دانشگاه صنعتی امیرکبیر (پلی تکنیک تهران)

دانشکده مهندسی هوافضا

پایان نامه برای دریافت درجه کارشناسی ارشد رشته مهندسی هوافضا

گرایش پیشرانش

مدلسازی محفظه احتراق توربین گاز به کمک شبکه عصبی مصنوعی

نگارنده

پیام سینایی

استاد راهنما

دکتر ناصر سراج مهدیزاده

استاد مشاور

دکتر صادق تابع جماعت

زمستان 1386

بسمه تعالی

تاریخ: .....

شماره مدرک .....

دانشگاه صنعتی امیرکبیر
(پلی تکنیک تهران)

فرم اطلاعات پایان‌نامه
کارشناسی ارشد و دکترا
کتابخانه مرکزی

مشخصات دانشجو	**نام خانوادگی :** سینایی	**نام :** پیام	**شماره دانشجویی:** 84129021
	دانشگاه : دانشگاه صنعتی امیرکبیر	**دانشکده :** مهندسی هوافضا	**رشته تحصیلی : پیشرانش**
عنوان	**مدلسازی محفظه احتراق توربین گاز به کمک شبکه عصبی مصنوعی**		
Title :	**Gas Turbine Combustion Chamber Modeling Using Artificial Neural Network**		
استاد راهنما	**نام خانوادگی :** سراج مهدیزاده	**نام:** ناصر	
استاد مشاور	**نام خانوادگی :** تابع جماعت	**نام :** صادق	
دانشنامه	**کارشناسی** ○ **ارشد** ✹ **دکترا** ○	**سال تحصیلی: 87-86**	
نوع پروژه	**کاربردی** ✹ **بنیادی** ○ **توسعه ای** ○ **نظری** ○		

مشخصات ظاهری	**تعداد صفحات: 110**	**تصویر:** 25	**جدول:** 10	**نمودار:** 24	**نقشه:** ○	**واژه‌نامه:** ○	**تعداد مراجع:30**	**تعداد ضمائم:** 3
زبان متن	**فارسی** ✹ **انگلیسی** ○			**چکیده**	**فارسی** ✹		**انگلیسی** ✹	
یاداشت	**لوح فشرده** ✹ **دیسکت فلاپی** ○							
توصیفگر								
کلید واژه فارسی	*شبکه عصبی مصنوعی، الگوهای آموزشی، احتراق، شعله پس مخلوط*							
کلید واژه لاتین	**Artificial Neural Network, Learning Patterns, Combustion, Diffusion Flame (Non-premixed flame)**							

تشکر و قدردانی

به پاس احترام به دانش و صاحبان آن، از استاد ارجمندم جناب آقای دکتر سراج مهـدیزاده که در تمام مدت انجام تحقیق از دانش، بزرگواری و مهربانی ایشان بهره مند گشتم، قـدردانی مـی نمایم و به انجام رسیدن این تحقیق را مرهون کمکهای بیدریغ ایشان میدانم.

چکیده

در این تحقیق، روش شبکه های عصبی مصنوعی برای مدلسازی فرآیند احتراق متان – هوا مورد استفاده واقع شده است. در بخش اول، از شبکه های عصبی مصنوعی برای مدلسازی تغییرات زمانی گونه های شیمیایی در احتراق متان – هوا استفاده شده است و در بخش دوم از شبکه عصبی برای مدلسازی محفظه احتراق توربین گاز با شعله مغشوش پس مخلوط متان– هوا استفاده شده است. توانایی این شبکه ها در تخمین کمیات شیمیایی و مقادیر مختلف میدان جریان نشان داده شده است. هدف، به دست آوردن مدلی برای توزیع شعاعی مشخصات مختلف شعله مغشوش، مانند دما و کسر جرمی گونه های شیمیایی در مقاطع مختلف محفظه احتراق توربین گاز می باشد. شبکه عصبی مصنوعی، یک سیستم با ساختار دینامیکی موازی می باشد و مدلسازی بوسیله شبکه عصبی مصنوعی، آموزش دادن سیستم محاسباتی برای درک قوانین حاکم بر فیزیک مسئله و تولید یک مدل می باشد. در واقع هدف مدل، تولید یک نسخه تخمینی از سیستم واقعی می باشد که خصوصیات اصلی سیستم در آن حفظ شده باشد. از آنجا که شبکه عصبی در مرحله آموزش برای سازگار نمودن ضرایب وزنی خود نیازمند الگوهای آموزشی ورودی– خروجی می باشد، روش تابع احتمال دانسیته برای محاسبه مشخصات شعله و در نتیجه به دست آوردن الگوهای آموزشی به کار گرفته شده است. در رهیافت تابع احتمال دانسیته، فرض شیمی تعادلی برای احتراق در نظر گرفته شده است که به معنی وجود واکنشها و گونه های شیمیایی میانی در واکنش سوخت و اکسیدکننده می باشد. الگوریتم مورد استفاده برای آموزش شبکه از نوع خطای پس انتشار با سرپرست می باشد. شبکه عصبی مورد استفاده از نوع پیشخور با دو لایه پنهان می باشد که برای استحصال شبکه بهینه، شبکه های مختلفی با تعداد لایه های پنهان متفاوت مورد

استفاده واقع گردیده و شبکه با بهترین عملکرد، چه به لحاظ ساختار و چه به لحـاظ میـزان دقـت خطا مورد استفاده قرار گرفته است.

واژه های کلیدی : *شبکه عصبی مصنوعی-الگوهای آموزشی-احتراق-شعله پس مخلوط.*

فهرست مطالب

فصل 1: مقدمه 1

فصل 2: تاریخچه تکامل شبکه های عصبی و بکارگیری آنها در فرآیندهای احتراقی 9

2-1- تاریخچه شکل گیری و تکامل شبکه های عصبی 10

2-2- بکار گیری شبکه های عصبی در فرآیندهای احتراقی 11

2-2-1- نمایش میزان آلاینده های خروجی حاصل احتراق 12

2-2-2- پیش بینی کارآیی حرارتی کوره دما بالا 12

2-2-3- بیان شیمی حاکم در کاربردهای احتراقی 13

2-2-4- مدلسازی احتراق مغشوش 14

2-2-5- بیان شیمی حاکم بر شعله H_2 / CO_2 با شبیه سازی تابع احتمال دانسیته 14

2-2-6- تخمین NO_x خروجی در نیروگاه های حرارتی 15

فصل 3: مبانی شبکه های عصبی مصنوعی 16

3-1- مدلسازی مغز انسان در کامپیوتر 17

3-2- نرون بیولوژیکی 19

3-3- یادگیری در سیستم های بیولوژیکی 21

3-4- مدل نرون 21

3-5- توابع محرک 23

3-6- شبکه پرسپترون چند لایه 23

3-7- آموزش با سرپرست شبکه های عصبی پیش خور 25

3-7-1- شبکه های پیش خور با یک و چند لایه پنهان 25

3-7-2- الگوریتم آموزشی خطای پس انتشار 29

3-7-3- الگوریتم آموزشی خطای پس انتشار اصلاح شده 30

3-8- تقسیم بندی کلی شبکه های عصبی مصنوعی 31

3-8-1- شبکه های بازگشتی یا پس خور 32

3-8-2- شبکه های خود سازمانده 32

3-9- خصوصیات مهم شبکه های عصبی 32

فصل 4: مدل سازی تغییرات زمانی گونه های شیمیایی در مکانیزم کاهش یافته احتراق 34

متان-هوا بوسیله شبکه های عصبی مصنوعی
4-1- کلیات 35
4-2- مکانیزم شیمیایی کاهش یافته 36
4-3- مشخص کردن مشخصات ترموشیمیایی سیستم 37
4-3-1- بیان نسبت اختلاط 37
4-3-2- انتخاب اسکالرها 38
4-4- معادلات حاکم بر سینتیک شیمیایی سیستم 39
4-5- تولید نمونه های آموزشی (الگوهای آموزشی) 40
4-6- آموزش شبکه 41
4-7- ساختار شبکه عصبی 42
4-8- نتایج و بازدهی شبکه های عصبی 43
4-9- نتایج مقایسه کارآیی محاسباتی 45
فصل 5: حل عددی جریان واکنشی در محفظه احتراق به روش PDF برای استحصال الگوهای آموزشی 49
5-1- کلیات 50
5-2- تئوری *PDF* 50
5-3- بیان تعادل نسبت اختلاط / مدل *PDF* 52
5-4- مزایا و محدودیت های رهیافت پس اختلاط 52
5-5- جزئیات رهیافت پس اختلاط 53
5-5-1- نسبت اختلاط (کسر مخلوط) 53
5-5-2- معادلات انتقال برای نسبت اختلاط 53
5-5-3- نسبت اختلاط - نسبت اکی والان 54
5-5-4- رابطه نسبت اختلاط f با نسبت جرمی گونه ها ، چگالی و درجه حرارت 55
5-6- مدل های توصیف کننده شیمی حاکم بر سیستم 56
5-6-1- تخمین *Flame Sheet* 56
5-6-2- فرض تعادل شیمیایی 57
5-6-3- مدل شیمی غیر تعادلی *Flamelet Chemistry* 58
5-7- مدلسازی *PDF* برای واکنش شیمیایی در حالت توربولانس 59

5-7-1- تابع توزیع احتمال یا *PDF* 59
5-7-2- استخراج مقادیر متوسط از کسر مخلوط آنی 60
5-7-3- شکل تابع *PDF* 61
5-8- روش مدل کردن جزء مخلوط تک برای شیمی تعادلی دیفیوژن 63
5-9- مفهوم جداول جستجو در سیستمهای آدیاباتیک 64
5-10- محفظه احتراق 65
5-11- تست شبکه 66
5-12- جزئیات روش حل 68
5-13- مقایسه حل نرم افزاری *PDF* با حل *LES* و نتایج آزمایش 69
فصل 6: بکارگیری شبکه عصبی مصنوعی جهت مدلسازی کمیتهای مختلف میدان جریان 72
6-1- ساختار شبکه عصبی مورد استفاده 73
6-2- الگوریتم آموزشی 73
6-3- استحصال الگوهای آموزشی 74
6-4- مقیاس بندی 75
6-5- توپولوژی شبکه 76
فصل 7: نتایج 77
7-1- نتایج حل عددی *PDF* 78
7-2- نتایج مدلسازی به وسیله شبکه عصبی 81
7-3- بحث در نتایج حاصل شده 85
فصل 8: پیشنهادهایی جهت ادامه کار 87
مراجع 89
پیوست ها 91
پیوست 1- مکانیزم اسکلتی سوختن متان 92
پیوست 2- معادلات حاکم 93
پیوست 3- نحوه انتخاب اسکالرها 94

فهرست اشکال و جداول

جدول 2-1- ورودیها و خروجیها جهت پیش بینی کارآیی کوره حرارتی دما بالا 13
شکل 3-1- ساختار نرونی 17
شکل3-2- شمای نرون بیولوژیکی 20
شکل 3-3- نحوه فعال شدن نرون 20
شکل 3-4- مدل نرون 22
شکل 3-5- انواع مختلف توابع محرک 23
شکل 3-6- شبکه عصبی پرسپترون چند لایه 24
شکل 3-7- شبکه پیش خور با یک لایه پنهان 26
شکل 3-8- شبکه پیش خور با چند لایه پنهان 28
شکل3-9- ضرایب وزنی و بایاس مرتبط با نرونها 31
شکل3-10- طبقه بندی شبکه های عصبی مصنوعی 31
شکل 4-1- ساختار شبکه عصبی نشان دهنده تغییرات زمانی گونه ها 35
شکل 4-2- ساختار شبکه عصبی نشان دهنده دما و دانسیته 36
شکل 4-3- اختلاط و محفظه احتراق برای جریانهای پایای سوخت و اکسید کننده 38
جدول 4-1- خطای الگوی آموزشی و خطای الگوی آزمایشی به صورت تابعی از تعداد نرونهای پنهان 43
جدول 4-2- خطای الگوی آموزشی و خطای الگوی آزمایشی 43
جدول 4-3- خطای الگوی آموزشی (عدد بالا) و خطای الگوی آزمایشی (عدد پایین) برای گونه های مختلف شرکت کننده 44
شکل 4-4- نمودار پیش بینی عصبی بر حسب مقادیر هدف برای شبکه با گام 10^{-5} ثانیه برای متان 44
شکل 4-5- نمودار پیش بینی عصبی بر حسب مقادیر هدف برای شبکه با گام 10^{-5} ثانیه برای H 45
شکل 4-6- یک نمونه از تغییرات زمانی کسر جرمی گونه ها برای شبکه با گام 10^{-5} 46
جدول 4-4- مقایسه ترمهای حافظه مصرفی بر حسب (*kbytes*) و نسبت آنها با شبکه عصبی 47
جدول 4-5- مقایسه زمان CPU بر حسب (s)و نسبت آنها با شبکه عصبی آموزش دیده 48

شکل 5-1- کسر جرمی گونه ها و انتالپی حاصل از تخمین $Flame\ \ Sheet$ 57
شکل 5-2- کسر مولی گونه ها بر مبنای شیمی تعادلی 58
شکل 5-3- یک شمای گرافیکی از تابع احتمال دانسیته، $p(f)$ 59
شکل5-4- نمونه شکل تابع دلتای مضاعف 61
شکل 5-5- تابع بتا برای $\bar{f}=0.3$ و $\bar{f}'^2=0.005$ 62
شکل 5-6- تابع بتا برای $\bar{f}=0.1$ و $\bar{f}'^2=0.01$ 63
شکل 5-7- روند محاسبه مقادیر متوسط زمانی گونه ها، چگالی و دما 63
شکل 5-8- جداسازی عملیات محاسباتی در $prePDF$ و $FLUENT$ 64
شکل 5-9- نمایش $LookUp\ \ Table$ برای اسکالر $\overline{\phi_i}$ به عنوان تابعی از $\bar{f}$ و $\bar{f}'^2$ 65
شکل 5-10- محفظه احتراق 65
جدول 5-1- مشخصات ورودی سوخت و هوا 66
جدول 5-2- مقایسه دمای بیشینه برای حل های مختلف 67
شکل 5-10- نمونه شبکه مورد استفاده 67
شکل 5-11- یک نمونه از شمای دقت همگرایی مساله برای حل PDF با 12 گونه شیمیایی 68
جدول 5-3- مشخصات حل PDF مورد استفاده 68
شکل 5-12- مقایسه توزیع شعاعی دما در مقطع $x=100mm$ در سه حالت مختلف 69
شکل 5-13- شمای کلی تجهیزات مورد استفاده در نتایج تجربی 70
شکل 5-14- مقایسه توزیع شعاعی کسر مولی متان در مقطع $x=100mm$ در سه حالت مختلف 70
شکل 6-1- شمای کلی شبکه عصبی در نظر گرفته شده برای تخمین میدان جریان 73
جدول 6-1- میزان خطای شبکه های آزمایش شده جهت استحصال شبکه بهینه 76
جدول 6-2- مشخصات شبکه عصبی 76
شکل 7-1- کانتورهای دما درحل PDF با 12 گونه $(T_{\max}=2128K)$ 78
شکل 7-2- کانتورهای *انرژی توربولانس درحل* PDF با 12 گونه $(K_{\max}=58.95)$ 79
شکل 7-3- (الف) کانتورهای کسر جرمی O_2 (ب) کانتورهای کسر جرمی CO (ج) کانتورهای کسر جرمی H_2O 79
شکل 7-4- توزیع شعاعی کسر مخلوط و واریانس کسر مخلوط در $x=100mm$ 80
شکل 7-5- توزیع شعاعی کسر مخلوط و واریانس کسر مخلوط در $x=400mm$ 80

شکل 7-6- توزیع شعاعی دما در $x = 100mm$ 81
شکل 7-7- توزیع شعاعی دما در $x = 400mm$ 81
شکل 7-8- کسر جرمی متان در $x = 100mm$ 82
شکل 7-9- کسر جرمی متان در $x = 400mm$ 82
شکل 7-10- کسر جرمی اکسیژن در $x = 100mm$ 83
شکل 7-11- کسر جرمی منوکسید کربن در $x = 100mm$ 83
شکل 7-12- توزیع شعاعی دما در $x = 600mm$ 84
شکل 7-13- توزیع شعاعی کسرجرمی متان در $x = 600mm$ 84
شکل 7-14- توزیع شعاعی کسرجرمی اکسیژن در $x = 600mm$ 85
شکل 7-15- توزیع شعاعی کسرجرمی آب در فاز گاز در $x = 600mm$ 85

فهرست علائم و اختصارات

نام کمی‌ت	سمبل	ی‌کا
کسر مخلوط	f	–
متوسط کسر مخلوط	$\bar{f}$	–
واری‌انس کسر مخلوط	$\bar{f}^{'2}$	–
ضری‌ب وزنی سی‌ناپسی	w	–
بای‌اس	θ	–
نرخ آموزش	η	–
ضری‌ب ممنتم	α	–
خروجی مطلوب	y	–
خروجی شبکه عصبی	$\hat{y}$	–
خطا	E	–
تعداد مول در واحد جرم مخلوط	n_i	mol / kg
وزن ملکولی	W_i	kg / mol
غلظت	$[X_i]$	mol / m^3
دما	T	K
کسر جرمی	Y_i	–
نسبت تعادل	ϕ	–
مساحت مقطع	A	mm^2
دانسی‌ته	ρ	kg / m^3
زمان	t	s

فصل اول

مقدمه

فصل 1: مقدمه

روشهای شناسایی سیستم و مدلسازی فرآیندهای پیچیده همواره مورد توجه مهندسان بوده است. در واقع رهیافتهای مختلفی در بسیاری از زمینه ها به منظور پیش بینی و مدل کردن رفتارهای ناشناخته و پیچیده سیستمها، بر اساس الگوهای ورودی- خروجی توسط محققین به کار گرفته شده است. به لحاظ تئوری برای مدلسازی یک سیستم لازم است که رابطه ریاضیاتی میان الگوهای ورودی- خروجی مشخص باشد. بدیهی است یافتن چنین مدلهای ریاضی بسیار مشکل و تقریباً غیر ممکن می باشد. از سوی دیگر تکنیکهای هوش مصنوعی[1] و تواناییهای محاسبات نرم[2] در مدلسازی و تحلیل پدیده های پیچیده توجه بسیاری را به خود جلب کرده است.

هوش مصنوعی را در معنای کلی آن می توان توانایی یک ماشین برای اجرای عملیاتی شبیه به آنچه قدرت تفکر انسان انجام میدهد دانست. همچنین این اصطلاح برای سیستمهای کامپیوتری و نرم افزارهایی که قادر به انجام کارهای پیچیده میباشند به کار میرود. اگرچه امروزه سریعترین رایانه ها توانایی انجام حدوداً ده میلیارد محاسبه در ثانیه را دارا می باشند، افزایش روزافزون قدرت رایانه ها به معنای ایجاد توانایی تفکر در آنها نمی باشد. رایانه ها بر مبنای پروسه ها یا مراحل منطقی که الگوریتم نامیده می شوند عمل می کنند و بنابراین اکثر رایانه ها پردازش را به صورت سری[3] انجام می دهند ولی ساختار مغز انسان به روش پردازش موازی[4] عمل می کند که به مراتب تواناییهای بیشتری نسبت به پردازش سریالی دارد. برای انجام شبیه سازی پردازش

[1] Artificial Intelligence
[2] Soft Computing
[3] Serial Processing
[4] Parallel Processing

موازی، ابر رایانه هایی با پردازنده های چندگانه ساخته شده انـد کـه در یـک زمـان الگوریتمهـای مختلفی را انجام می دهند.

هوش مصنوعی شامل پنج شاخه اصلی می باشد. الگوریتمهای ژنتیکی[5]، شبکه های عصبی مصنوعی[6]، منطق فازی[7]، سیستمهای تصمیم گیرنده یا خبره[8] و سیستمهای ترکیبی[9] که ترکیبـی از دو و یا بیش از دو شاخه دیگر ذکر شده می باشند.

برای مدلسازی، پیش بینی و کنترل فرآیندهای احتراقـی بـه طورمعمـول کـدهای تحلیلـی کامپیوتری مورد استفاده قرار می گیرند. الگوریتمهای مورد استفاده در این کدها معمـولاً پیچیـده و شامل حل معادلات دیفرانسیلی ترکیبی می باشند [4]. این برنامه های کامپیوتری قدرت محاسباتی بسیار بالایی از کامپیوتر طلب می کنند و همچنین نیازمند به زمانهای طولانی برای ارائه یک پاسـخ مطلوب هستند. از طرفی به جای این قوانین پیچیـده و محاسـبات ریاضـیاتی، سیسـتمهای هـوش مصنوعی توانایی فراگیری روند اطلاعات کلیدی در یک دامنه اطلاعاتی چند بعدی را دارا میباشند. همچنین سیستمهای مختلف هوش مصنوعی، مثلاً شبکه های عصبی مصنوعی، در برابر اغتشاشات ایمن هستند و در مقابل خطاها انعطاف پذیری خوبی از خود نشان می دهند.

تعداد زیاد پارامترهای درگیر در فرآیندهای احتراقی همواره یکی از مشکلات در تحقیقات و طراحیهای پروسه های احتراقی بوده است. بـرای مدلسـازی مناسـب و پـیش بینـی دقیـق رفتـار فرآیندهای احتراقی، اعمال فرضیات پیچیده ای مانند روابط داخلی غیرخطـی متغیـر در محیطهـای اغتشاشی مورد نیاز می باشد. بعنوان مثال برای تحلیـل و کنتـرل یـک فرآینـد احتراقـی از دیـدگاه

[5] Genetic Algorithms
[6] Artificial Neural Networks
[7] Fuzzy Logic
[8] Expert Systems
[9] Hybrid Systems

بازدهی مناسب انرژی و یا کنترل موتورهای احتراق داخلی، تعداد زیادی از متغیرها درگیر می شوند و چنین حجم بالایی از در هم کنش آنها به آسانی قابل درک و مدلسازی نمی باشد.

تکنیکهای تحلیلی کلاسیک در مطالعه حوزه های مختلف مهندسی مانند انتقال حرارت، ترمودینامیک و غیره بسیار موفق بوده و باعث ایجاد درک ارزشمندی از قوانین حاکم شدند اما به مرور زمان و با افزایش قدرت رایانه ها روشهای عددی جذابیت بیشتری نسبت به آنها از خود نشان دادند زیرا توانایی ارائه کردن مدلهای واقعیتر و پیچیده تر را دارا بودند. البته روشهای عددی نیز به نوبه خود دارای معایب و محدودیتهایی هستند، مثلاً نمی توانند ابزار سریعی برای طراح در انتخاب گزینه های ممکن باشند. بعلاوه تعداد متغیرها در آنها همچنان با محدودیتهایی مواجه است و همچنین در عمل حالات پیچیده ای وجود دارد که هیچ مدل دقیقی از رفتار آنها در دسترس نمی باشد و به لحاظ کارآیی برای طراحان ناشناخته هستند. بیشترین سهم این پیچیدگی مربوط به مشکلات ناشی از وجود پارامترهای مختلف چندگانه و همچنین معیارهای مختلف در این سیستمها می باشد که به آسانی با قوانین تحلیلی، مدلهای فیزیکی و روشهای عددی قابل بیان نمی باشند.

مسائل احتراقی از آن دسته مسائلی هستند که راهبردهای هوش مصنوعی در مورد آنها کاربردی می باشد. هدف در این راهبردها، شبیه سازی توابعی قدرتمند از مغز انسان می باشد که بر اساس الگوهایی به تجزیه و تحلیل می پردازند. به عنوان مثال، شبکه های عصبی مصنوعی بر اساس الگوهایی روابط داده های ورودی- خروجی را مدلسازی می نمایند و پیش بینی هایی در مورد ترکیب سایر داده های دیده نشده ارائه می دهند. اکثر تکنیک های هوش مصنوعی از تواناییهای بهتر، سریعتر و عملی تری در پیش بینی مسائل نسبت به سایر روشهای سنتی برخوردار می باشند.

هوش مصنوعی میتواند روشهای نوآورانه ای در مسائل طراحی در اختیار مهندسین قرار دهد و قابلیت های بسیاری را در مورد تصمیم گیری برای تغییرات آنی به وجود آمده در سیستم در اختیار طراحان قرار می دهد.

شبکه های عصبی مصنوعی به عنوان یکی از شاخه های هوش مصنوعی، تواناییهای منحصر به فرد خود را در علوم مختلف به اثبات رسانیده اند. مدلسازی بوسیله شبکه های عصبی مصنوعی یکی از روشهایی است که در دهه اخیر به سرعت بسط و گسترش یافته و در زمینه های مختلف علمی مورد استفاده قرار گرفته است. مهندسین نیز از این روش در حوزه های مختلفی از قبیل فیلتر کردن اغتشاشات الکترونیکی، علوم ارتباطات، مدیریت ترافیک، کنترل فرآیندهای شیمیایی، فرآیندهای تشخیص و درک کلمات و تصاویر و غیره استفاده نموده اند. همچنین در فرآیندهای احتراقی، چه به لحاظ مدلسازی و چه به لحاظ کنترلی تلاشهایی در دهه اخیر انجام شده است.

شبکه عصبی مصنوعی یک سیستم با ساختار دینامیکی موازی می باشد و مدلسازی بوسیله شبکه عصبی مصنوعی، آموزش دادن سیستم محاسباتی برای درک قوانین حاکم بر فیزیک مسئله و تولید یک مدل می باشد. در واقع هدف مدل، تولید یک نسخه تخمینی از سیستم واقعی می باشد که خصوصیات اصلی سیستم در آن حفظ شده باشد [13].

سینتیک شیمیایی پیچیده و در هم کنش آن با اغتشاشات جریانهای واکنشی در طبیعت باطنی بسیاری از مسائل مهندسی وجود دارد. توانایی مهندسی در شبیه سازی چنین مسائلی میتواند کمک شایانی در درک مسائلی از قبیل افزایش بازده حرارتی، کنترل آلاینده ها در جلوبرنده ها و سیستمهای صنعتی، اغتشاشات احتراق، جلوگیری از بروز آتش سوزی و مسائل ایمنی و غیره نماید.

تکامل و بهبود دائمی و پیوسته در سرعت و ظرفیت حافظه رایانه ها تواناییهای بسیاری را برای حل عددی مسائل پیچیده جریانهای واکنشی و غیر واکنشی بـه مهندسـین داده اسـت کـه بـه عنوان مکملی برای تحلیلهای تئوری و آزمایشات عملی کارآیی بسیار خوبی از خود نشان داده اند. همچنین در حالاتی که انجام آزمایش در یک مورد خاص ناممکن و یا بسیار مشکل باشد، روشهای عددی می توانند نتایج قابل استنادی ارائه دهند. پیچیدگی اصلی در مدلسـازی جریانهـای واکنشـی مغشوش، غیر خطی بودن ترمهای شیمیایی است و در حالیکه مـدلهای اسـتاندارد (ماننـد $k-\varepsilon$ و مدل تنشهای رینولدز[10]) در جریانهای غیر واکنشی نتـایج خـوبی را ارائـه میدهنـد، در جریانهـای واکنشی دچار ناتوانی میشوند [7]. بطور کلی میتوان گفت که غیر خطی بودن شدید نرخ واکنشهای شیمیایی در تابعیت از دما سبب میشود که عمـلاً حـل جریانهـای واکنشـی بـا روشـهای معمـولی معادلات انتقالی متوسط ناممکن باشد.

بیان و توصیف مناسب شیمیایی در سیستمهای واکنشی، یکی از مسائل پیچیده در احتـراق می باشد که به طور اساسی دلیل آنرا میتوان پیچیدگی و طبیعت بـه شـدت غیـر خطـی واکنشـهای شیمیایی در دمای بالا دانست. همچنین نوسانات دائمی در دما، فشار، غلظت و چگالی گونه ها بـه پیچیدگی جریانهای احتراقی و به ویژه جریانهای احتراقی مغشوش می افزاید. شبیه سـازی عـددی مستقیم[11] [2]، روش حل تابع دانسیته احتمال[12] [8] و روشهای اختصاصی حل شعله هـای پـیش مخلوط[13] و پس مخلوط[14] نمونه هایی از روشهای مدلسازی جریانهای احتراقی هستند که عمومـاً به لحاظ ترمهای حافظه و *CPU*[15] پر هزینه می باشند و با افزایش تعداد گونه ها، ایـن هزینـه هـا

[10] Reynolds Stress Model
[11] Direct Numerical Simulation (DNS)
[12] Probability Density Function (PDF)
[13] Premixed Flame
[14] Non-Premixed Flame
[15] Central Processing Unit

بطور صعودی رشد می کنند. به عنوان مثال، استحصال جواب از روش شبیه سازی عددی مستقیم، علیرغم پیشرفتهای اخیر در قدرت محاسبات، محدود به جریانهای ساده با رینولدزهای پایین می باشد. یک مکانیزم سینیتیکی مناسب برای توصیف شیمیایی یک سوخت ساده، مثلاً هیدروژن، میتواند شامل ده ها واکنش و بیش از ده گونه شیمیایی باشد و گرچه کاهش سیستماتیک سینتیک شیمیایی میتواند آنرا به سه تا پنج واکنش کلی تقلیل دهد، شبیه سازی عددی احتراق مغشوش همچنان به لحاظ محاسباتی پیچیدگیهای خود را حفظ می کند. در فرآیند شبیه سازی در صورتیکه برای نرخ تولید گونه ها از دسته معادلات دیفرانسیلی معمولی استفاده گردد، زمان حل محاسباتی و میزان حافظه مصرفی به شدت بالا میرود.

استراتژی های دیگری نیز مانند روش LUT[16] یا روش جستجوی مقادیر [1 و 6] برای حل چنین مدلهایی مورد استفاده قرار گرفته است که در آنها اکثر مدلهای عددی به صورت یک جدول پیش محاسبه ای برای حالت ترموشیمیایی سیستم می باشند و اطلاعات در انتهای هر مرحله زمانی به صورت تابعی از حالت ترموشیمیایی سیستم به عنوان شرط اولیه مرحله زمانی بعدی مورد استفاده قرار می گیرد. پر واضح است که چنین بانک اطلاعاتی با افزایش ابعاد ساختار سیستم و تعداد گونه ها به طور صعودی حجیم می گردد و مشکلات مربوط به زمان و حافظه مصرفی همچنان پابرجا خواهند بود.

شبکه های عصبی مصنوعی به عنوان یک ابزار پردازشگر اطلاعاتی که ملهم از سیستم عصبی انسان می باشند، در حوزه هایی که روشهای کلاسیک برنامه نویسی قادر به ارائه پاسخهای مناسب نمیباشند، تواناییهای خود را نشان می دهند. در مدلسازی سیستمهای دینامیکی پیچیده که یک سیستم واکنشی شیمیایی نمونه خوبی از آنهاست، می توان از شبکه های عصبی مصنوعی به

[16] Look Up Table

عنوان یک روش عمومی، سریع و مشخص استفاده نمود. توانایی ذاتی شبکه های عصبی مصنوعی در تخمین سیستمهای غیر خطی پیچیده با استفاده از الگوهای ورودی – خروجی داده شده به سیستم و آموزش آن بر اساس این الگوها، جذابیت استفاده از این شبکه ها را در مدلسازی واکنشهای شیمیایی که توابعی کاملاً غیر خطی از دما و غلظت گونه های شیمیایی هستند، بیشتر می نماید.

در این تحقیق در فصل دوم، تاریخچه مختصری از شکل گیری ایده شبکه های عصبی و تکامل آن در طی سالیان مختلف بیان شده است و در ادامه به تعدادی از مهمترین تحقیقات انجام گرفته در زمینه مدلسازی فرآیندهای احتراقی اشاره شده است. در فصل سوم مبانی شبکه های عصبی مصنوعی به اختصار بیان شده است که شامل طرز عملکرد نرون بیولوژیکی، مدل ریاضیاتی نرون، ایده شبکه های چند لایه ای و الگوریتم آموزشی خطای پس انتشار و الگوریتم آموزشی خطای پس انتشار اصلاح شده می باشد. در فصل چهارم، حل دسته معادلات دیفرانسیلی برای نرخ های واکنش گونه های شیمیایی در فرآیند احتراق انجام شده است و سپس از آن برای اعمال شبکه عصبی و مدلسازی تغییرات زمانی در کسر جرمی گونه ها استفاده گردیده است. همچنین در این قسمت مقایسه ای به لحاظ ترمهای حافظه و زمان میان روش شبکه عصبی و روشهای کلاسیک انجام شده است. فصل پنجم تحقیق به دلیل به کارگیری روش حل *PDF* در نرم افزار فلوئنت و توجه به اینکه ورودی های شبکه عصبی دو پارامتر درگیر در حل *PDF*، یعنی کسر مخلوط و واریانس کسر مخلوط می باشند، به بیان کلیات روش حل *PDF* در نرم افزار فلوئنت اختصاص داده شده است و از خروجیهای این حل برای آموزش شبکه عصبی که در فصل ششم ارائه گردیده، استفاده شده است. در فصل ششم مدلسازی عصبی برای یافتن توزیع شعاعی کمیت های ترمو شیمیایی انجام شده است و نتایج مدلسازی با شبکه عصبی به همراه نتایج حل عددی در