. شبکه با استفاده از اطلاعات به دست آمده از برنامه مذکور آموزش داده شده است. در نهایت نشان داده شده است که مدل شبکه عصبی می‌تواند دمای آدیاباتیک شعله را با دقت خوبی برای گستره زیادی از شرایط عملیاتی پیشگویی نماید.

واژه‌های کلیدی: سوخت گازی - دمای آدیاباتیک شعله - شبکه عصبی

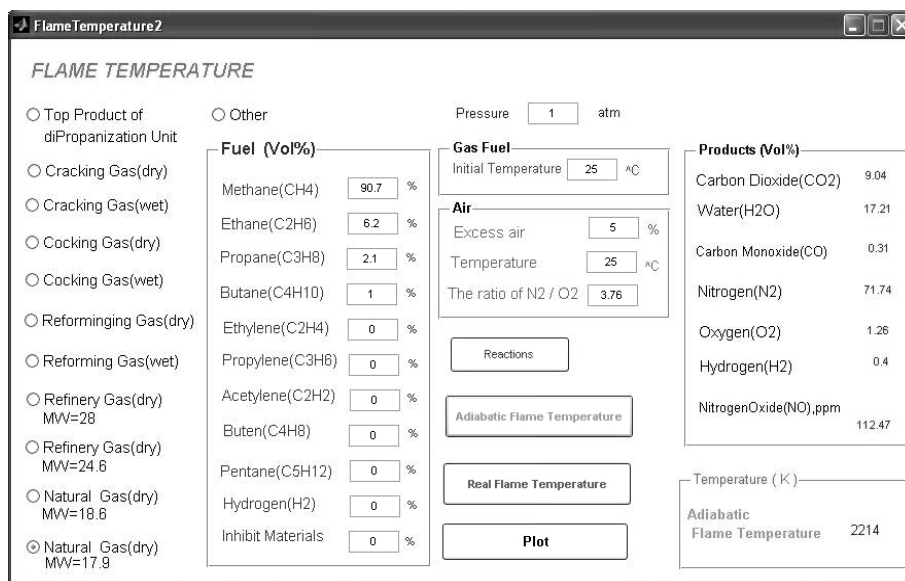
1- مقدمه

در هر فرآیند احتراقی دمای شعله یکی از مهم‌ترین خصوصیات است که نرخ واکنش‌های شیمیایی را کنترل می‌کند و تاثیر مشخصی روی طراحی تجهیزات احتراقی دارد. طراحی و بهینه سازی قسمت‌های مختلف معمولا بر اساس بیشترین دمای شعله تعیین می‌شوند. بیشترین دمای ممکن شعله برای هرگونه شرایط اولیه، دمای شعله آدیاباتیک می‌باشد که این دما به ترکیب و دمای اولیه سوخت، ترکیب و دمای اولیه هوا، درصد هوای اضافی و ... بستگی دارد [1]. پیش از این تخمین دمای شعله آدیاباتیک به یک روش نسبتا ساده و در فشار اتمسفریک انجام می‌شد که منحصر به موتورهای توربین گازی است. در سال 1998 تخمین دمای شعله آدیاباتیک در احتراق سوخت‌های هیدروکربنی به صورت خالص (مثلا متان) در شرایط عملیاتی مشخص $0/01 < P < 7/5 \text{ MPa}$ و $200 < T < 1250 \text{ K}$ صورت گرفته که در مقایسه با مطالعات گذشته گسترش یافته است [2].

1- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی شیمی - ترموسینیتیک

2- دانشیار دانشکده مهندسی شیمی

در این تحقیق برنامه جامع محاسباتی با خصوصیت کاربرد بسیار آسان برای کاربر به منظور محاسبه دمای شعله آدیاباتیک در محیط نرم افزار Matlab ارائه شده است. شرایط عملیاتی متفاوت و ترکیبات مختلف سوخت در صفحه اصلی برنامه وارد شده و خروجی‌ها در صفحه اصلی نمایش داده می‌شوند. شکل 2 صفحه اصلی این برنامه را نشان می‌دهد. برخی سوخت‌های متداول و ترکیبات آنها در صفحه اصلی آورده شده است. در ادامه و با استفاده از برنامه مذکور، شبکه عصبی برای پیشگویی دمای شعله آدیاباتیک، طراحی شده و آموزش داده شده است. انواع فرآیند آموزش مدل‌های شبکه، برای گستره زیادی از سوخت‌های کاربردی و شرایط عملیاتی مختلف آنها صورت گرفته است و دقت پیشگویی دمای شعله با مدل‌های شبکه ارزیابی شده است. همچنین نشان داده شده است که شبکه عصبی می‌تواند دمای آدیاباتیک شعله را برای سوخت‌های گازی با دقت کافی پیشگویی کند.



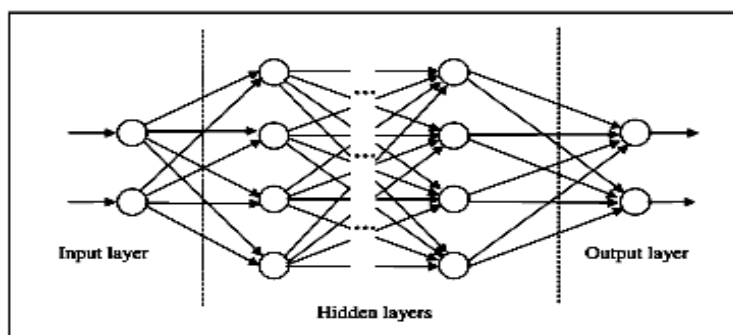
شکل 2- صفحه اصلی برنامه، نتایج نمایش داده شده برای سوخت گاز طبیعی و 5 درصد هوای اضافی می‌باشد.

2- برنامه جامع محاسباتی دمای آدیاباتیک شعله

نظر به اینکه نرم افزار Matlab در دنیای فنی و مهندسی روز به روز نقش مهم‌تر و بارزتری پیدا می‌کند و در کشورهای پیشرفته صنعتی جای پای محکم و استواری پیدا کرده است، در این کار تلاش شده که از قابلیت‌های این نرم افزار استفاده شود. برنامه محاسباتی تهیه شده به سهولت قابل کاربرد بوده و نیازمند نصب نرم افزار Matlab می‌باشد و فقط در محیط این نرم افزار قابل کاربرد است. در تهیه این برنامه محاسباتی از بخش GUI نرم افزار Matlab که در تهیه نرم افزار به کار می‌رود، استفاده شده است. محاسبات صورت گرفته بر مبنای آدیاباتیک بودن فرآیند احتراق ($Q=0$) بوده و در نتیجه $\Delta H=0$ می‌باشد. در واقع آنتالپی محصولات و مواد اولیه برابر قرار داده شده و به روش حدس و خطا دما محاسبه شده است [1]. در حال حاضر افزایش غلظت اکسیژن در هوای ورودی احتراق مورد مطالعه و بررسی است [3]. در این نرم افزار می‌توان اثر عوامل مختلف را در احتراق انواع سوخت‌های گازی بررسی نمود.

3- شبکه‌های عصبی

در طراحی فرآیندهای احتراقی وجود متغیرهای بسیار باعث ایجاد مشکلات زیادی می‌شود. برای داشتن یک مدل مناسب و پیشگویی رفتار احتراق نیازمند فرضیات غیرخطی با چندین متغیر هستیم که این متغیرها عموماً به صورت داده‌های انحراف‌دار (Noisy Data) می‌باشند و به صورت شبکه‌ای از ارتباطات به هم مربوط می‌شوند و بر هم تاثیر می‌گذارند. به طور خلاصه، شبکه عصبی یک سیستم محاسبه‌گر شامل لایه‌هایی از اجزای فرآیندهای غیر خطی موازی (نرون‌ها) می‌باشند که با ارتباطات درونی وزن‌دار به هم متصل شده‌اند. شکل 2 تصویری از یک شبکه عصبی پیشرو (Feed forward Network) را نشان می‌دهد که شامل یک لایه ورودی یک لایه خروجی و یک یا بیشتر لایه مخفی است. آموزش شبکه با استفاده از یک سری داده‌های آماده شده (یک سری ورودی‌ها و مقادیر خروجی مطلوب) صورت می‌گیرد [4]. انواع مختلف الگوریتم‌های آموزشی شبکه وجود دارد. در این مقاله سعی شده است که از این الگوریتم‌ها برای آموزش شبکه استفاده شود و بهترین الگوریتم انتخاب شده است. الگوریتم نشر عقب‌گرد (Back Propagation Algorithm) معمولاً برای تخمین توابع به کار رفته است که در این تحقیق نیز از این الگوریتم استفاده شده است. در این الگوریتم یک سری داده‌های آموزشی شناخته شده به شبکه تزریق می‌شوند. برای کاربرد حاضر ورودی‌ها دمای اولیه هوا و سوخت، درصد هوای اضافی و نسبت نیتروژن به اکسیژن در هوای مورد استفاده می‌باشند و خروجی مطلوب دمای شعله آدیاباتیک محاسبه شده توسط برنامه نوشته شده در این تحقیق می‌باشد.



شکل 1- شمایی از یک شبکه عصبی پیشرو

ورودی‌ها در شبکه به طور پیشرو در بین لایه‌ها منتشر شده تا به لایه خروجی برسد. بعد از اینکه خطا بین خروجی و مقدار مطلوب مشخص شد این خطا به طور برگشتی (back propagation) در بین اتصالات از خروجی به سمت لایه ورودی، برای اینکه مقادیر وزن‌ها را منطبق کند، منتشر می‌شود. این نوع فرآیند آموزش شبکه تا زمانی که شبکه پایدار شود و خطا به یک مقدار کمینه یا یک مقدار قابل قبول برسد، تکرار خواهد شد [4]. فرآیند آموزش شبکه عموماً مهمترین بخش در شبکه‌های عصبی است. رسیدن به فرآیند آموزش مطلوب و مدل بهینه شبکه نیازمند انتخاب دقیق داده‌های آموزشی شبکه و پارامترهای شبکه شامل تعداد و اندازه لایه‌های مخفی، توابع مورد استفاده، نرخ یادگیری شبکه و ثابت ممنوم هر لایه می‌باشد [4].

4- نتایج

4-1- نتایج حاصل از برنامه محاسباتی

پس از تنظیم تمام متغیرها با اجرای برنامه دمای آدیاباتیک شعله و ترکیب درصد گازهای خروجی در صفحه اصلی نمایش داده می‌شود (شکل 1). برای رسم نمودارهایی که نشان دهنده تاثیر عوامل مختلف باشد، دکمه Plot صفحه اصلی استفاده می‌شود. با فشار این دکمه، صفحه Plot (شکل 3) پدیدار می‌شود و نمودارهای مختلف قابل ترسیم است.

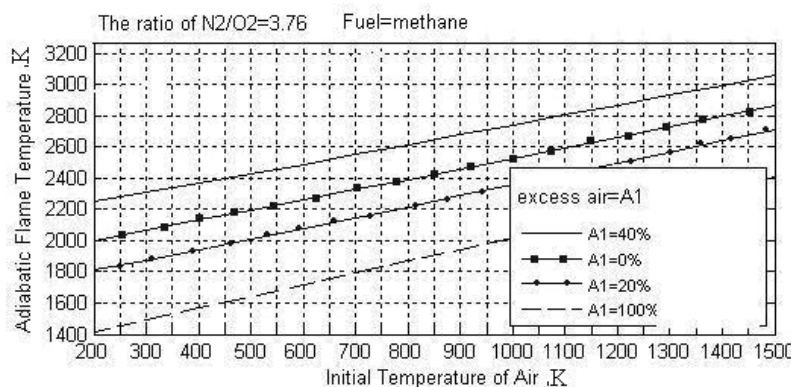


شکل 3- صفحه انتخاب نوع نمودار و بررسی تاثیر پارامترهای مختلف بر دما

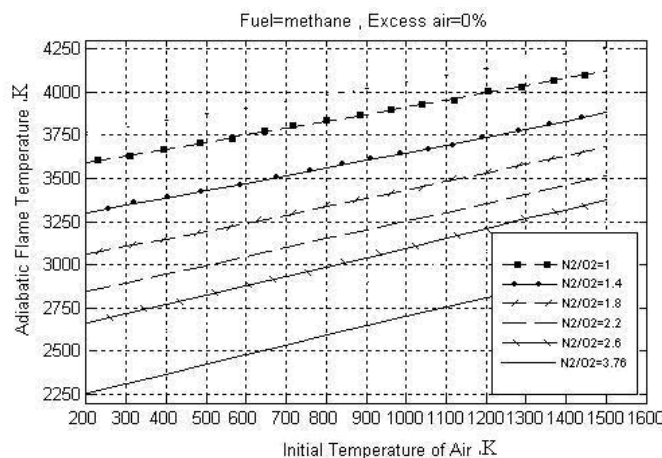
نمودارهای زیر برخی از این نتایج را نشان می‌دهد. شکل 4 تغییرات دمای شعله آدیاباتیک را بر حسب تغییرات دمای اولیه هوای ورودی و در مقادیر مختلف هوای اضافی نشان می‌دهد. همانطور که مشاهده می‌شود با افزایش دمای هوا (پیش گرم کردن) دمای شعله افزایش می‌یابد. شکل 5 تغییرات دمای آدیاباتیک شعله را بر حسب تغییرات دمای اولیه هوای ورودی در غلظت‌های مختلف اکسیژن هوای ورودی نشان می‌دهد. نسبت‌های مساوی از اکسیژن و نیتروژن در ترکیب هوای ورودی دمای شعله را بیش از 1000 کلون افزایش می‌دهد.

شکل 6 تغییرات دمای آدیاباتیک شعله را بر حسب تغییرات درصد هوای اضافی نشان می‌دهد. با افزایش درصد هوای اضافی دمای شعله کاهش می‌یابد. نمودارها در ترکیبات مختلف هوا و دماهای اولیه متفاوت از هوا رسم شده اند. شکل 6 به وضوح نشان دهنده تاثیر افزایش غلظت اکسیژن هوای ورودی در بالا بردن دمای شعله است. چنانکه مشاهده می‌شود پیش گرم کردن هوا حتی تا 800 درجه کلون نمی‌تواند به اندازه غلیظ کردن اکسیژن موثر باشد. شکل 7 تغییرات دمای شعله آدیاباتیک را بر حسب تغییرات دمای اولیه سوخت نشان می‌دهد چنانکه مشاهده می‌شود دمای اولیه سوخت تاثیر زیادی در افزایش دمای شعله آدیاباتیک ندارد.

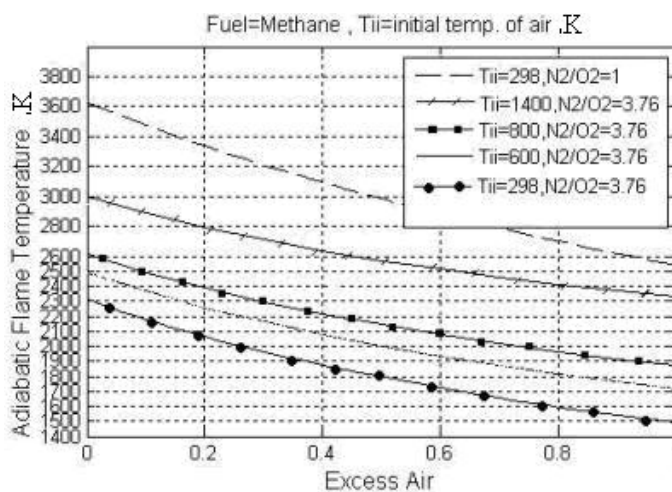
شکل 8 تغییرات میزان مونوکسید کربن را با دمای شعله نشان می‌دهد. چنانکه مشاهده می‌شود با افزایش دمای شعله مقادیر مونوکسید کربن به شدت افزایش می‌یابد. شکل 9 نشان می‌دهد با افزایش درصد هوای اضافی به دلیل کاهش دمای شعله مقادیر مونوکسید کربن کاهش می‌یابد. با استفاده از این نرم افزار نمودارهای مختلفی را می‌توان برای انواع سوخت‌ها ترسیم نمود. نمودارهای نشان داده شده همگی مربوط به سوخت متان خالص می‌باشند.



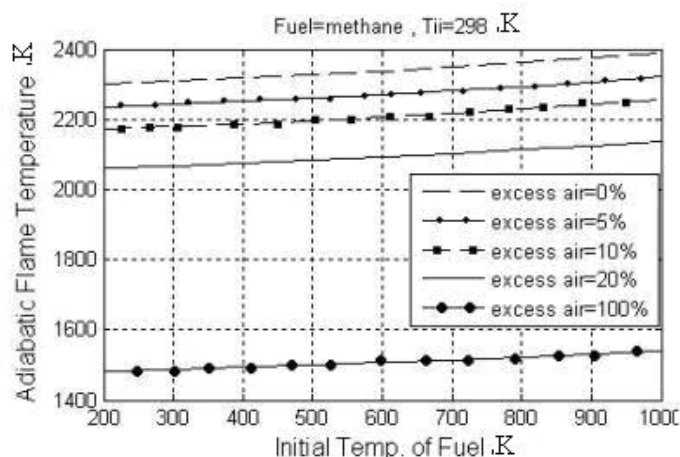
شکل 4- تغییرات دمای آدیاباتیک شعله بر حسب تغییرات دمای اولیه هوای ورودی در درصد های اضافی مختلف



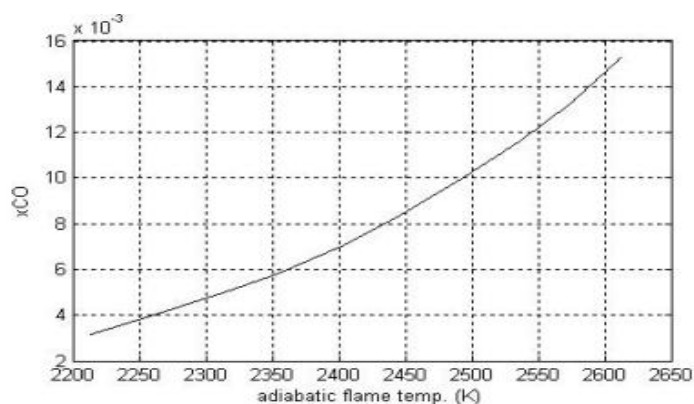
شکل 5- تغییرات دمای آدیاباتیک شعله بر حسب تغییرات دمای اولیه هوای ورودی در نسبت های مختلف N_2/O_2



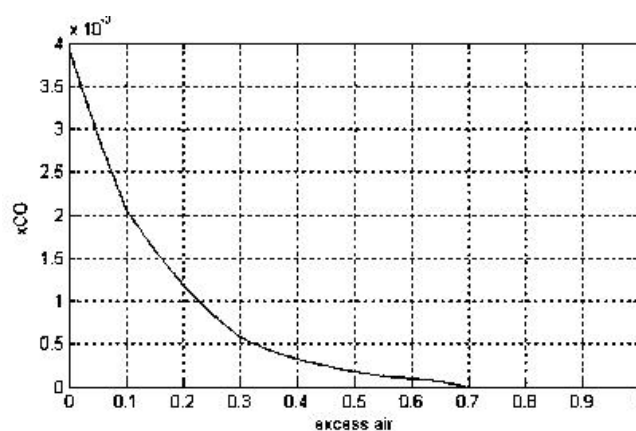
شکل 6- تغییرات دمای آدیاباتیک شعله بر حسب تغییرات درصد هوای اضافی



شکل 7- تغییرات دمای آدیباتیک شعله بر حسب تغییرات دمای اولیه سوخت



شکل 8- تغییرات میزان مونوکسید کربن در گازهای خروجی با دمای آدیباتیک شعله متان



شکل 9- تغییرات میزان مونوکسید کربن در گازهای خروجی با میزان هوای اضافی استفاده شده در احتراق متان

4-2- نتایج حاصل از شبکه عصبی

دو شبکه عصبی مختلف براساس دو نوع اطلاعات آموزش داده شدند. در حالت اول شبکه‌های مختلف برای دمای حاصل از احتراق یک سوخت خالص مثل متان و شرایط عملیاتی مختلف بررسی شده و بهترین شبکه با کمترین خطا انتخاب شده است. در حالت دوم سوخت با ترکیبات متفاوت مورد بررسی قرار گرفته و ترکیب سوخت نیز علاوه بر شرایط عملیاتی، به عنوان یک ورودی به شبکه‌ها اعمال شده است. شبکه 1 برای سوخت متان با 750 داده آموزش داده شده است. که این 750 داده عبارتند از:

جدول 1- ورودی‌های شبکه 1

متغیر	نماد	ابتدا	انتهای	گام
دمای اولیه هوا، K	T_{ii}	213	1200	170
دمای اولیه سوخت، K	T_i	221	1200	200
درصد هوای اضافی	A_1	0	3/5	0/8
نسبت N_2 به O_2 در هوا	A_2	0	3/76	0/75

شبکه 1 شامل یک لایه ورودی با 3 نرون، یک لایه مخفی با 15 نرون و یک لایه خروجی با یک نرون است: بیشترین خطای شبکه برای داده‌های آموزشی $4/6 \times 10^{-3}$ می‌باشد. شبکه با چند سری اطلاعات تست شده است و دو سری از این داده‌های تست در زیر آورده شده است. سری داده‌های تست 1 شامل 14 داده به صورت جدول 2 می‌باشد.

جدول 2- سری داده‌های تست 1

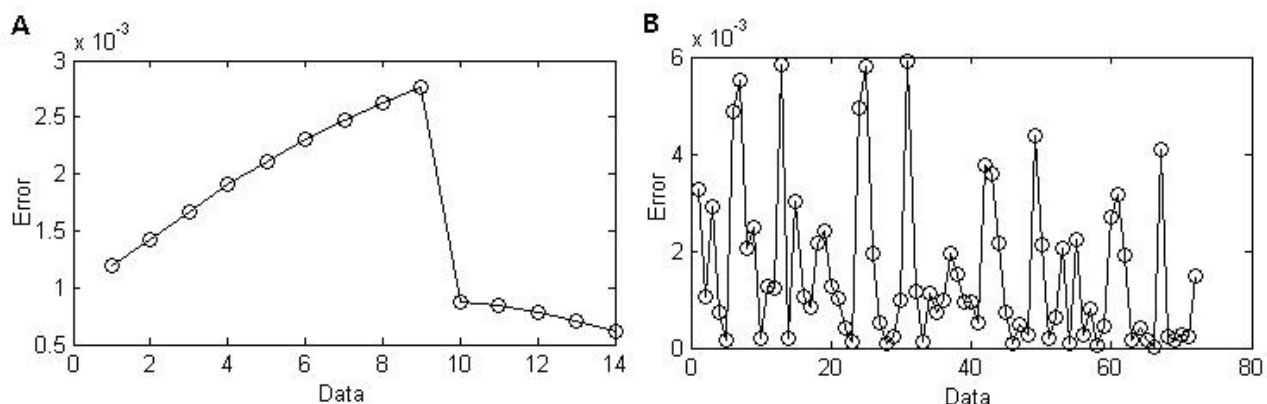
متغیر	نماد	ابتدا	انتهای	گام
دمای اولیه هوا، K	T_{ii}	200	1200	75
دمای اولیه سوخت، K	T_i	مقدار ثابت 298		
درصد هوای اضافی	A_1	مقدار ثابت 0/05		
نسبت N_2 به O_2 در هوا	A_2	مقدار ثابت 3/76		

شکل (A-10) خطاهای شبکه را برای سری داده 1 نشان می‌دهد. خطاها اختلاف مقادیر واقعی با مقادیر حاصل از شبکه می‌باشد. برای این سری داده بیشترین خطا 3×10^{-3} می‌باشد. سری داده 2 شامل 72 داده به صورت جدول 3 می‌باشد.

جدول 3- سری داده‌های تست 2

متغیر	نماد	ابتدا	انتهای	گام
دمای اولیه هوا، K	T_{ii}	200	1200	300
دمای اولیه سوخت، K	T_i	مقدار ثابت 298		
درصد هوای اضافی	A_1	0	2	0/75
نسبت N_2 به O_2 در هوا	A_2	0/6	3/76	0/55

برای این سری داده بیشترین خطا 6×10^{-3} می‌باشد که خطای بسیار کمی است. شبکه برای سری داده‌های مختلف نتایج دقیقی پیش‌بینی می‌کند. شکل (B-10) خطاهای شبکه را برای سری داده مذکور نشان می‌دهد.



شکل 10- نمونه‌هایی از نتایج حاصل از شبکه‌های عصبی، A- خطاهای شبکه 1 برای سری 1 داده‌های تست شبکه، B- خطاهای شبکه 1 برای سری 2 داده‌های تست شبکه، خطاها اختلاف مقادیر واقعی با مقادیر حاصل از شبکه می‌باشد.

اگر $F_1, F_2, F_3, F_4, F_5, F_6, F_7, F_8, F_9$ و F_{10} به ترتیب جز حجمی متان، اتان، پروپان، بوتان، پنتان، اتن، پروپن، استیلن و هیدروژن در سوخت گازی باشد، می‌توان ترکیبات مختلف از سوخت گازی به‌وجود آورد. شبکه 2 برای سوخت گازی با ترکیبات مختلف توسط 18720 داده آموزش دیده‌است. که این 18720 در جدول 4 نشان داده شده است.

شبکه 2 شامل یک لایه ورودی با 5 نرون، دو لایه مخفی با 15 نرون و 8 نرون و یک لایه خروجی با یک نرون است: بیشترین خطای شبکه برای داده‌های آموزشی $1/9 \times 10^{-5}$ می‌باشد. شبکه با چند سری اطلاعات تست شده است که نمونه‌ای از آنها در جدول‌های 5 و 6 آمده است. سری داده 3، سوخت گاز رفرمینگ (Reforming Gas)، شامل 14 داده است که در جدول 5 آمده است.

جدول 4- ورودی‌های شبکه 2

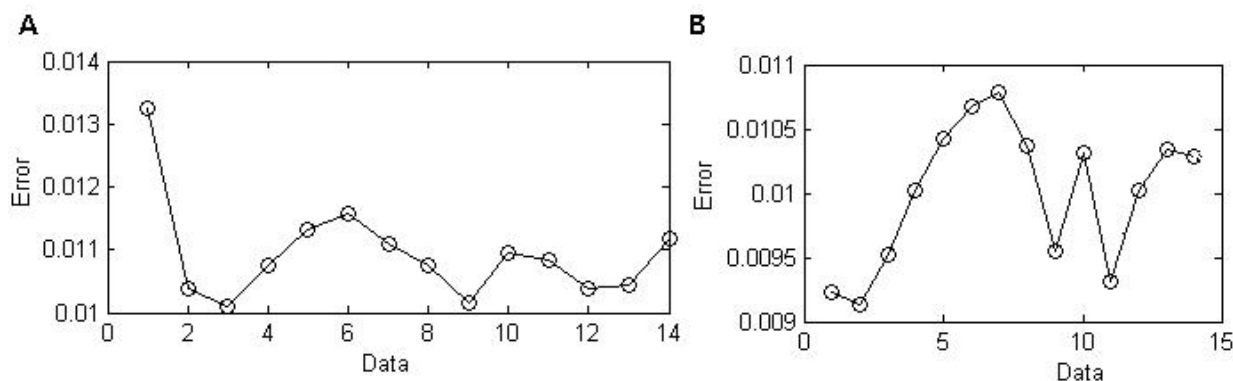
متغیر	نماد	ابتدا	انتهای	گام
دمای اولیه هوا، K	T_{ii}	213	1200	70
دمای اولیه سوخت، K	T_i	221	1000	210
درصد هوای اضافی	A_1	0	2	0/65
نسبت N_2 به O_2 در هوا	A_2	0	3/76	0/75
درصد حجمی متان	F1	0	1	0/5
درصد حجمی اتان	F2	0	1	0/13
درصد حجمی پروپان	F3	0	0/5	0/21
درصد حجمی بوتان	F4	0	0/1	0/041
درصد حجمی پنتان	F5	0	0/1	0/041
درصد حجمی اتن	F6	0	0/2	0/1
درصد حجمی پروپن	F7	0	0/1	0/041
درصد حجمی بوتن	F8	0	0/2	0/15
درصد حجمی استیلن	F9	0	0/02	0/01
درصد حجمی هیدروژن	F10	0	0/1	0/041

جدول 5- سری داده‌های تست 3، گاز رفرمینگ با ترکیب:

F1=0.275, F2=0.276, F3=0.224, F4=0.072, F5=0.074, F6=0.03, F7=0, F8=0, F9=0, F10=0.049

متغیر	نماد	ابتدا	انتهای	گام
دمای اولیه هوا، K	T_{ii}	200	1200	75
دمای اولیه سوخت، K	T_i	مقدار ثابت 298		
درصد هوای اضافی	A_1	مقدار ثابت 0/05		
نسبت N_2 به O_2 در هوا	A_2	مقدار ثابت 3/76		

شکل (A-11) خطاهای شبکه را برای سری داده 3 نشان می‌دهد. برای این سری داده بیشترین خطا $1/34 \times 10^{-2}$ می‌باشد. شرایط عملیاتی برای سری داده 4 مشابه جدول 6 است ولی سوخت گاز پالایشگاه با ترکیب F1=0.36, F2=0.182, F3=0.197, F4=0.019, F5=0, F6=0.054, F7=0, F8=0.075, F9=0, F10=0.033 می‌باشد. بنابراین سری داده 4 شامل 14 داده خواهد شد که برای این سری داده بیشترین خطا $1/09 \times 10^{-2}$ می‌باشد. شکل (B-11) خطاهای شبکه را برای سری داده 4 نشان می‌دهد.



شکل 11- نمونه‌هایی از نتایج حاصل از شبکه‌های عصبی، A- خطاهای شبکه 2 برای سری 3 داده‌های تست شبکه، B- خطاهای شبکه 2 برای سری 4 داده‌های تست شبکه، خطاها اختلاف مقادیر واقعی با مقادیر حاصل از شبکه می‌باشد.

5- نتیجه‌گیری

پارامترهای موثر بر دمای شعله در این تحقیق مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج حاصل نشان داد که تاثیر افزایش غلظت اکسیژن در هوای ورودی در بالا بردن دمای شعله بسیار حائز اهمیت است چنانکه پیش گرم کردن هوا حتی تا 800 درجه کلوین نمی‌تواند به اندازه غلظت اکسیژن هوای ورودی موثر باشد. نسبت‌های مساوی از اکسیژن و نیتروژن در ترکیب هوای ورودی دمای شعله را بیش از 1000 کلوین افزایش می‌دهد. شبکه عصبی طراحی شده برای یک سوخت خالص به مراتب دقیق تر از شبکه عصبی ترکیب سوخت‌هاست و این به دلیل پیچیدگی بیشتر مساله در حالت سوخت ترکیبی و افزایش عوامل غیر خطی بودن مساله است. همچنین نتایج حاصل نشان می‌دهد تکنیک شبکه‌های عصبی علاوه بر تسریع در نیل به نتایج، مقادیر خطای بسیار کوچکی دارند به نحوی که می‌توان از این روش برای نیل به دمای شعله و آنالیز گازهای حاصل از احتراق استفاده نمود. در نهایت اگر شبکه عصبی به درستی آموزش داده شود، می‌تواند روش بسیار خوب و دقیق و سریع برای حل مسائل پیچیده و زمان‌بر احتراق باشد.

مراجع

- 1- Stephen R. Turns, An Introduction to Combustion, McGraw-Hill, 2000.
- 2- Soteris A. Kalogirou, Artificial intelligence for the modeling and control

- of combustion processes: a review, Progress in Energy and Combustion Science, 2003.
- 3- Jyh-Cherng Chen, Jian-Sheng Huang, Theoretical and experimental study on the emission characteristics of waste plastics incineration by modified O₂/RFG combustion technology, 5 March 2007.
 - 4- Antony Brown, Neural Network analysis, architectures and applications, Institute of physics, Bristol, 1997