

## پیش‌بینی میزان آلاینده NO<sub>x</sub> در یک محفظه احتراق آزمایشگاهی با شعله پایدار شده چرخشی با استفاده از روش پردازش تصویر شعله و به‌کارگیری روش‌های داده‌کاوی

علیرضا ترابی<sup>۱</sup>، روزبه ریاضی<sup>۲</sup>، محمد دانشی کهنی<sup>۳</sup>، شیدوش و کیلی پور<sup>۴</sup>، هادی ویسی<sup>۵</sup>، هادی زارع<sup>۶</sup>

۱ استادیار، دانشکده علوم و فنون نوین، دانشگاه تهران، تهران

۲ استادیار، دانشکده علوم و فنون نوین، دانشگاه تهران، تهران، ro\_riazi@ut.ac.ir

۳ دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده علوم و فنون نوین، دانشگاه تهران، تهران

۴ استادیار، دانشکده علوم و فنون نوین، دانشگاه تهران، تهران

۵ استادیار، دانشکده علوم و فنون نوین، دانشگاه تهران، تهران

۶ استادیار، دانشکده علوم و فنون نوین، دانشگاه تهران، تهران

تاریخ دریافت: ۱۳۹۴/۰۹/۲۷

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۵/۰۲/۱۷

### چکیده

هدف این مقاله پیش‌بینی محدوده آلاینده NO<sub>x</sub> براساس ویژگی‌های استخراج‌شده از تصویر شعله (شامل ویژگی‌های هندسی و نورتابی) است. در این مقاله ارتباط بین تصاویر ثبت‌شده از شعله در نقاط مختلف عملکردی یک محفظه احتراق آزمایشگاهی با کاربرد در توربین‌های گازی نیروگاهی، با مقادیر اندازه‌گیری‌شده سطح آلاینده NO<sub>x</sub> تولیدشده در این نقاط عملکردی، به‌کمک پردازش تصویر شعله و به‌کارگیری سه روش شبکه عصبی متفاوت بررسی شده است. ویژگی‌های استخراج‌شده از تصویر شعله به‌عنوان ورودی به شبکه‌های عصبی LVQ، خودسازمانده و چندلایه ارائه و بر این اساس محدوده مقادیر NO<sub>x</sub> مربوط به تصاویر شعله، پیش‌بینی و با مقادیر اندازه‌گیری‌شده از محفظه صحت‌سنجی می‌شود. آزمایشات مربوطه با به‌کارگیری چهار نوع انژکتور پاشش سوخت ثانویه، با ساختار هندسی و طراحی متفاوت، در شرایط نسبت هم‌ارزی کلی در محدوده ۰/۷ تا ۰/۹ همراه با مقادیر مختلف دبی پاشش سوخت ثانویه در محدوده صفر تا ۴/۲ لیتر بر دقیقه قبلاً انجام شده است. نتایج نشان می‌دهد که شبکه عصبی LVQ جهت پیش‌بینی میزان آلاینده NO<sub>x</sub> با دقت ۹۷ درصد توانایی بالاتری نسبت به شبکه عصبی چندلایه (با دقت ۹۵ درصد) و خودسازمانده (با دقت ۸۹ درصد) دارد. نوآوری این پژوهش در این است که تاکنون روی این محفظه احتراق (همراه با پاشش سوخت ثانویه) هیچ مطالعه‌ای بر پایه پردازش تصویر شعله انجام نشده است.

### واژگان کلیدی

محفظه احتراق با شعله پایدار شده چرخشی، شبکه عصبی چندلایه، شبکه عصبی خودسازمانده، شبکه عصبی LVQ

## ۱. مقدمه

روش‌های مبتنی بر اطلاعات تصویری<sup>۱</sup> از دیرباز به‌عنوان ابزاری ارزشمند در مکانیک سیالات و احتراق مطرح بوده‌اند. شناسایی و مطالعه یک میدان احتراقی نیازمند اندازه‌گیری دقیق پارامترهای فیزیکی و شیمیایی مختلف میدان جریان به‌صورت مکانی و زمانی است. هرچند این امر (اندازه‌گیری و ثبت پارامترهای احتراق) عموماً در مقیاس آزمایشگاهی بسیار سخت و پرهزینه است، اما در مطالعه یک میدان احتراقی، وقتی از اطلاعات مربوط به ساختار شعله در کنار محاسبه و اندازه‌گیری پارامترهای دیگر استفاده شود، دقت پیش‌بینی‌ها افزایش می‌یابد [۱]. امروزه از میان روش‌های متنوع بررسی ساختار شعله، استفاده از روش تصویربرداری از شعله (در مقیاس آزمایشگاهی و صنعتی) با دوربین‌های دیجیتال معمولی به‌دلیل پایین‌بودن هزینه، قابلیت اطمینان و امکان جابه‌جایی آسان تجهیزات مرتبط با آن، مورد توجه قرار گرفته است [۲]. در این روش می‌توان از یک دوربین دیجیتال و یک کامپیوتر برای ثبت و پردازش تصویر شعله استفاده کرد. در این رهگذر، چالش اصلی تحلیل اطلاعات حاصل و تبدیل تصاویر خام ضبط‌شده به داده‌های قابل استفاده است [۳]. مهمترین مرحله پس از ثبت تصاویر، استخراج ویژگی‌های تصویری مناسب از تصویر شعله است. با توجه به تجهیزات موجود و روش پردازش تصویر به‌کارگرفته شده، ویژگی‌های متنوعی از تصویر شعله استخراج می‌گردد. در برخی مطالعات از ویژگی‌های هندسی و نورتایی تصویر شعله استفاده شده است [۱، ۴-۱۰]. همچنین ویژگی‌های رنگی تصویر شعله مورد توجه برخی از پژوهشگران قرار گرفته است [۱۱]. ویژگی‌های استخراج‌شده از پردازش تصویر شعله، به‌عنوان امضای یک وضعیت احتراقی توصیف می‌گردد [۱]. به‌طور کلی روش استفاده از تصویر دوبعدی شعله، دارای مراحل چون ثبت و ذخیره تصاویر شعله، پردازش تصاویر و استخراج ویژگی‌های مهم از تصویر شعله و نهایتاً برقراری ارتباط بین ویژگی‌های استخراج‌شده از تصویر شعله و کمیت‌های میدان جریان (مانند دما و میزان آلاینده‌گی NO<sub>x</sub> و مونو اکسید کربن) است [۶].

به‌دلیل پیچیدگی میدان احتراق و وجود روابط غیرخطی بین کمیت‌های مختلف محفظه احتراق، برای یافتن ارتباط بین تصویر شعله و پارامترهای مختلف میدان احتراقی می‌توان از شبکه‌های عصبی<sup>۲</sup> یا روش‌های داده‌کاوی<sup>۳</sup> استفاده کرد [۱۲]. در یک

مطالعه، بالستر و هرناندز (۲۰۰۸) با استفاده از تصویربرداری از شعله در شرایط مختلف نسبت هم‌آزری در یک محفظه احتراق آزمایشگاهی و به‌کارگیری شبکه عصبی خودسازمانده<sup>۴</sup> موفق به پیش‌بینی NO<sub>x</sub> براساس اطلاعات برگرفته از تصویر دوبعدی شعله پیش‌مخلوط مغشوش شدند [۱]. سپس با مقایسه بین نتایج حاصل از شبکه عصبی و میزان NO<sub>x</sub> اندازه‌گیری‌شده از محفظه احتراق، میزان دقت این روش مورد بررسی قرار گرفت. آنها با استفاده از پردازش تصویر شعله، برخی ویژگی‌های هندسی (مانند طول، پهنا و مساحت شعله) و همچنین برخی ویژگی‌های نورتایی را از تصویر دوبعدی شعله استخراج و به‌عنوان ورودی به شبکه عصبی ارائه کردند. نتایج حاصل در این پژوهش ارتباط بین طول، عرض و مساحت تصویر شعله و میزان NO<sub>x</sub> خروجی محفظه احتراق را بیان می‌کند. لو و همکاران (۱۹۹۹) نیز موفق شدند با استفاده از تصویر دوبعدی شعله و به‌کارگیری یک شبکه عصبی مصنوعی پیش‌خور<sup>۵</sup>، ارتباط بین پنج ویژگی هندسی و نورتایی تصویر شعله با آلاینده‌گی و دمای محفظه احتراق را تشریح نمایند [۴]. ووآ و همکاران (۲۰۰۴) با انجام یک روش پردازش تصویر، رابطه بین ورودی‌های محفظه احتراق مانند میزان سوخت محفظه با محیط تصویر شعله را استخراج نمودند [۵]. گونزالس و همکاران نیز با بررسی کامل تصاویر دوبعدی ثبت‌شده از محفظه احتراق یک مشعل با سوخت زغال سنگ، با استخراج برخی ویژگی‌های هندسی، نورتایی و فرکانسی از تصویر شعله موفق شدند میزان گازهای NO<sub>x</sub>، دی اکسید گوگرد و مونو اکسید کربن را پیش‌بینی و محاسبه نمایند [۶-۸]. سپس با مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده و میزان واقعی اندازه‌گیری شده این گازها، نتایج حاصل را صحت‌گذاری کنند. رحمان و همکاران (۲۰۰۴) رابطه‌ای بین میانگین نورتایی تصویر شعله و بازده یک بویلر ارائه نمودند [۹]. تانگ و ژو (۲۰۱۵) نیز ارتباط بین ویژگی هندسی طول تصویر شعله مغشوش را با حرارت آزادشده از آن تشریح نموده‌اند [۱۰]. یو و مک‌گرگور (۲۰۰۴) پس از ثبت تصاویر دوبعدی شعله در یک بویلر صنعتی، با به‌کارگیری روش آنالیز تصویر چندمتغیره<sup>۶</sup> میزان آلاینده NO<sub>x</sub> و دی اکسید گوگرد را با استفاده از ویژگی‌های هندسی، نورتایی و رنگی تصویر دوبعدی شعله مغشوش پیش‌بینی نمودند [۱۱]. همچنین کانتاناپریدا و همکاران (۲۰۰۳) با ثبت تصاویر و استخراج طول تصویر شعله و به‌کارگیری شبکه عصبی

کوره کنترل می‌شود. گروهی دیگری از پژوهشگران با به‌کارگیری روش‌های نوین پردازش تصویر شعله و شبکه‌های عصبی، با طبقه‌بندی تصاویر اقدام به شناسایی ویژگی‌های مهمی از محفظه احتراق نموده‌اند. مثلاً در پژوهشی که روی محفظه احتراقی دوار توسط وانگ و رن (۲۰۱۴) انجام شده است، با استفاده از روش پردازش تصویر GLCM<sup>۱۵</sup> چهارده ویژگی از تصاویر شعله استخراج شده و با به‌کارگیری شبکه عصبی LVQ<sup>۱۶</sup>، تصاویر به دو دسته شعله با احتراق کامل و احتراق ناقص تقسیم‌بندی می‌شوند. این تقسیم‌بندی با تقسیم‌بندی واقعی شعله‌ها (براساس اطلاعات تجربی) صحت‌گذاری می‌شوند. نتایج حاصل از این پژوهش دقت تشخیص مناسب شبکه عصبی LVQ را اثبات می‌نماید. همچنین ژو و تانگ (۲۰۱۴) با طبقه‌بندی تصاویر شعله به‌کمک شبکه عصبی ماشین بردار پشتیبان موفق به شناسایی و ایجاد ارتباط بین تصاویر شعله و نوع سوخت محفظه احتراق (با دقت ۹۹/۱ درصد) شدند.

همان‌گونه که ملاحظه می‌شود، امروزه استفاده از تصاویر دوبعدی شعله جهت محاسبه و پیش‌بینی پارامترهای میدان احتراق، کاربرد قابل توجهی در انواع محفظه‌های احتراق (صنعتی و آزمایشگاهی) و کوره‌ها دارد. با وجود کاربرد وسیع روش‌های پردازش تصویر شعله در مراکز تحقیقاتی و صنعتی به‌منظور پیش‌بینی برخی از پارامترهای میدان احتراقی، براساس مطالعات انجام‌شده توسط نویسندگان این مقاله، در ایران مطالعات گسترده‌ای در زمینه بررسی تصاویر دوبعدی شعله انجام نشده است و جای این‌گونه تحقیقات در حوزه احتراق خالی است. نوآوری پژوهش حاضر در این است که تاکنون روی این محفظه احتراق مغشوش با شعله پایدارشده چرخشی (همراه با پاشش سوخت ثانویه) که در مطالعه حاضر بررسی شده<sup>۱۷</sup> هیچ‌گونه مطالعه‌ای بر پایه پردازش تصویر شعله صورت نگرفته و انجام این مطالعه روی محفظه احتراق مذکور برای نخستین بار انجام شده است.

در مطالعه حاضر تصاویر ثبت‌شده (به‌وسیله یک دوربین دیجیتال) از شعله پیش‌مخلوط در یک محفظه احتراق آزمایشگاهی [۲۲-۲۶]، در شرایط مختلف عملکردی (با توجه به میزان پاشش سوخت ثانویه و نسبت هم‌ارزی) بررسی شده‌اند. به این ترتیب که با استفاده از زبان برنامه‌نویسی متلب و به‌کارگیری یک الگوریتم پردازش تصویر، ۱۸ ویژگی شامل ویژگی‌های هندسی و نورتابی از

مصنوعی و منطق فازی، میزان اختلاط سوخت و هوای ورودی محفظه احتراق را تنظیم نمودند [۱۲]. ونگ و همکاران (۲۰۰۳) برای ارتباط بین برخی ویژگی‌های تصویر شعله (مانند میانگین روشنایی شعله، انحراف معیار و طول تصویر شعله) و میزان NO<sub>x</sub> یک شبکه عصبی پس‌خور<sup>۷</sup> را به‌کار گرفتند [۱۳]. در پژوهشی دیگر، یان و لو (۲۰۰۲) با به‌کارگیری یک روش پردازش تصویر روی تصاویر ثبت‌شده از یک محفظه احتراق زغال سنگ، برخی ویژگی‌های هندسی و نورتابی را استخراج کردند و با استفاده از این ویژگی‌ها، پارامترهای مهمی چون دبی جرمی هوای ورودی و اندازه ذرات سوخت را به‌طور کیفی محاسبه نمودند [۱۴]. این دو محقق در پژوهشی دیگر (۲۰۱۳) به‌کمک پردازش تصویر شعله، موفق به تهیه مدلی مناسب جهت تخمین توزیع دما و توزیع دوده در شعله دیفیوژن شدند [۱۵]. همچنین اسباربارو و فاریاس (۲۰۰۳) با استفاده از روش تحلیل مؤلفه اساسی<sup>۸</sup>، میزان همبستگی<sup>۹</sup> بین تصویر دوبعدی شعله و زاویه نازل پاشش سوخت را در یک محفظه احتراق با گاز طبیعی بررسی نمودند [۱۶]. در برخی مطالعات نیز ویژگی‌های استخراج‌شده از تصاویر شعله در فضای فرکانسی، مورد استفاده قرار گرفته است. مثلاً هوآنگ و ژانگ (۲۰۱۳) با به‌کارگیری روش پردازش تصویر افتراق رنگی تصاویر دیجیتال شعله<sup>۱۰</sup> میزان انرژی تابشی شعله را در یک مقیاس مشخص، محاسبه و با مقدار حرارت آزادشده شعله واقعی مقایسه نمودند [۱۷].

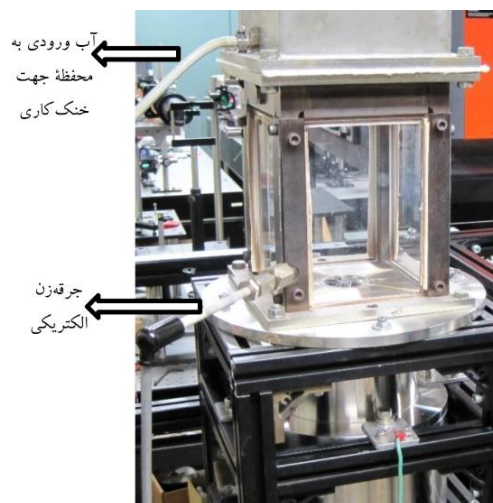
امروزه نیز استفاده از روش‌های پردازش تصویر شعله برای کنترل وضعیت محفظه احتراق مورد توجه قرار گرفته است. در مطالعه‌ای که چن و همکاران (۲۰۱۳) انجام دادند با به‌کارگیری روش تحلیل مؤلفه اساسی<sup>۱۱</sup> روی تصاویر رنگی شعله و اعمال یک شبکه عصبی دولایه، میزان اکسیژن موجود در گازهای خروجی از محفظه احتراق محاسبه می‌شود. این برنامه با قرارگیری در مدار کنترلی محفظه احتراق به‌صورت بلادرنگ<sup>۱۲</sup> میزان اکسیژن را در محدوده‌ای خاص ثابت نگاه می‌دارد [۱۸]. همچنین در ارتباط با محفظه‌های احتراق دوار در کوره‌های سیمان، در پژوهشی که لین و جوگرسون (۲۰۱۱) انجام دادند برخی ویژگی‌های رنگی در کانال‌های قرمز-سبز-آبی<sup>۱۳</sup> و رنگ-اشباع-شدت<sup>۱۴</sup> از تصاویر دوبعدی شعله استخراج شده و با استفاده از یک شبکه عصبی دولایه میزان آلاینده‌ی کوره تخمین زده می‌شوند. با قراردادن این فرایند در مدار کنترلی، میزان آلاینده‌ی

تصاویر شعله استخراج شده است. سپس با کمک سه شبکه عصبی مختلف و بر مبنای ۱۸ ویژگی حاصل از پردازش تصویر شعله‌ها، محدوده آلاینده‌گی NO<sub>x</sub> مربوط به تصاویر پیش‌بینی می‌شود. نتایج این پیش‌بینی با مقادیر اندازه‌گیری شده از محفظه، صحت‌سنجی می‌شود. با به‌کارگیری این روش، با ثبت تصاویری از شعله در چند ثانیه و بدون استفاده از حسگرهای تشخیص آلاینده‌گی، می‌توان به‌طور کیفی میزان NO<sub>x</sub> خروجی از محفظه احتراق را محاسبه (پیش‌بینی) کرد. در بخش پایانی با استفاده از یک روش انتخاب ویژگی، پنج ویژگی اصلی تصاویر شعله برای تشخیص محدوده آلاینده‌گی محفظه احتراق استخراج و نتایج مجدداً صحت‌گذاری می‌شوند. گفتنی است پژوهش حاضر روی داده‌های آزمایشگاهی برگرفته از محفظه احتراق با به‌کارگیری چهار نوع انژکتور پاشش سوخت ثانویه، با ساختار هندسی و طراحی متفاوت، در شرایط نسبت هم‌ارزی کلی در محدوده ۰/۷ تا ۰/۹ همراه با مقادیر مختلف دبی پاشش سوخت ثانویه متفاوت در محدوده صفر تا ۴/۲ لیتر بر دقیقه، که قبلاً در پژوهش ریاضی و همکاران (۲۰۱۴) مطالعه گردیده [۲۰]، انجام شده است.

## ۲. محفظه احتراق مورد مطالعه

در این مقاله تصاویری از شعله پایدار شده چرخشی در یک محفظه احتراق آزمایشگاهی در شرایط مختلف عملکردی محفظه تهیه شده است. این محفظه در مطالعات قبل [۲۲-۲۶] نیز مورد استفاده قرار گرفته است. در شکل‌های ۱ و ۲ تصاویری از محفظه

احتراق آزمایشگاهی [۲۲] به‌کار رفته در این مقاله و نازل چرخشی آن نمایش داده شده است. این مجموعه شامل سه بخش اصلی ناحیه همگرایی، نازل چرخشی و محفظه احتراق است که در شکل ۳ با جزئیات نمایش داده شده است. در شکل ۳ نمایی شماتیک از محفظه احتراق به‌کار رفته در این مطالعه نمایش داده شده است. در ناحیه همگرایی قطر داخلی محفظه از ۱۲۰ به ۴۰ میلی‌متر کاهش می‌یابد. قطر خارجی نازل ۴۰ میلی‌متر و قطر داخلی آن ۱۴ میلی‌متر است. نازل چرخشی دارای ۸ پره است که با محور نازل زاویه ۴۵ درجه می‌سازند. در مقطع خروجی نیز سطح داخلی محفظه احتراق از ابعاد ۱۲۰×۱۲۰ میلی‌متر به ۶۰×۶۰ میلی‌متر کاهش می‌یابد. همچنین ارتفاع کل مجموعه ۵۹۰ میلی‌متر است. اساس کار محفظه به این ترتیب است که مخلوط متان و هوا پس از عبور از ناحیه همگرایی و نازل چرخشی، شعله‌ای پایدار شده در بالای پره‌های چرخشی تشکیل می‌دهد. برای رصد نمودن شعله و رؤیت رخدادهای داخل محفظه در هر چهار طرف محفظه، از دیوارهای شیشه‌ای به ضخامت ۵ میلی‌متر استفاده شده است. در جدول ۱ فهرستی از مشخصات ابعادی برخی از اجزای محفظه احتراق آزمایشگاهی ارائه شده است. سوخت ثانویه متان خالص است که از مجرای مرکزی محفظه از طریق انژکتور ثانویه به‌درون شعله پیش‌مخلوط اصلی پاشش می‌گردد. انژکتور سوخت ثانویه در فضای داخلی نازل چرخشی تعبیه شده است. در این مطالعه و در پژوهش گذشته [۲۲] از چهار نوع انژکتور برای پاشش سوخت ثانویه استفاده شده است.



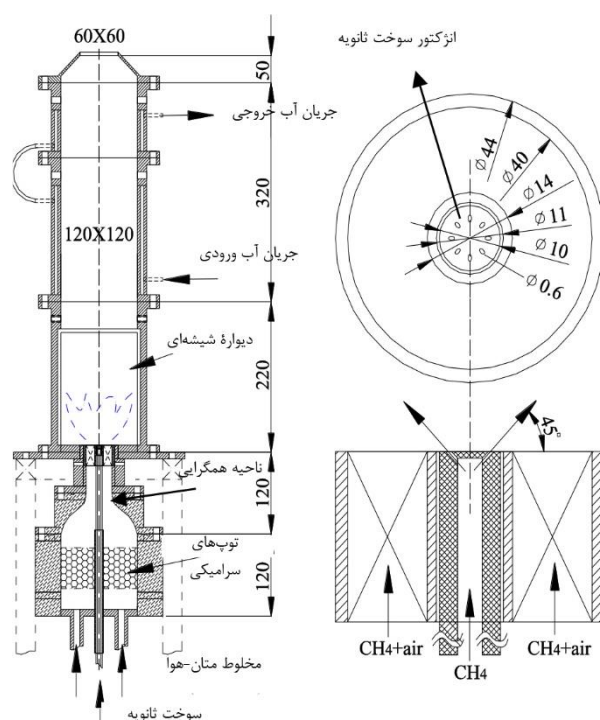
شکل ۲. نمایی دیگر از محفظه احتراق آزمایشگاهی [۲۲] مورد مطالعه در این پژوهش که موقعیت جرعه‌زن الکتریکی را نیز نمایش می‌دهد



شکل ۱. تصاویری متنوع از محفظه احتراق آزمایشگاهی مورد مطالعه در این پژوهش [۲۲]

تفاوت که در آن قطر سوراخ‌های پاشش سوخت از  $0/6$  میلی‌متر به  $0/4$  میلی‌متر کاهش یافته است. در طراحی انژکتورهای C و D موقعیت سوراخ‌های پاشش سوخت به گونه‌ای است که نسبت به راستای پاشش قبلی (آنچه در انژکتور مبنای A قبلاً وجود داشته) دارای انحراف معینی ( $2/1$  میلی‌متر) می‌باشند. به عبارت دیگر در انژکتورهای C و D سوخت ثانویه با اندکی انحراف<sup>۸</sup> نسبت به راستای مرکزی انژکتور به فضای درون شعله پیش‌مخلوط چرخشی پاشیده می‌شود. این در حالی است که در انژکتورهای A و B، سوخت ثانویه در راستای مرکز انژکتور از وسط توپی مرکزی نازل چرخشی به فضای داخلی شعله پیش‌مخلوط چرخشی پاشیده می‌شود.

در شکل ۴ نمایی شماتیک از انژکتورهای سوخت ثانویه نمایش داده شده است. پس از تشکیل شعله روی نازل چرخشی به وسیله مخلوط اصلی هوا و متان، جریان سوخت ثانویه (متان خالص) با عبور از انژکتور تعبیه شده در مرکز نازل چرخشی به قسمت داخلی شعله پاشیده می‌شود. از انژکتور (A) در مطالعات گذشته [۲۶-۲۲] استفاده شده است. این انژکتور دارای ۸ سوراخ پاشش با قطر داخلی  $0/6$  میلی‌متر است که نسبت به محور محفظه زاویه  $45$  درجه می‌سازند. برای بررسی آثار قطر پاشش سوخت ثانویه بر دینامیک میدان احتراقی، از انژکتور نوع B استفاده شده است. این انژکتور همانند انژکتور A است، با این



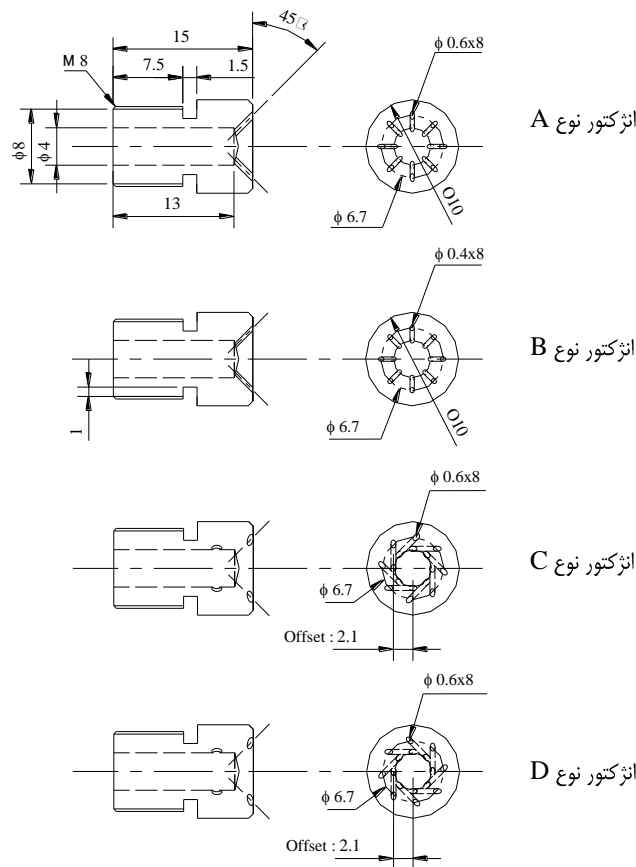
شکل ۳. نمایی شماتیک از محفظه احتراق با شعله پایدار شده چرخشی و جزئیات نازل جریان چرخشی و انژکتور سوخت ثانویه (ابعاد برحسب میلی‌متر) [۲۲]

جدول ۱. مشخصات ابعادی اجزای محفظه احتراق و نازل چرخشی

ابعاد اجزای محفظه احتراق	مشخصات ابعادی اجزاء (میلی‌متر)
ابعاد مقطع داخلی محفظه احتراق در بخش ابتدایی	۱۲۰×۱۲۰
ابعاد مقطع داخلی محفظه احتراق در بخش انتهایی	۶۰×۶۰
ابعاد صفحات شیشه‌ای سیلیسی محفظه احتراق	۱۷۰×۱۲۰×۵
ارتفاع محفظه احتراق	۵۹۰
قطر داخلی نازل چرخشی	۱۴
قطر خارجی نازل چرخشی	۴۰
زاویه پره‌های نازل چرخشی	۴۵ درجه

سلنوییدی ۲۴ ولت است. همچنین برای اندازه‌گیری نوسانات فشار در محفظه از یک حسگر فشار (تویودا، پی. پی. دی. ۲۰۱۰۴) همراه با اتصالی جهت خنک‌کاری حسگر با آب استفاده شده و حسگر در فاصله ۵۰۰ میلی‌متری از انژکتور سوخت ثانویه روی دیواره محفظه احتراق (۹۰ میلی‌متر پایین‌تر از نازل خروجی محفظه) نصب شده است. سطح نوفه تولیدشده ناشی از میدان احتراقی، نیز توسط یک صداسنج (اونووسکی، ال. ای. ۱۲۴۰) اندازه‌گیری شد. این صداسنج در فاصله ۲۳۰ میلی‌متری از دیواره محفظه و در راستای محور آن، ۵۰۰ میلی‌متر بالاتر از صفحه‌ای که انژکتور سوخت ثانویه نصب‌شده قرار می‌گیرد. غلظت اکسیدهای نیتروژن به‌وسیله یک دستگاه سنجش غلظت اجزای گاز (شیمادزو<sup>۲۲</sup>، نووا ۷۰۰۰) اندازه‌گیری شده است. برای نمونه‌گیری از محصولات احتراق از پروب نمونه‌گیری<sup>۲۳</sup> استفاده شده است.

جهت انحراف پاشش در انژکتور C به‌گونه‌ای است که سوخت پاشیده شده در خلاف جهت جریان چرخشی اصلی با شعله پیش‌مخلوط چرخشی اندرکنش می‌کند. با تغییر نرخ سوخت ثانویه، میزان اندرکنش بین سوخت ثانویه پاشیده شده و شعله چرخشی اصلی تغییر می‌کند. برخلاف انژکتور C، سوخت پاشیده شده توسط انژکتور D در جهت جریان چرخشی اصلی است و لذا شرایط اندرکنش سوخت ثانویه، با شعله چرخشی پیش‌مخلوط، نسبت به انژکتور C متفاوت است. همچنین قابل‌توجه است که راستای پاشش سوخت در انژکتورهای C و D نیز نسبت به محور مشعل و انژکتور همان زاویه ۴۵ درجه را دارد. جهت پاشش سوخت ثانویه از یک شیر سلنوییدی<sup>۱۹</sup> استفاده می‌شود و این شیر سلنوییدی سوخت را توسط یک لوله انعطاف‌پذیر به طول ۷۵ سانتی‌متر به انژکتور سوخت ثانویه ارسال می‌کند. ولتاژ عملکردی این شیر



شکل ۴. طراحی انژکتورهای سوخت ثانویه (ابعاد برحسب میلی‌متر) [۲۲]

خروجی محفظه نصب می‌شود. چون گاز نمونه‌گیری‌شده قبل از ورود به دستگاه رطوبت‌زدایی می‌شود، داده‌های مربوط به غلظت اکسیدهای نیتروژن به‌صورت غلظت گاز بدون رطوبت ارائه شده

این پروب که با آب خنک می‌شود یک سوراخ مکش به قطر ۱ میلی‌متر دارد و در فاصله ۲۰ میلی‌متر در بالادست صفحه خروجی محفظه احتراق در امتداد محور مشعل در مرکز دهانه

هر نقطه عملکردی محفظه اندازه‌گیری گردید. در جدول ۲ طبقه‌بندی شرایط مختلف عملکردی محفظه احتراق براساس مقادیر متفاوت نسبت هم‌ارزی کل و دبی پاشش سوخت ثانویه ارائه شده است. در شکل ۵ تصاویری از شعله‌های مغشوش متان - هوا (که در مطالعه حاضر بررسی شده‌اند) نمایش داده شده است که در آن سوخت ثانویه به‌طور پیوسته با انژکتورهای A، B، C و D به میزان ۴/۲ لیتر بر دقیقه به درون شعله پیش‌مخلوط پاشیده شده است. نسبت هم‌ارزی کلی مخلوط سوخت - هوا و دبی کلی جریان مخلوط سوخت - هوا به‌ترتیب بر روی ۰/۹ و ۳۰۰ لیتر بر دقیقه تنظیم شده‌اند. در واقع، در اینجا ساختار شعله‌های تشکیل‌شده توسط چهار نوع انژکتور متفاوت به‌کار رفته در این مطالعه، در نقطه عملکردی ۲۵ (طبق طبقه‌بندی انجام‌شده در جدول ۲) با هم مقایسه شده‌اند. هیچ‌کدام از شعله‌های تشکیل‌شده دوده تولید نکردند و احتراق با رنگ آبی روشن انجام شد [۲۲]. با پاشش سوخت ثانویه به‌وسیله انژکتورهای A و B شعله‌هایی به شکل لاله<sup>۲۷</sup> روی نازل جریان چرخشی تشکیل می‌گردد. حال آنکه شعله‌های مرئی آبی رنگ، که به‌وسیله انژکتورهای C و D تشکیل می‌شوند، از روی نازل جریان چرخشی برخاسته<sup>۲۸</sup> و به‌صورت یکنواخت پهن می‌شوند [۲۰] و ساختاری کاملاً متفاوت نسبت به شعله‌های حاصل از به‌کارگیری انژکتورهای A و B ایجاد می‌کنند. در قسمت‌های بعد مراحل تجزیه و تحلیل صورت‌گرفته بر روی تصاویر شعله تشریح خواهد شد.

#### ۴. پردازش تصاویر شعله و استخراج ویژگی از تصاویر

همان‌طور که پیشتر نیز اشاره شد، برای هر نقطه عملکردی (متناظر با نقاط عملکردی ارائه‌شده در جدول ۲) با توجه به مقادیر مختلف نسبت هم‌ارزی و میزان پاشش سوخت ثانویه به‌مدت یک دقیقه از شعله مغشوش فیلمبرداری شده و برای انجام بررسی‌ها این تصاویر به‌کار گرفته شده‌اند. در ابتدا با نرخ یک فریم بر ثانیه، از فیلم ثبت‌شده از شعله مغشوش در هر نقطه عملکردی، تصاویری ثابت و رنگی ۲۴ بیتی در کانال قرمز - سبز - آبی با وضوح ۷۲۰ در ۴۸۰ پیکسل استخراج می‌شود. به این ترتیب برای هر ویدیوی یک دقیقه‌ای ثبت‌شده از رفتار شعله، ۶۰ تصویر (به ازای هر ثانیه یک تصویر) به‌دست می‌آید. یک تصویر ۲۴ بیتی شامل سه لایه تصویر ۸ بیتی در کانال‌های رنگی قرمز، سبز و آبی می‌باشند. هر لایه ۸ بیتی با یک ماتریس تعریف می‌شود. این

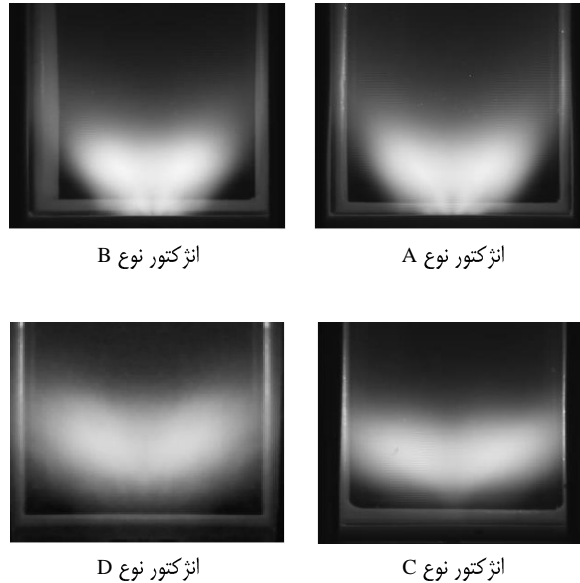
است. غلظت  $NO_x$  نیز به‌صورت مجموع مقادیر غلظت‌های مونو اکسید نیتروژن و دی اکسید نیتروژن در نظر گرفته شده است. گفتنی است که در این مقاله میزان آلاینده  $NO_x$  برحسب شاخص انتشار  $NO_x^{۲۴}$  بیان شده است. عموماً دستگاه سنجش غلظت اجزای گاز (اجزای موجود در محصولات احتراق) میزان غلظت  $NO_x$  موجود در محصولات احتراق را همراه با درصد حجمی اکسیژن موجود در محصولات احتراق گزارش می‌کند. متداول است برای آنکه میزان غلظت  $NO_x$  گزارش‌شده در محصولات احتراق دربرگیرنده اطلاعات مربوط به درصد حجمی اکسیژن محصولات احتراق نیز باشد از پارامتر شاخص انتشار  $NO_x$  استفاده شود. در این مقاله نیز مقدار شاخص انتشار  $NO_x$  محاسبه و گزارش شده است. همچنین یک دوربین دیجیتال پاناسونیک<sup>۲۵</sup> با سرعت ۲۹ فریم بر ثانیه از فرایند احتراق و شعله مغشوش در شرایط مختلف عملکردی به‌مدت یک دقیقه فیلمبرداری نموده است. تصاویر به‌کار رفته در مطالعه پیش رو پس از طی فرایند مقدماتی و آماده‌سازی اولیه براساس فیلم ثبت‌شده توسط دوربین مورد استفاده قرار می‌گیرند. تصاویر استخراج‌شده در کانال قرمز - سبز - آبی<sup>۲۶</sup> با وضوح ۷۲۰ در ۴۸۰ ثبت شده‌اند؛ به‌نحوی که در شرایط مختلف عملکردی محفظه احتراق (به ازای مقادیر متفاوت نسبت هم‌ارزی و میزان پاشش سوخت ثانویه) برای هر نوع انژکتور ۲۵ تصویر استخراج می‌گردد.

#### ۳. شرایط عملکردی محفظه احتراق آزمایشگاهی

نرخ کلی جریان مخلوط سوخت و هوا، ۳۰۰ لیتر بر دقیقه در نظر گرفته شد. از گاز متان خالص (با خلوص ۹۹/۵ درصد) به‌عنوان سوخت ثانویه استفاده شده است. در این مطالعه با در نظر گرفتن نسبت هم‌ارزی کلی در محدوده ۰/۷ تا ۰/۹ و مقادیر مختلف نرخ پاشش سوخت ثانویه در محدوده صفر تا ۴/۲ لیتر بر دقیقه (که معادل صفر الی ۱/۴ درصد از نرخ کلی جریان مخلوط سوخت - هوا می‌باشد) آزمایشات تجربی روی محفظه احتراق انجام شد [۲۲]. برای مطالعه اثر نرخ جریان سوخت ثانویه بر سطح تولید  $NO_x$  در هر مقدار مشخص از نسبت هم‌ارزی کلی، با ثابت نگاه‌داشتن دبی جریان هوا، مقادیر نرخ جریان سوخت ثانویه و سوخت جریان اصلی پیش‌مخلوط به‌گونه‌ای تنظیم شدند که نسبت هم‌ارزی کلی سوخت - هوا در شرایط عملکردی محفظه احتراق ثابت بماند. تحت این شرایط، میزان آلاینده  $NO_x$  برای

ماتریس شامل اطلاعات میزان روشنایی پیکسل‌های تصویر در کانال مربوطه است. هر درایه ماتریس یک عدد صحیح ۸ بیتی است که میزان روشنایی پیکسل متناظر را با عددی بین صفر تا ۲۵۵ نشان می‌دهد [۲۷]. به این ترتیب مقادیر متناظر با شدت روشنایی هر پیکسل با عددی بدون واحد از صفر تا ۲۵۵ (صفر به منزله تاریکی و ۲۵۵ معادل با روشنایی کامل) بیان می‌گردد. در

نتیجه برای تصاویر به‌دست آمده از فیلم یک دقیقه‌ای شعله با دقت ۷۲۰ در ۴۸۰ پیکسل در کانال قرمز - سبز - آبی، ماتریسی با ابعاد ۷۲۰×۴۸۰×۳ تعریف خواهد شد. در شکل ۶ مسیر فرایند پردازش تصاویر شعله در این مطالعه نمایش داده شده است. جزئیات انجام این مراحل در ادامه تشریح می‌شود. روند پردازش تصویر شعله و استخراج ویژگی در مطالعات دیگر [۱، ۴-۱۱] نیز انجام شده است.



شکل ۵. تصاویری از شعله‌های پیش مخلوط مغشوش متان-هوا [۲۲]

با ۰/۹ و  $Q_{sec} = ۴/۲$  لیتر بر دقیقه (متناظر با نقطه عملکردی ۲۵ طبق طبقه‌بندی انجام شده در جدول ۲)

جدول ۲. طبقه‌بندی شرایط مختلف عملکردی محفظه احتراق بر اساس مقادیر متفاوت نسبت هم‌ارزی کلی و دبی پاشش سوخت ثانویه

شرایط عملکردی	$Q_{sec}$ لیتر بر دقیقه	$\phi$	شرایط عملکردی	$Q_{sec}$ لیتر بر دقیقه	$\phi$
۱	۰/۰	۰/۷۰	۱۴	۱/۸	۰/۸۵
۲	۰/۰	۰/۷۵	۱۵	۱/۸	۰/۹۰
۳	۰/۰	۰/۸۰	۱۶	۳/۰	۰/۷۰
۴	۰/۰	۰/۸۵	۱۷	۳/۰	۰/۷۵
۵	۰/۰	۰/۹۰	۱۸	۳/۰	۰/۸۰
۶	۰/۶	۰/۷۰	۱۹	۳/۰	۰/۸۵
۷	۰/۶	۰/۷۵	۲۰	۳/۰	۰/۹۰
۸	۰/۶	۰/۸۰	۲۱	۴/۲	۰/۷۰
۹	۰/۶	۰/۸۵	۲۲	۴/۲	۰/۷۵
۱۰	۰/۶	۰/۹۰	۲۳	۴/۲	۰/۸۰
۱۱	۱/۸	۰/۷۰	۲۴	۴/۲	۰/۸۵
۱۲	۱/۸	۰/۷۵	۲۵	۴/۲	۰/۹۰
۱۳	۱/۸	۰/۸۰	-	-	-



#### ۴-۱. تبدیل کانال تصاویر شعله

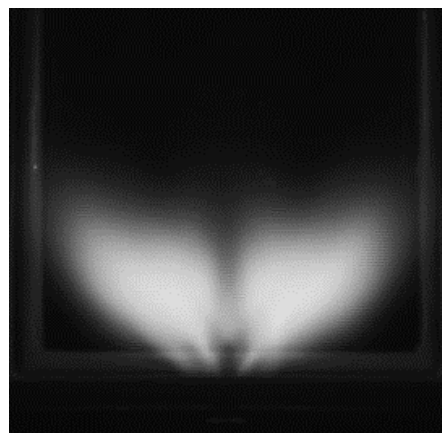
ابتدا تصاویر ۲۴ بیتی، از کانال قرمز - سبز - آبی به تصاویری ۸ بیتی در مقیاس خاکستری تبدیل می‌شوند. پس از این مرحله ماتریس تصاویر، ماتریسی یک‌بعدی خواهد بود. تصویر حاصل از تبدیل کانالی، تصویری سیاه و سفید است. در شکل ۷ نمونه تصاویر شعله تبدیل شده به مقیاس خاکستری با به‌کارگیری انژکتور A با نسبت هم‌ارزی ۰/۷۵ و دبی سوخت ثانویه ۱/۸ متناظر با نقطه عملکردی ۱۲ (طبق طبقه‌بندی انجام شده در جدول ۲) نشان داده شده است.

#### ۴-۲. میانگین‌گیری از تصاویر شعله

با بررسی اجمالی تصاویر حاصل از فیلم ویدئویی ثبت شده از شعله، نوسانات شعله به‌خوبی قابل ملاحظه است. در مرحله بعد، از ۶۰ تصویر به‌دست آمده در مرحله نخست، میانگین‌گیری می‌شود. در این مرحله ماتریس تمامی تصاویر با هم جمع شده و بر تعداد تصاویر (۶۰ تصویر) تقسیم می‌شود. بدین ترتیب تصویری به‌دست می‌آید که نماینده تغییرات تصویر شعله در مدت ۶۰ ثانیه برای هر نقطه عملکردی است و حاوی اطلاعاتی از دینامیک شعله می‌باشد.



شکل ۶. مسیر فرایند پردازش تصاویر شعله و استخراج ویژگی از آنها



شکل ۷. نمونه تصویر شعله تبدیل شده به مقیاس خاکستری با به‌کارگیری انژکتور A با نسبت هم‌ارزی ۰/۷۵ و دبی سوخت ثانویه ۱/۸ متناظر با نقطه عملکردی ۱۲ (براساس طبقه‌بندی انجام شده در جدول ۲)

#### ۴-۳. برش تصاویر شعله و کادربندی آنها

در این مرحله تمامی ۲۵ تصویر (به‌عبارتی تمامی ۲۵ تصویر میانگین‌گیری شده در هر نقطه عملکردی) نسبت به یک نقطه مرجع (گوشه سمت چپ و پایین محفظه) کادربندی و باقی تصویر حذف می‌شود. پس از این مرحله ابعاد تصویر حاصل ۲۳۲ در ۲۲۴ پیکسل خواهد بود.

#### ۴-۴. افزایش وضوح و کاهش نوفه تصاویر شعله

با اعمال فیلتر مکانی میانه<sup>۲۹</sup> نوفه تصاویر کاهش می‌یابد و تصویری یکنواخت و بدون نوفه به‌وجود می‌آید. همچنین در این مرحله وضوح تصاویر و میزان تباين پیکسل‌های روشن و تاریک افزایش می‌یابد. در شکل ۸ تصویر مربوط به انژکتور A با نسبت هم‌ارزی ۰/۷۵ و میزان پاشش سوخت ثانویه ۱/۸ متناظر با نقطه عملکردی ۱۲ (طبق طبقه‌بندی جدول ۲) پس از انجام عملیات میانگین‌گیری، کادربندی و افزایش وضوح ارائه شده است.

#### ۴-۵. استخراج ویژگی از تصاویر شعله

پس از آماده‌سازی تصاویر، به ازای هر نقطه عملکردی با توجه به مقادیر مختلف نسبت هم‌ارزی و پاشش سوخت ثانویه (طبق جدول ۲) یک تصویر با ابعاد ۲۳۲ در ۲۲۴ پیکسل در مقیاس خاکستری در نظر گرفته شد. به این ترتیب ۲۵ تصویر شعله برای هر انژکتور (جمعاً ۱۰۰ تصویر برای هر چهار انژکتور) استخراج و تجزیه و تحلیل شده است که از این پس هر کدام به‌عنوان نماینده تصاویر شعله مرتبط با یک نقطه عملکردی محفظه احتراق در نظر گرفته خواهند شد. همان‌طور که در مقدمه نیز ذکر شد، روش‌های تشخیص و کنترل شرایط احتراق بر پایه داده‌های تصویری شعله با تکیه بر برخی ویژگی‌های شکل شعله عمل می‌کنند. در این مطالعه با استخراج هجده ویژگی از تصویر شعله بررسی و دسته‌بندی شعله براساس میزان سطح آلاینده NO<sub>x</sub> تولیدشده در آن نقطه عملکردی محفظه صورت خواهد گرفت. ویژگی‌های نورتابی مانند مرکز روشنایی<sup>۳۰</sup> شعله از تصویر خاکستری (که در مرحله قبل آماده‌سازی گردید) استخراج می‌شود. همچنین ویژگی‌های آماری شکل شعله مانند میانگین، میانه، انحراف معیار (و برخی دیگر از ویژگی‌های آماری که در ادامه تشریح خواهند شد) از نمودار هیستوگرام نورتابی تصویر خاکستری حاصل خواهند شد. اما برای استخراج ویژگی‌های هندسی مانند

طول، مساحت، محیط و مرکز هندسی شعله نیاز به تبدیل تصویر مقیاس خاکستری به تصویر دودویی<sup>۳۱</sup> است. در این مطالعه ۱۸ ویژگی از تصویر شعله استخراج شده است.

۱. F1 فاصله مرکز روشنایی (شکل ۹) تصویر شعله از لبه پایینی تصویر
۲. F2 میانگین<sup>۳۲</sup> روشنایی تصویر
۳. F3 انحراف معیار<sup>۳۳</sup> نمودار هیستوگرام تصویر شعله
۴. F4 میانگین روشن: این کمیت بیانگر میانگین سطح روشنایی پیکسل‌هایی است که از متوسط روشنایی (ویژگی F2) روشن‌ترند
۵. F5 تعداد پیکسل‌هایی که از میانگین روشن‌ترند
۶. F6 میانه یا نمونه وسطی<sup>۳۴</sup>: برای استخراج این ویژگی ماتریس سطح خاکستری تصویر شعله به فرم برداری تبدیل شده و درایه‌ها به‌صورت صعودی مرتب می‌شوند. درایه میانه این بردار به‌عنوان یک ویژگی آماری تصویر شعله شناخته می‌شود
۷. F7 آنتروپی: این پارامتر توصیف‌کننده میزان تصادفی بودن داده‌ها در نمودار هیستوگرام تصویر شعله می‌باشد
۸. F8 عدم تقارن نمودار هیستوگرام تصویر شعله
۹. F9 کشیدگی نمودار هیستوگرام تصویر شعله (جهت اطلاعات بیشتر در خصوص ویژگی‌های F8 و F9 به مرجع [۲۸] مراجعه شود)
۱۰. F10 سطح آستانه<sup>۳۵</sup>: برای تبدیل تصویر مقیاس خاکستری به تصویر دودویی ابتدا باید سطح آستانه تصویر استخراج شود. در این مطالعه از الگوریتم آنتروپی - مبنای<sup>۳۶</sup> برای به‌دست آوردن سطح آستانه استفاده شده است. این آستانه به‌خودی خود یک ویژگی آماری مبتنی بر هیستوگرام تصویر شعله است؛ زیرا سطح نورتابی تصویر را نشان می‌دهد
۱۱. F11 نسبت مساحت که به‌صورت نسبت تعداد پیکسل روشن‌تر از میانگین روشنایی تصویر به تعداد پیکسل روشن‌تر از سطح آستانه تصویر شعله بیان می‌شود
۱۲. F12 واریانس نمودار هیستوگرام تصویر شعله
۱۳. F13 طول شعله: این کمیت بیانگر فاصله لبه پایین تصویر تا نوک شعله در راستای خط مرکزی شعله برحسب پیکسل است [۲۹] (شکل ۱۰)

در جدول ۳، هجده ویژگی استخراج شده از تصویر شعله آمده است. این ترتیب برای هر تصویر شعله مرتبط با یک نقطه عملکردی (جدول ۲) هجده ویژگی استخراج می‌گردد، در نتیجه برای هر انژکتور یک ماتریس  $18 \times 25$  شکل می‌گیرد. این ماتریس به‌عنوان ماتریس ویژگی انژکتور شناخته می‌شود. همچنین مجموعه ویژگی‌های استخراج شده با نرمال‌سازی بی‌بعد می‌شوند.

## ۵. نتایج و بحث

### ۵-۱. تقسیم‌بندی داده‌های شاخص انتشار $NO_x$

همان‌طور که در بخش ۲ و ۳ اشاره شد، میزان آلاینده  $NO_x$  محفظه احتراق مورد مطالعه در هر نقطه عملکردی (براساس جدول ۲) برای هر انژکتور توسط دستگاه سنجش غلظت اجزای گاز موجود در محصولات احتراق اندازه‌گیری شده است [۲۲].

۱۴. F14 فاصله مرکز هندسی تصویر شعله از لبه پایینی تصویر (برحسب پیکسل)

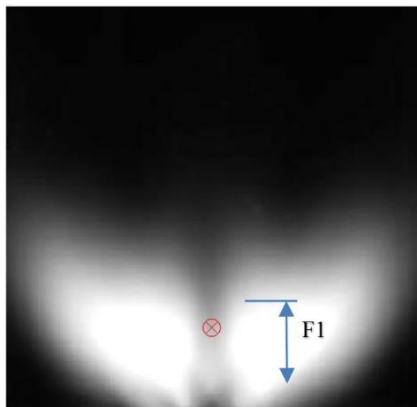
۱۵. F15 محیط: این کمیت بیانگر تعداد پیکسل‌های لبه تصویر شعله است (شکل ۱۰)

۱۶. F16 مساحت تصویر شعله: این پارامتر با تعداد پیکسل‌های روشن در تصویر دودویی برابر است

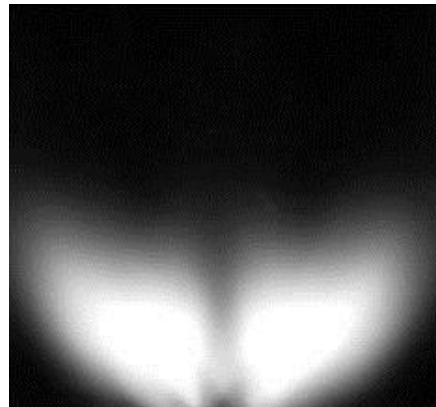
۱۷. F17 مساحت مستطیل محیطی: این ویژگی برابر است با طول شعله ضرب در پهنای شعله (شکل ۱۱)

۱۸. F18 نسبت محیط به مساحت

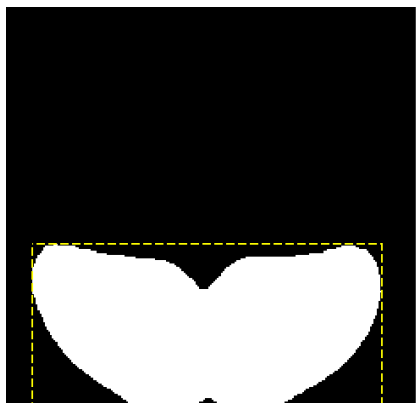
در شکل ۱۰ محیط و در شکل ۱۱ مستطیل محیط‌شده بر شعله با به‌کارگیری انژکتور A در شرایط نسبت هم‌ارزی  $0.75/0$  و دبی پاشش سوخت  $1/8$  متناظر با نقطه عملکردی ۱۲ (طبق طبقه‌بندی انجام‌شده در جدول ۲) نمایش داده شده است.



شکل ۹. مرکز روشنایی شعله با به‌کارگیری انژکتور A در شرایط با نسبت هم‌ارزی  $0.75/0$  و دبی سوخت ثانویه  $1/8$  متناظر با نقطه عملکردی ۱۲ (طبق طبقه‌بندی انجام‌شده در جدول ۲)



شکل ۸. تصویر شعله با به‌کارگیری انژکتور A در شرایط نسبت هم‌ارزی  $0.75/0$  و دبی سوخت ثانویه  $1/8$  متناظر با نقطه عملکردی ۱۲ (طبق طبقه‌بندی انجام‌شده در جدول ۲) پس از مرحله پیش‌پردازش



شکل ۱۱. مستطیل محیط بر تصویر شعله با به‌کارگیری انژکتور A در نسبت هم‌ارزی  $0.75/0$  و دبی سوخت ثانویه  $1/8$  متناظر با نقطه عملکردی ۱۲ (طبق طبقه‌بندی انجام‌شده در جدول ۲)



شکل ۱۰. محیط و طول تصویر شعله با به‌کارگیری انژکتور A در نسبت هم‌ارزی  $0.75/0$  و دبی سوخت ثانویه  $1/8$  متناظر با نقطه عملکردی ۱۲ (طبق طبقه‌بندی انجام‌شده در جدول ۲)

آلاینده‌گی در فرایند آموزش شبکه‌های عصبی و همچنین جهت صحت‌سنجی نتایج نهایی مورد استفاده قرار می‌گیرد. در جدول ۵ برای نقاط مختلف عملکردی محفظه رده‌های مختلف آلاینده‌گی (طبق تقسیم‌بندی جدول ۳) برای هر کدام از انژکتورهای A، B، C و D ارائه شده است. بدین ترتیب به هر نقطه عملکردی ۱۸ ویژگی استخراج‌شده از تصویر شعله و یک رده آلاینده‌گی منتسب می‌شود.

مقادیر اندازه‌گیری‌شده شاخص آلاینده‌گی NO<sub>x</sub> طبق جدول ۴ به‌طور کیفی به چهار دسته تقسیم می‌شوند. به این ترتیب هر نقطه عملکردی محفظه احتراق براساس میزان تولید آلاینده NO<sub>x</sub> به یک رده آلاینده‌گی مشخص تعلق می‌گیرد. مثلاً نقطه عملکردی ۲۳ در انژکتور C با میزان شاخص آلاینده‌گی ۰/۵۶۲ به رده آلاینده‌گی  $\beta$  و نقطه عملکردی ۹ در انژکتور A با مقدار NO<sub>x</sub> برابر با ۰/۷۴۱ به رده  $\delta$  تعلق می‌گیرد. این تقسیم‌بندی رده‌های

جدول ۳. ویژگی‌های استخراج‌شده از تصویر شعله

F1	موقعیت مرکز روشنایی تصویر شعله
F2	میانگین روشنایی تصویر شعله
F3	انحراف معیار نمودار هیستوگرام تصویر شعله
F4	میانگین روشن
F5	تعداد پیکسل‌های روشن‌تر از میانگین
F6	میان
F7	آنترپی تصویر شعله
F8	عدم تقارن
F9	کشیدگی
F10	سطح آستانه تصویر خاکستری
F11	واریانس نمودار هیستوگرام تصویر شعله
F12	نسبت مساحت
F13	طول تصویر شعله
F14	موقعیت عمودی مرکز هندسی تصویر شعله
F15	محیط تصویر شعله
F16	مساحت تصویر شعله
F17	مساحت مستطیل محیطی
F18	نسبت محیط به مساحت

جدول ۴. تقسیم‌بندی چهار بازه مرتبط با میزان شاخص انتشار NO<sub>x</sub> اندازه‌گیری شده

رده آلاینده‌گی	بازه تغییرات میزان شاخص انتشار NO <sub>x</sub> (EINO <sub>x</sub> )
$\alpha$	۰/۰-۰/۴۰
$\beta$	۰/۴۰-۰/۶۰
$\delta$	۰/۶۰-۰/۸۰
$\gamma$	۰/۸۰-۱/۰۰

## ۲-۵. مدل‌سازی و آموزش شبکه‌های عصبی

از روش k-Fold استفاده شده است. این روش، متدی توسعه‌یافته برای تحلیل صحت پیش‌بینی‌هاست. در این روش اعتبارسنجی، ۲۵ نقطه عملکردی در ماتریس ویژگی آنزکتور به ۵ بخش مجزا تقسیم می‌شوند. فرایند مدل‌سازی برای ۵ مرتبه تکرار می‌شود و در هر مرتبه از ۴ بخش از داده‌ها (۲۰ نقطه عملکردی) برای فرایند آموزش استفاده می‌شود و از یک بخش از داده‌ها (۵ نقطه عملکردی)، که در فرایند آموزش شرکت داده نشده، برای فرایند تست و اعتبارسنجی شبکه عصبی استفاده می‌گردد. خطای شبکه عصبی براساس مقایسه نتایج پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی با مقادیر ارائه‌شده در جدول ۵ محاسبه می‌شود. در واقع در تمام شبکه‌های عصبی به کار رفته در این مطالعه، ماتریس ویژگی آنزکتور به‌عنوان ورودی شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفته و خروجی شبکه‌های عصبی، رده آلاینده‌ی پیش‌بینی شده برای هر نقطه عملکردی آن آنزکتور خواهد بود.

شبکه‌های عصبی از عناصر عملیاتی ساده‌ای ساخته می‌شوند و به‌طور موازی در کنار هم عمل می‌کنند. این عناصر از سیستم‌های عصبی زیستی الهام گرفته شده‌اند. در طبیعت، عملکرد شبکه‌های عصبی از طریق نحوه اتصال بین اجزاء تعیین می‌شود. بنابراین به پیروی از شبکه‌های طبیعی می‌توان ساختاری مصنوعی ساخت و با تنظیم مقادیر هر اتصال، تحت عنوان وزن اتصال، نحوه ارتباط بین اجزای آن را تعیین نمود [۳۰]. در مطالعه حاضر با استفاده از هجده ویژگی استخراج‌شده از تصویر شعله و به‌کارگیری سه شبکه عصبی مختلف، محدوده آلاینده‌ی NO<sub>x</sub> محفظه پیش‌بینی شده است. نتایج حاصل از این روش‌ها با مقادیر ارائه‌شده در جدول ۴ مقایسه و صحت‌گذاری می‌شوند. شبکه‌های عصبی مورد استفاده در این مطالعه عبارت‌اند از: شبکه عصبی خودسازمانده، شبکه عصبی چندلایه<sup>۳۷</sup> و شبکه عصبی LVQ. برای آموزش شبکه‌های عصبی

جدول ۵. رده آلاینده‌ی NO<sub>x</sub> مربوط به نقاط مختلف عملکردی برای آنزکتورهای مختلف طبق جدول ۳

نقاط عملکردی محفظه طبق جدول ۲	آنزکتور A	آنزکتور B	آنزکتور C	آنزکتور D
۱	$\alpha$	$\alpha$	$\alpha$	$\alpha$
۲	$\alpha$	$\alpha$	$\alpha$	$\alpha$
۳	$\alpha$	$\alpha$	$\alpha$	$\alpha$
۴	$\alpha$	$\alpha$	$\alpha$	$\alpha$
۵	$\alpha$	$\beta$	$\alpha$	$\alpha$
۶	$\alpha$	$\alpha$	$\alpha$	$\alpha$
۷	$\alpha$	$\alpha$	$\beta$	$\alpha$
۸	$\alpha$	$\alpha$	$\alpha$	$\alpha$
۹	$\alpha$	$\beta$	$\alpha$	$\alpha$
۱۰	$\beta$	$\beta$	$\beta$	$\alpha$
۱۱	$\alpha$	$\alpha$	$\beta$	$\beta$
۱۲	$\beta$	$\beta$	$\beta$	$\beta$
۱۳	$\beta$	$\beta$	$\beta$	$\beta$
۱۴	$\beta$	$\beta$	$\beta$	$\beta$
۱۵	$\beta$	$\beta$	$\beta$	$\beta$
۱۶	$\delta$	$\delta$	$\delta$	$\beta$
۱۷	$\delta$	$\delta$	$\delta$	$\beta$
۱۸	$\gamma$	$\delta$	$\delta$	$\delta$
۱۹	$\delta$	$\gamma$	$\beta$	$\beta$
۲۰	$\delta$	$\beta$	$\beta$	$\beta$
۲۱	$\gamma$	$\gamma$	$\gamma$	$\gamma$
۲۲	$\gamma$	$\gamma$	$\gamma$	$\gamma$
۲۳	$\gamma$	$\gamma$	$\gamma$	$\gamma$
۲۴	$\gamma$	$\gamma$	$\beta$	$\beta$
۲۵	$\gamma$	$\gamma$	$\beta$	$\beta$

### ۵-۲-۱. استفاده از شبکه عصبی خودسازمانده

در شبکه خودسازمانده، از روش یادگیری رقابتی برای آموزش استفاده می‌شود. این روش بر مبنای مشخصه‌های خاصی از مغز انسان توسعه یافته است. در یک شبکه خودسازمانده واحدهای پردازشگر در گره‌های یک شبکه یک‌بعدی، دوبعدی یا بیشتر قرار داده می‌شوند [۳۰]. واحدها در یک فرایند یادگیری رقابتی نسبت به الگوهای ورودی منظم می‌شوند. محل واحدهای تنظیم‌شده در شبکه به‌گونه‌ای نظم می‌یابد که برای ویژگی‌های ورودی، یک دستگاه مختصات معنادار روی شبکه ایجاد شود. لذا یک شبکه عصبی خودسازمانده، در واقع نقشه‌ای توپوگرافیک از الگوهای ورودی را تشکیل می‌دهد که در آن محل قرارگرفتن واحدها متناظر با ویژگی‌های ذاتی الگوهای ورودی است [۳۰]. در این مقاله یک شبکه خودسازمانده با توپولوژی شش ضلعی طراحی شده (برای اطلاعات بیشتر در خصوص شبکه خودسازمانده با توپولوژی شش ضلعی به مرجع [۳۰] مراجعه شود) و برای پیش‌بینی رده آلاینده طبق تقسیم‌بندی ارائه‌شده در جدول ۴ لازم است ابعاد شبکه خودسازمانده،  $4 \times 1$  در نظر گرفته شود.

### ۵-۲-۲. استفاده از شبکه عصبی چندلایه

در مطالعه حاضر از شبکه عصبی چندلایه با سه لایه، متشکل از یک لایه ورودی با هجده نورون (براساس هجده ویژگی استخراج‌شده)، یک لایه مخفی با ده نورون و لایه مخفی دوم با پنج نورون با تابع تبدیل سیگموئید و لایه خروجی با چهار نورون استفاده شده است. دلیل استفاده از چهار نورون در لایه خروجی آن است؛ همان‌گونه که قبلاً گفته شد و مطابق جدول ۴، چهار رده آلاینده در این مطالعه وجود دارد.

### ۵-۲-۳. استفاده از شبکه عصبی LVQ

شبکه عصبی LVQ یکی از روش‌های طبقه‌بندی و بازشناسی الگو است. در حقیقت این شبکه، نوع نظارت‌شده شبکه عصبی خودسازمانده می‌باشد. نحوه کار آن براساس تقسیم فضای ورودی  $R^n$  به تعدادی مناطق متمایز از هم با نام ناحیه‌های تصمیم‌گیری<sup>۳۸</sup> و اختصاص یک بردار کد<sup>۳۹</sup> به آنها می‌باشد. در ابتدا بردار هر کدام از ناحیه‌های تصمیم‌گیری توسط یکی از مجموعه‌های آموزشی مقداردهی اولیه شده، سپس توسط الگوریتم یادگیری بهینه می‌شود. در پایان طبقه‌بندی براساس نزدیکی

(فاصله اقلیدسی) بردار ورودی  $x$  به بردارهای کد انجام می‌شود. الگوریتم یادگیری تا وقتی که ناحیه‌های تصمیم‌گیری و مراکز آنها تغییر می‌کنند، ادامه خواهد یافت [۳۱]. در نهایت هرگاه تغییرات ناحیه‌های تصمیم‌گیری و مراکز آنها ناچیز شود، فرایند یادگیری متوقف می‌شود.

شبکه عصبی LVQ، متشکل از سه لایه است: لایه ویژگی، لایه میانی و لایه طبقه‌بندی. تعداد نورون‌های لایه اول (موسوم به لایه ویژگی) به تعداد ویژگی‌های استخراج شده از تصاویر، تعداد نورون‌های لایه میانی حداقل به تعداد کلاس‌های طبقه‌بندی و تعداد نورون‌های لایه طبقه‌بندی، دقیقاً به تعداد رده‌های مورد نظر است. در مطالعه حاضر از ۱۸ نورون در لایه اول، ۱۰ نورون برای لایه میانی و ۴ نورون (مطابق چهار رده آلاینده ارائه‌شده در جدول ۴) برای لایه طبقه‌بندی استفاده شده است.

### ۵-۳. مقایسه و صحت‌سنجی نتایج

شبکه‌های عصبی معرفی‌شده در این مقاله، محدوده آلایندهی NO<sub>x</sub> نقاط مختلف عملکردی محفظه احتراق را (مطابق جدول ۲) براساس ماتریس ویژگی ورودی (بر مبنای رده‌بندی ارائه‌شده در جدول ۴) پیش‌بینی می‌نماید. سپس این پیش‌بینی با مقادیر ارائه‌شده در جدول ۵ مقایسه و دقت به‌کارگیری هر کدام از شبکه‌های عصبی ارزیابی می‌شود. گفتنی است این فرایند برای هر انزکتور به‌صورت جداگانه انجام شده است. نتایج صحت‌سنجی در جدول‌های ۶ تا ۸ آمده است. باید توجه داشت که به فرض، در جدول ۶ ستون میانی برای هر انزکتور نشان‌دهنده تعداد نقاط عملکردی از محفظه است که رده آلایندهی آنها به‌درستی، توسط شبکه عصبی خودسازمانده پیش‌بینی شده است. حال آنکه ستون انتهایی بیانگر تعداد نقاط عملکردی از محفظه است که روش شبکه عصبی خودسازمانده در پیش‌بینی رده آلایندهی آنها ناموفق بوده است. ساختار اطلاعات ارائه‌شده در جدول‌های ۷ و ۸ نیز در مورد دیگر شبکه‌های عصبی به‌کار رفته در این مقاله بر همین مبناست. همچنین در شکل ۱۲، دقت به‌کارگیری شبکه‌های عصبی خودسازمانده، چندلایه و LVQ برای انزکتورهای مختلف نمایش داده شده است. همان‌گونه که در نتایج جدول‌های ۶ تا ۸ و نمودار شکل ۱۲ مشاهده می‌شود، با به‌کارگیری شبکه‌های عصبی روی ماتریس ویژگی‌های استخراج‌شده از تصاویر، می‌توان

مقادیر بالای نرخ پاشش سوخت استفاده می‌شود ( $Q_{sec} \geq 3/0$ ) لیتر بر دقیقه، به دلیل پاشش نامناسب سوخت به درون ناحیه چرخش داخلی حاصل از شعله اصلی، حرکت ساختارهای چرخشی با مقیاس بزرگ<sup>۴۳</sup> در ناحیه چرخش داخلی به جای آنکه تضعیف شود تقویت می‌گردد. این مسئله خود باعث می‌شود که تأثیر ساختارهای چرخشی با مقیاس بزرگ<sup>۴۳</sup> بر اغتشاشات جبهه شعله شدیدتر گردد [۲۳-۲۲]. به دلیل افزایش شدت حرکت ساختارهای چرخشی با مقیاس بزرگ، جملات آنتروپی در منبع صدای اکوستیک نیز تقویت می‌شوند. از طرفی، سطح نوسانات فشار تولیدشده در شعله‌های حاصل از پاشش همراه با افسست (انژکتورهای C و D) نیز از میزان مربوط به انژکتورهای A و B بیشتر خواهد بود. رفتار شدیداً نوسانی شکل و ساختار شعله در شرایط پاشش همراه با انحراف که با افزایش شدید و غیرقابل پیش‌بینی سطح نوسانات فشار (به‌خصوص در شرایط افزایش نسبت هم‌ارزی و افزایش نرخ پاشش سوخت ثانویه) نیز همراه است، سبب می‌شود که دقت پیش‌بینی سطح آلاینده‌گی  $NO_x$  توسط تمام مدل‌های شبکه عصبی به‌کار رفته در مطالعه حاضر کاهش یابد. به بیان دیگر، همان‌گونه که گفته شد، شبکه‌های عصبی به‌کار رفته در مطالعه حاضر از ویژگی‌های استخراج‌شده از تصاویر شعله برای پیش‌بینی رده آلاینده‌گی هر کدام از نقاط عملکردی استفاده می‌کنند. چون شعله‌های حاصل از انژکتور C و D شکل و ساختار به‌شدت متغیر با زمان، نوسانی و بسیار پیچیده‌تری نسبت به شعله‌های حاصل از انژکتورهای A و B دارند و در پی آن رفتار ویژگی‌های استخراج‌شده از این تصاویر نیز پیچیده‌تر و غیرخطی‌تر از تصاویر شعله‌های A و B است، دقت شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی رده‌های آلاینده‌گی مربوط به آنها (مربوط به شعله‌های C و D) کمتر بوده است. در نتیجه خطای پیش‌بینی در شرایط استفاده از انژکتورهای C و D نسبت به انژکتورهای A و B (که پاشش سوخت ثانویه را از راستای مرکزی مشعل انجام می‌دهند) بالاتر است.

#### ۴-۵. شناسایی ویژگی‌های اصلی تصاویر شعله

استخراج ویژگی از جمله مهم‌ترین مراحل در فرایند پیش‌بینی میزان آلاینده‌گی  $NO_x$  بر مبنای تصاویر است. در بخش استخراج ویژگی، ۱۸ ویژگی مختلف از تصاویر شعله استخراج گردید و نتایج پیش‌بینی میزان آلاینده‌گی  $NO_x$  با استفاده از این هجده ویژگی در

وضعیت محفظه احتراق را از منظر محدوده آلاینده‌گی با دقت نسبتاً بالایی مشخص کرد. مطابق جدول ۸، شبکه عصبی LVQ با دقت ۹۲ درصد (چون در مجموع پیش‌بینی صحیح رده آلاینده‌گی ۹۲ نقطه عملکردی محفظه احتراق از بین ۱۰۰ نقطه عملکردی مطالعه‌شده صورت گرفته است) در خصوص پیش‌بینی محدوده آلاینده‌گی توانایی بالاتری در مقایسه با شبکه‌های عصبی چندلایه و خودسازمانده از خود نشان داده است. این می‌تواند به دلیل نوع داده‌های ورودی به شبکه عصبی (ماتریس ویژگی تصاویر) باشد. به بیان دیگر، بر اساس نوع داده‌های ورودی (ساختار داده‌های ورودی) شبکه‌های عصبی مختلف عملکردهای متفاوتی دارند [۳۱]. همچنین با توجه به نمودار شکل ۱۲ دقت طبقه‌بندی روش‌های شبکه عصبی مختلف در این مطالعه با به‌کارگیری انژکتورهای C و D نسبت به سایر انژکتورها پایین‌تر است. این مسئله می‌تواند به دلیل رفتار شدیداً پیچیده و غیرخطی شعله‌های تشکیل‌شده در شرایط استفاده از انژکتورهای C و D (انژکتورهایی که دارای انحراف در پاشش سوخت نسبت به راستای مرکزی هستند) باشد. در واقع همان‌گونه که در مطالعات قبلی گفته شد [۲۳-۲۲]، پاشش سوخت ثانویه به درون ناحیه چرخش داخلی<sup>۴۰</sup> شعله، جهت فرونشاندن نوسانات احتراق کارایی زیادی دارد. به عبارت دیگر، پاشش سوخت ثانویه از راستای مرکزی انژکتور و از مرکز نازل چرخشی (بدون انحراف از راستای مرکزی) به درون ناحیه چرخش داخلی موجب فرونشاندن اختلالات سرعت در اطراف ناحیه چرخش داخلی می‌شود [۲۳-۲۲]. اتفاقی که در شعله‌های تشکیل‌شده در شرایط پاشش سوخت ثانویه بدون انحراف از راستای مرکزی با انژکتورهای A و B می‌افتد. این تضعیف اختلالات سرعت نیز سبب کاهش اغتشاشات جبهه شعله و نوسانات حرارت آزادشده از شعله می‌شود. در نتیجه، پاشش سوخت ثانویه بدون انحراف از راستای مرکزی (پاشش با انژکتورهای A و B) سبب تضعیف ترم آنتروپی در منبع صدای اکوستیک می‌گردد. در مقابل، در شرایط استفاده از پاشش سوخت ثانویه همراه با افسست (انژکتورهای C و D)، به دلیل پاشش از راستایی خارج از راستای مرکزی انژکتور و خارج از راستای مرکزی توپی مشعل به درون ناحیه چرخش داخلی، سطح نوسانات فشار افزایش می‌یابد و در برخی موارد برخاستگی شعله ایجاد می‌شود. به بیان دیگر، در شرایط پاشش سوخت ثانویه همراه با انحراف نسبت به راستای پاشش از مرکز انژکتور<sup>۴۱</sup> به‌خصوص وقتی از

بخش قبل ارائه گردید. در این بخش از مطالعه فرایند انتخاب ویژگی‌های اصلی مرتبط با تصاویر شعله انجام شده است. بدین معنا که از بین هجده ویژگی استخراج‌شده از تصاویر، آن ویژگی‌هایی که قابلیت تفکیک‌نمودن و متمایز نمودن تصاویر شعله (مرتبط با میزان NO<sub>x</sub>) در آنها بالاتر است یا دقت پیش‌بینی NO<sub>x</sub> با به‌کارگیری آنها افزایش می‌یابد، به‌عنوان ویژگی‌های اصلی انتخاب شده‌اند. یافتن ویژگی‌های اصلی و تأثیرگذار در

تصاویر شعله نیازمند به‌کارگیری روش‌های انتخاب ویژگی<sup>۴۴</sup> است. با به‌کارگیری تکنیک انتخاب ویژگی توالی روبه جلو<sup>۴۵</sup> و بررسی ترکیب‌های مختلف ویژگی‌ها، ویژگی‌های اصلی تصاویر انتخاب می‌گردند. این روش که از جمله روش‌های نو در انتخاب ویژگی است، ویژگی‌های مؤثر در پیش‌بینی دقیق‌تر میزان آلاینده NO<sub>x</sub> بر مبنای تصاویر شعله را از بین سایر ویژگی‌ها متمایز می‌کند. از دیگر مزایای این روش افزایش سرعت پردازش است.

جدول ۶. نتایج مقایسه پیش‌بینی میزان آلاینده NO<sub>x</sub> نقاط عملکردی محفظه احتراق با روش خودسازمانده و مقادیر ارائه‌شده در جدول ۵

نوع انژکتور	تعداد نقاط عملکردی که به‌درستی پیش‌بینی شده‌اند	تعداد نقاط عملکردی که به‌درستی پیش‌بینی نشده‌اند
A	۲۳	۲
B	۲۲	۳
C	۲۰	۵
D	۲۱	۴
مجموع	۸۶	۱۴

جدول ۷. نتایج مقایسه پیش‌بینی میزان آلاینده NO<sub>x</sub> نقاط عملکردی محفظه احتراق با روش شبکه عصبی چندلایه و مقادیر ارائه‌شده در جدول ۵

نوع انژکتور	تعداد نقاط عملکردی که به‌درستی پیش‌بینی شده‌اند	تعداد نقاط عملکردی که به‌درستی پیش‌بینی نشده‌اند
A	۲۳	۲
B	۲۴	۱
C	۲۲	۳
D	۲۲	۳
مجموع	۹۱	۹

جدول ۸. نتایج مقایسه پیش‌بینی میزان آلاینده NO<sub>x</sub> نقاط عملکردی محفظه احتراق با روش LVQ و مقادیر ارائه‌شده در جدول ۵

نوع انژکتور	تعداد نقاط عملکردی که به‌درستی پیش‌بینی شده‌اند	تعداد نقاط عملکردی که به‌درستی پیش‌بینی نشده‌اند
A	۲۴	۱
B	۲۳	۲
C	۲۳	۲
D	۲۲	۳
مجموع	۹۲	۸

جدول ۹. نتایج مقایسه پیش‌بینی میزان آلاینده NO<sub>x</sub> نقاط عملکردی محفظه احتراق با روش خودسازمانده و مقادیر ارائه‌شده در جدول ۵

(با به‌کارگیری پنج ویژگی اصلی)

نوع انژکتور	تعداد نقاط عملکردی که به‌درستی پیش‌بینی شده‌اند	تعداد نقاط عملکردی که به‌درستی پیش‌بینی نشده‌اند
A	۲۳	۲
B	۲۳	۲
C	۲۲	۳
D	۲۱	۴
مجموع	۸۹	۱۱

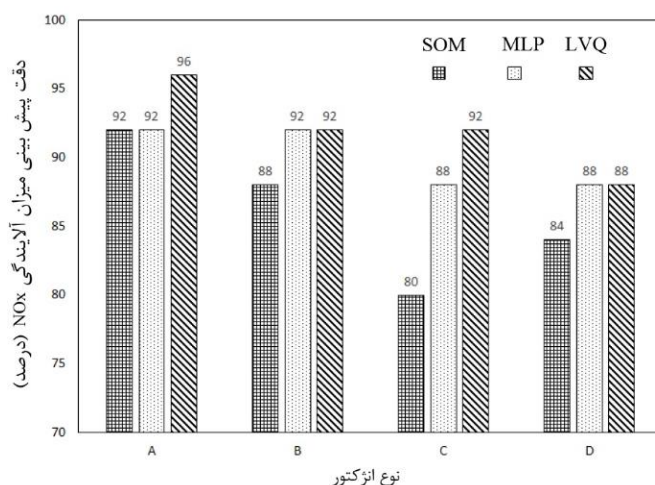


جدول ۱۰. نتایج مقایسه پیش‌بینی میزان آلاینده‌گی NO<sub>x</sub> نقاط عملکردی محفظه احتراق با روش شبکه عصبی چندلایه و مقادیر ارائه شده در جدول ۵ (با به کارگیری پنج ویژگی اصلی)

نوع انژکتور	تعداد نقاط عملکردی که به‌درستی پیش‌بینی شده‌اند	تعداد نقاط عملکردی که به‌درستی پیش‌بینی نشده‌اند
A	۲۵	۰
B	۲۴	۱
C	۲۳	۲
D	۲۳	۲
مجموع	۹۵	۵

روش کار بدین ترتیب است که ترکیب‌های مختلفی از ۱۸ ویژگی استخراج شده انتخاب و شبکه‌های عصبی خودسازمانده، چندلایه و LVQ روی آنها اعمال می‌گردد. نتایج نشان می‌دهد در هر سه روش، پنج ویژگی یکسان به‌عنوان ویژگی‌های اصلی انتخاب می‌گردد. در واقع دقت پیش‌بینی آلاینده NO<sub>x</sub> با به‌کارگیری این ۵ ویژگی از سایر ترکیبات مختلف از ۱۸ ویژگی تصویری بالاتر می‌باشد. این ویژگی‌ها شامل طول تصویر شعله (F13)، مرکز روشنایی تصویر شعله (F1)، میانگین روشنایی شعله

(F2)، انحراف معیار نمودار هیستوگرام تصویر شعله (F3) و سطح آستانه تصویر شعله (F10) می‌باشند. صحت‌سنجی نتایج با به‌کارگیری پنج ویژگی اصلی در جدول‌های ۹ تا ۱۱ ارائه شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، با در نظر گرفتن تنها پنج ویژگی اصلی از تصاویر، دقت پیش‌بینی محدوده آلاینده‌گی NO<sub>x</sub> توسط شبکه‌های عصبی افزایش یافته و شبکه عصبی LVQ به‌خوبی و با دقت بسیار بالا توانسته است محدوده آلاینده‌گی NO<sub>x</sub> محفظه احتراق را براساس تصویر شعله پیش‌بینی نماید.

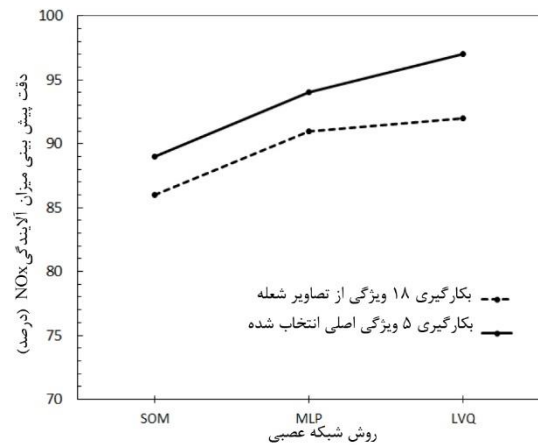


شکل ۱۲. مقایسه دقت پیش‌بینی میزان آلاینده‌گی NO<sub>x</sub> با استفاده از سه روش شبکه عصبی خودسازمانده، چندلایه و LVQ در انژکتورهای مختلف

جدول ۱۱. نتایج مقایسه پیش‌بینی میزان آلاینده‌گی NO<sub>x</sub> نقاط عملکردی محفظه احتراق با روش LVQ و مقادیر ارائه شده در جدول ۵ (با به کارگیری پنج ویژگی اصلی)

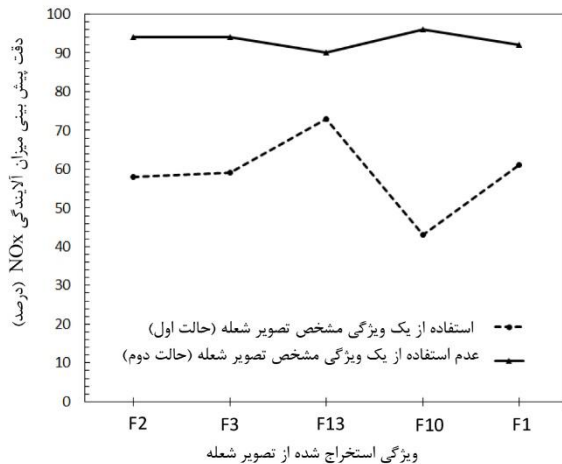
نوع انژکتور	تعداد نقاط عملکردی که به‌درستی پیش‌بینی شده‌اند	تعداد نقاط عملکردی که به‌درستی پیش‌بینی نشده‌اند
A	۲۵	۰
B	۲۴	۱
C	۲۴	۱
D	۲۴	۱
مجموع	۹۷	۳

در شکل ۱۳ میزان دقت پیش‌بینی میزان آلاینده NO<sub>x</sub> با استفاده از شبکه‌های عصبی بر مبنای تصاویر شعله، با به‌کارگیری روش انتخاب ویژگی توالی روبه جلو (استفاده از ۵ ویژگی اصلی انتخاب‌شده) و استفاده از ۱۸ ویژگی اولیه با هم مقایسه شده است. همان‌طور که در این شکل مشاهده می‌شود، با به‌کارگیری ۵ ویژگی اصلی انتخاب‌شده، دقت پیش‌بینی محدوده آلاینده NO<sub>x</sub>



شکل ۱۳. نمودار تغییرات دقت پیش‌بینی میزان آلاینده NO<sub>x</sub> در الگوریتم‌های مختلف شبکه عصبی

توسط شبکه‌های عصبی مختلف افزایش می‌یابد. این امر بدین دلیل است که اثر این ویژگی‌ها در پیش‌بینی محدوده آلاینده NO<sub>x</sub> نسبت به سایر ویژگی‌ها بیشتر است. به‌عبارت دیگر، ارتباط سایر ویژگی‌ها با تغییرات آلاینده NO<sub>x</sub> کمتر است. در شکل ۱۴ نیز میزان دقت شبکه عصبی LVQ در امر پیش‌بینی میزان آلاینده NO<sub>x</sub>، در دو حالت نمایش داده شده است.



شکل ۱۴. نمودار تأثیر استفاده و عدم استفاده از هر کدام از ۵ ویژگی اصلی بر دقت پیش‌بینی شبکه عصبی LVQ

در برخی از پژوهش‌ها [۳۲-۳۷]، ارتباط بین میزان تولید NO<sub>x</sub> و زمان اقامت محصولات احتراق<sup>۲۶</sup> در دمای بالا در محفظه احتراق بررسی شده است. بر این اساس، مدت زمان اقامت محصولات احتراق در نواحی مختلف محفظه احتراق و کیفیت اختلاط پارامترهایی تعیین‌کننده در میزان تولید NO<sub>x</sub> در محفظه‌های احتراق با سوخت‌های هیدروکربنی هستند. از طرفی در همین مطالعات نشان داده شده که مدت زمان اقامت محصولات احتراق در محفظه احتراق با طول مریی شعله ارتباط دارد [۳۵-۳۹]. به این ترتیب می‌توان گفت طول مریی شعله (به‌عنوان پارامتری قابل استخراج از تصویر شعله) یکی از پارامترهای تعیین‌کننده جهت پیش‌بینی میزان تولید آلاینده NO<sub>x</sub> است. این نتیجه، که قبلاً در پژوهش بالستر و همکاران روی محفظه احتراق با استفاده از سوخت متان نیز ارائه شده است [۱]، با نتیجه‌گیری مطالعه حاضر مطابقت دارد. گفتنی است بالستر و همکاران با ثبت تصاویر دوبعدی از شعله توسط یک دوربین دیجیتال (مانند مطالعه حاضر) در شرایط مختلف عملکردی یک محفظه احتراق پیش‌مخلوط و استخراج ویژگی‌های هندسی مختلف شعله مانند طول شعله و

در حالت اول تأثیر استفاده از یک ویژگی مشخص از تصویر شعله (از میان ۵ ویژگی اصلی) بر دقت پیش‌بینی شبکه LVQ بررسی شده است. در حالت دوم اثر عدم استفاده از همان ویژگی مشخص از تصویر شعله (و استفاده از سایر ۴ ویژگی اصلی دیگر تصویر شعله) بر دقت پیش‌بینی شبکه مطالعه شده است. نتایج نشان می‌دهد که از میان ۵ ویژگی اصلی، استفاده از ویژگی طول شعله به‌تنهایی در مقایسه با استفاده از سایر ویژگی‌های تصویری سبب افزایش دقت پیش‌بینی آلاینده NO<sub>x</sub> توسط شبکه عصبی می‌شود. در عین حال، براساس نتایج ارائه‌شده مربوط به حالت دوم عدم استفاده از ویژگی طول شعله (و استفاده از چهار ویژگی اصلی دیگر) سبب کاهش دقت پیش‌بینی شبکه عصبی می‌شود. بر این اساس می‌توان گفت ویژگی طول شعله در بین ۵ ویژگی اصلی شعله اثری تعیین‌کننده بر توانایی شبکه عصبی برای پیش‌بینی میزان NO<sub>x</sub> دارد. اهمیت ویژگی طول شعله در پیش‌بینی میزان NO<sub>x</sub> در شعله‌های پیش‌مخلوط با سوخت متان قبلاً نیز در مطالعه بالستر و همکاران (۲۰۰۸) نشان داده شده است [۱] و نتایج مطالعه حاضر با پژوهش بالستر و همکاران مطابقت دارد. از طرفی

همچنین با استفاده از تکنیک انتخاب ویژگی توالی روبه جلو، ۵ ویژگی اصلی تصویر شعله (از میان ۱۸ ویژگی) جهت پیش‌بینی میزان آلاینده  $NO_x$  انتخاب شدند. این ویژگی‌ها عبارت‌اند از: طول تصویر شعله، موقعیت مرکز روشنایی تصویر شعله، میانگین روشنایی تصویر شعله، انحراف معیار نمودار هیستوگرام تصویر شعله و سطح آستانه تصویر شعله. نتایج نشان می‌دهند که شبکه عصبی LVQ با ۱۰ نورون میانی و ۴ نورون در لایه خروجی در پیش‌بینی میزان آلاینده  $NO_x$  محفظه احتراق مورد مطالعه، بهتر از شبکه‌های عصبی چندلایه و خودسازمانده عمل می‌کند. از طرفی نشان داده شد که دقت پیش‌بینی آلاینده  $NO_x$  در انژکتورهای C و D (که پاشش سوخت ثانویه را همراه با انحراف از مرکز انجام می‌دهند) نسبت به دقت پیش‌بینی در انژکتورهای A و B (که پاشش سوخت ثانویه را از راستای مرکزی مشعل انجام می‌دهند)، کمتر است. این می‌تواند بدین دلیل باشد که شعله‌های حاصل از انژکتور C و D شکل و ساختار به شدت متغیر با زمان، نوسانی و بسیار پیچیده‌تری نسبت به شعله‌های حاصل از انژکتورهای A و B دارند. طبعاً ویژگی‌های تصویری استخراج‌شده از تصاویر شعله‌های مربوط به شعله‌های C و D نیز رفتاری پیچیده‌تر و غیرخطی‌تر از ویژگی تصاویر شعله‌های مربوط به انژکتورهای A و B خواهند داشت. این امر سبب می‌شود توانایی شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی محدوده آلاینده  $NO_x$  مربوط به شعله‌های C و D نسبت به شعله‌های مرتبط با انژکتورهای A و B کمتر شود. همچنین نتایج این مطالعه نشان می‌دهد که ویژگی طول تصویر شعله اثری تعیین‌کننده در پیش‌بینی میزان آلاینده  $NO_x$  دارد. این نتیجه‌گیری با مطالعات قبلی مرتبط مطابقت دارد.

موقعیت مرکز روشنایی تصویر شعله (که این دو ویژگی در مطالعه حاضر نیز جزء ۵ ویژگی اصلی استخراج‌شده از تصویر شعله شدند) توانستند میزان آلاینده  $NO_x$  محفظه احتراق پیش‌مخلوط را در پژوهش خود، با استفاده از روش شبکه عصبی خودسازمانده پیش‌بینی کنند. البته مزیت مطالعه حاضر نسبت به پژوهش بالستر و همکاران آن است که در اینجا علاوه بر روش خودسازمانده از دو روش شبکه عصبی LVQ و شبکه عصبی چندلایه نیز استفاده و نشان داده شده که روش LVQ در پیش‌بینی محدوده آلاینده  $NO_x$  نسبت به سایر روش‌ها دقت بالاتری دارد.

### ۶. نتیجه‌گیری

در این مقاله از ترکیب روش‌های پردازش تصویر و داده‌کاوی براساس تصاویر شعله یک محفظه احتراق با شعله پایدارشده چرخشی همراه با سوخت ثانویه، میزان آلاینده  $NO_x$  این محفظه احتراق پیش‌بینی شده است. در واقع، با استفاده از ویژگی‌های استخراج‌شده از تصویر شعله و به‌کارگیری سه روش داده‌کاوی LVQ، چندلایه و خودسازمانده، محدوده آلاینده  $NO_x$  مربوط به شعله‌ها پیش‌بینی می‌شود. به بیان دیگر، محور اصلی تحقیق حاضر پیش‌بینی محدوده آلاینده  $NO_x$  براساس ویژگی‌های استخراج‌شده از تصویر شعله است و سپس جهت مقایسه توانایی روش‌های مختلف شبکه عصبی میزان دقت پیش‌بینی‌ها مقایسه شده است. نتایج نشان می‌دهد که می‌توان با بهره‌گیری از یک شبکه عصبی آموزش‌دیده و با استفاده از ۱۸ ویژگی استخراج‌شده از تصویر شعله، محدوده آلاینده  $NO_x$  یک نقطه عملکردی محفظه احتراق (که در فرایند آموزش شرکت داده نشده) را پیش‌بینی نمود.

### ۷. مأخذ

- [1] R. Hernández, J. Ballester, Flame imaging as a diagnostic tool for industrial combustion, *Journal of Combustion and Flame*, Vol. 15, pp. 509-528, 2008.
- [2] F. Jiang, S. Liu, S. Liang, Z. Li, X. Wang, G. Lu, Visual flame monitoring system based on two-color method, *Journal of Thermal Science*, Vol 18, pp. 284-288, 2009.
- [3] J. Ballester, T. Garca-Armingol, Diagnostic techniques for the monitoring and control of practical flames, *Prog Energy Combust*, Vol. 36, pp. 375-411, 2010.
- [4] G. Lu, Y. Yan, Y. Huang, A. Reed, An Intelligent Vision System for Monitoring and Control of Combustion Flames, *Journal of Measurement and Control*, Vol. 32, No. 6, pp. 164-168, 1999.
- [5] J. Wua, Z. Ming-chuan, F. Hao-Jie, F. Wei-dong, Z. Yue-gui, A study on fractal characteristics of aerodynamic field in low- $NO_x$  coaxial swirling burner, *Journal of Chemical Engineering Science*, Vol. 59, No. 7, pp. 1473-1479, 2004.
- [6] A. González-Cencerrado, B. Peña, A. Gil, Coal flame characterization by means of digital image processing in a semi-industrial scale PF swirl

- burner, *Applied Energy*, Vol. 94, pp. 375-384, 2012.
- [7] A. González-Cencerrado, B. Peña, Characterization of PF flames under different swirl conditions based on visualization systems, *Journal of Fuel*, Vol. 113, pp. 798-809, 2013.
- [8] A. González-Cencerrado, B. Peña, A. Gil, Experimental analysis of biomass co-firing flames in a pulverized fuel swirl burner using a CCD based visualization system, *Journal of Fuel Processing Technology*, Vol. 130, pp. 299-310, 2015.
- [9] M. G. A. Rahman, J. R. Gibbins, A. K. Forrest, Combustion in power station boilers-Advanced monitoring using imaging, Project report, Cleaner Fossil Fuels Programme, 2004.
- [10] F. Tang, Z. Kongjin, D. Mansheng, S. Qing, Mean flame height and radiative heat flux characteristic of medium scale rectangular thermal buoyancy source with different aspect ratios in a sub-atmospheric pressure, *International Journal of Heat and Mass Transfer*, Vol. 84, pp. 427-432, 2015.
- [11] H. Yu, J. F. MacGregor, Monitoring flames in an industrial boiler using multivariate image analysis, *American Institute of Chemical Engineers*, Vol. 50, No. 7, pp. 1474-1483, 2004.
- [12] A. Tuntrakoon, S. Kuntanapreeda, *Image-based flame control of a premixed gas burner using fuzzy logics, foundations of intelligent systems*, springer-verlag, Berlin/Heidelberg, pp. 673-677, 2003.
- [13] F. Wang, X. J. Wang, Z. Y. Ma, J. H. Yan, Y. Chi, C. Y. Wei, M. J. Ni, K. F. Cen, The research on the estimation for the NO<sub>x</sub> emissive concentration of the pulverized coal boiler by the flame image processing technique, *Journal of Fuel*, Vol. 81, pp. 2113-2120, 2003.
- [14] W. Yan, C. Lu, M. Colechin, Monitoring and characterisation of pulverised coal flames using digital imaging techniques, *Journal of Fuel*, Vol. 81, No. 5, pp. 647-656, 2002.
- [15] W. Yan, L. Chun, Two-dimensional distributions of temperature & soot volume fraction inversed from visible flame images, *Experimental Thermal and Fluid Science*, Vol. 50, pp. 229-233, 2013.
- [16] D. Sbarbaro, O. Farias, Z. Zawadsky, Real-time monitoring and characterization of flames by principal-component analysis, *Journal of Combustion and Flame*, Vol. 132, pp. 591-595, 2003.
- [17] H. W. Huang, Z. Yang, Imaging based chemiluminescence characterisation of partially premixed syngas flames through DFCD technique, *International Journal of Hydrogen Energy*, Vol. 38, pp. 4839-4847, 2013.
- [18] J. Chen, L. Chan, Y. C. Cheng, Gaussian process regression based optimal design of combustion systems using flame images, *Applied Energy*, Vol. 111, pp. 153-160, 2013.
- [19] B. Lin, S. B. Jorgensen, Soft sensor design by multivariate fusion of image features and process measurements, *Journal of Process Control*, Vol. 21, pp. 347-553, 2011.
- [20] J. S. Wang, X. D. Ren, GLCM based extraction of flame image texture features and KPCA-GLVQ recognition method for rotary kiln combustion working conditions, *International Journal of Automation and Computing*, Vol. 11, No. 1, pp. 72-77, 2014.
- [21] H. Zhou, Q. Tang, L. Yang, Y. Yan, G. Lu, K. Cen, Support vector machine based online coal identification through advanced flame monitoring, *Journal of Fuel*, Vol. 117, pp. 944-951, 2014.
- [22] R. Riazi, M. Farshchi, M. Shimura, M. Tanahashi, T. Miyauchi, An Experimental Study on Combustion Dynamics and NO<sub>x</sub> Emission of a Swirl Stabilized Combustor with Secondary Fuel Injection, *Journal of Thermal Science and Technology*, Vol. 5, No. 2, pp. 266-281, 2010.
- [23] M. Shimura, M. Tanahashi, G. Choi, T. Miyauchi, Large-scale vortical motion and pressure fluctuation in noise-controlled swirl-stabilized combustor, *Journal of Thermal Science and Technology*, Vol. 4, No. 4, pp. 494-506, 2009.
- [24] M. Tanahashi, S. Inoue, M. Shimura, S. Taka, G. Choi, T. Miyauchi, Reconstructed 3D flame structures in noise-controlled swirl-stabilized combustor, *Experiments in Fluids*, Vol. 45, No. 3, pp. 447-460, 2008.

- [25] M. Tanahashi, S. Murakami, T. Miyauchi, G. Choi, Control of oscillating combustion and measurements of turbulent flames, *Proceedings of 5<sup>th</sup> Symposium on Smart Control of Turbulence*, pp. 75-84, 2004.
- [26] G. Choi, M. Tanahashi, T. Miyauchi, Control of oscillating combustion and noise based on local flame structure, *Proceedings of the Combustion Institute*, Vol. 30, No. 2, pp. 1807-1814, 2005.
- [27] E. R. Davis, *Machine Vision*, University of Southern Queensland, pp. 20-22, 1990.
- [28] D. N. Joanes, C. A. Gill, Comparing measures of sample skewness and kurtosis, *Journal of the Royal Statistical Society (Series D)*, Vol. 47, No. 1, pp 183-189, 1998.
- [29] Y. Cao, J. Wu, M. I. Jianchun, Z. Yu, Flame structure of a jet flame with penetration of side micro-jets, *Chinese Journal of Chemical Engineering*, Vol. 16, No. 6, pp. 861-866, 2008.
- [30] M. Hagan, H. Demuth, M. Beale, *Neural Network Design*, Boston: PWS Publishing, 1996.
- [31] M. T. Vakil-Baghmisheh, N. Pavešić, Premature clustering phenomenon and new training algorithms for LVQ, *Journal of Pattern Recognition*, Vol. 36, pp. 1901-1921, 2003.
- [32] J. Keller, I. Hongo, Pulse Combustion: The mechanisms of NO<sub>x</sub> production, *Combustion and Flame*, Vol. 80, pp. 219-237, 1990.
- [33] A. H. Lefebvre, Fuel effects on gas turbine combustion, Final Report, Air Force Wright Aeronautical Laboratories, 2004.
- [34] J. Odgers, D. Kretschmer, The prediction of thermal NO<sub>x</sub> in gas turbines, *ASME Paper 85-1GT-126*, 1985.
- [35] S. R. Turns, *Introduction to combustion*, 2<sup>nd</sup> ed., New York: McGraw-Hill, 2000.
- [36] M. LaViolette, R. Perez, On the prediction of pollutant emission indices from gas turbine combustion chambers, *Proceedings of ASME Turbo Expo*, 2012.
- [37] T. S. Cheng, Effects of partial premixing on pollutant emissions in swirling methane jet flames, *Journal of Combustion and Flame*, Vol. 125, No. 1-2, pp. 865-878, 2001.
- [38] G. A. Lavoie, A. F. Schlader, A xsalting study of NO formation in turbulent flames of hydrocarbon burning in air, *Journal of Combustion Science and Technology*, Vol. 8, pp. 215-224, 1973.
- [39] N. Peters, S. Donnerhack, 18<sup>th</sup> Symposium (International) on Combustion, the Combustion Institute, Pittsburgh, pp. 33, 1981.

## پی نوشت

1. visualization methods
2. artificial neural network
3. data mining
4. self organizing map
5. feed forward ANN
6. multivariate image analysis (MIA)
7. back-propagation ANN
8. principal component analysis
9. correlation
10. digital flame colour discrimination
11. principle component analysis
12. real time
13. red-green-blue
14. Hue-Saturation-Intensity
15. grey-level co-occurrence matrix
16. learning vector quantization

۱۷. انجام آزمایش‌ها و اخذ داده‌های آزمایشگاهی این محفظه نیز توسط یکی

از نویسندگان پژوهش حاضر انجام شده است [۲۲].

18. injection offset
19. MAC Valves, 34BABA-GEME-1BA
20. TOYODA, PD104
21. ONO SOKKI, LA-1240
22. SHIMADZU, NOA-7000
23. sampling probe
24. NO<sub>x</sub> emission index (EINO<sub>x</sub>)
25. Panasonic-DMC-FX35
26. RGB
27. tulip-shaped blue flame
28. flame lift-off
29. median spatial filtering
30. centroid of Intensity
31. binary image
32. mean
33. standard deviation
34. median
35. threshold
36. entropy based algorithm

- 
37. multilayer perceptron
  38. decision regions
  39. codebook vector
  40. inner recirculation zone
  41. secondary fuel injection with offset
  42. large scale vortical motion
  43. large scale vortical structures
  44. feature selection
  45. sequential forward feature selection
  46. residence time