نهمین کنفرانس بین‌المللی
توسعه فناوری در مهندسی شیمی
9th International Conference on
Technology Development in Chemical Engineering
www.chemistryeng.bcnf.ir

سیستم پایش مقاوم شعله فلر مبتنی بر تحلیل دینامیک آنتروپی در شرایط دشوار محیطی

حسین حایر [*،۱]

۱- مجتمع گاز پارس جنوبی (hhayer68@gmail.com)

خلاصه

پایش مداوم شعله‌ی مشعل‌های فلر در صنایع نفت و گاز از اهمیت بالایی برخوردار است، اما شرایط محیطی دشوار (پس‌زمینه‌ی پیچیده کوهستانی، رطوبت و شرجی، اغتشاشات ناشی از گرما و غیره) فرآیند تشخیص بصری شعله را با چالش مواجه می‌کند. در این مقاله یک سیستم پایش تصویری مقاوم برای نظارت بر شعله‌ی فلر در چنین شرایطی پیشنهاد شده است که صرفاً بر پردازش تصویر متکی است و به حسگرهای ویژه یا شبکه‌های یادگیری عمیق نیاز ندارد. روش پیشنهادی شامل مراحل تثبیت ویدئو (جهت حذف تاثیر لرزش دوربین)، استخراج کانال قرمز تصویر (جهت تاکید بر درخشندگی طیف شعله)، فیلترگذاری گوسی (برای کاهش نویز)، میانگین‌گیری گروهی فریم‌ها (برای هموارسازی تغییرات تصادفی)، تفاضل زمانی پیاپی (برای آشکارسازی حرکت و تغییرات شعله)، اعمال فیلتر آنتروپی (برای تشخیص نواحی با الگوی نوری آشفته‌ی شعله)، آستانه‌گذاری و عملیات مورفولوژی (حذف نواحی کوچک، انبساط و پرکردن حفره‌ها) است. خروجی الگوریتم، ماسک باینری ناحیه‌ی شعله و مساحت شعله است که به عنوان یک حسگر نرم عمل کرده و اطلاعاتی لحظه‌ای از وضعیت شعله ارائه می‌دهد. نتایج کیفی نشان می‌دهد که روش پیشنهادی در مقایسه با روش‌های متداول، در برابر پس‌زمینه‌های مشابه رنگ شعله و اثر شیمری (نوسانات ناشی از گرمای شدید) پایدارتر بوده و نرخ هشدار اشتباه کمتری دارد. این سیستم با دوربین‌های معمولی قابل پیاده‌سازی است و می‌تواند به عنوان یک راهکار اقتصادی برای نظارت ایمن بر مشعل‌های فلر (خصوصاً در زمان توفان و شرایط جوی حاد) به‌کار گرفته شود.

کلمات کلیدی: پایش فلر، تشخیص شعله، پردازش تصویر، فیلتر آنتروپی، پس‌زمینه‌ی پیچیده، شرایط شیمری

۱. مقدمه

مشعل‌های فلر (flare) در واحدهای پالایشگاهی و پتروشیمی برای سوزاندن گازهای اضافی به‌کار می‌روند [۱]. حضور دائمی شعله در این مشعل‌ها برای اطمینان از سوزاندن ایمن گازها ضروری است؛ خاموشی ناگهانی شعله یا احتراق ناقص می‌تواند به انتشار گازهای سمی و خطرناک منجر شود [۲]. بنابراین پایش شعله‌ی فلر به صورت پیوسته و تشخیص خاموشی شعله یا تغییرات غیرعادی آن، یک نیاز حیاتی در صنایع فرایندی محسوب می‌شود. روش‌های سنتی پایش شعله متکی بر حسگرهای نقطه‌ای مانند آشکارسازهای فرابنفش و فروسرخ یا ترموکوپل‌ها هستند. هرچند این حسگرها در فواصل نزدیک عملکرد خوبی دارند، اما در محیط‌های باز و فواصل دور دچار چالش می‌شوند و معمولاً گران‌قیمت بوده و تنها حضور شعله را (بدون ارائه‌ی اطلاعات کمّی نظیر اندازه یا موقعیت آن) تشخیص می‌دهند [۳]. افزون بر این، آشکارسازهای مرسوم ممکن است در محیط بیرون دچار هشدار اشتباه شوند (برای مثال، بازتاب نور خورشید می‌تواند به‌خطا به عنوان شعله شناسایی شود) [۳]. در مقابل، روش‌های بینایی ماشین با استفاده از دوربین‌های معمولی مزایای قابل‌توجهی دارند؛ این روش‌ها ارزان‌تر

بوده، محدوده‌ی دید گسترده‌تری را پوشش می‌دهند و قادر به ارائه‌ی اطلاعات غنی‌تری (مانند اندازه و شکل شعله) هستند. با این وجود، چالش اصلی در روش‌های بصری، نرخ بالای آلارم کاذب به‌علت ماهیت متغیر آتش و عوامل محیطی است [۴].

شرایط محیطی منطقه‌ی عسلویه به عنوان نمونه‌ی موردی: این منطقه در جنوب ایران به رطوبت بالا، دمای زیاد و پس‌زمینه‌ی کوهستانی مشهور است. وجود پدیده‌ی شیمری (اثر سراب‌گونه از لایه‌های هوای گرم) باعث اعوجاجات و انحرافات بصری در تصاویر می‌شود. همچنین رنگ شعله (نارنجی-قرمز) ممکن است با منابع نور دیگر یا بازتاب خورشید بر ابرها و کوه‌ها تداخل رنگی پیدا کند. شکل ۱ نمونه‌ای از یک مشعل فلر در روز را با پس‌زمینه‌ی آسمان روشن و عوارض کوهستانی نشان می‌دهد که تشخیص شعله را دشوار می‌سازد. الگوریتم پیشنهادی با تأکید بر مؤلفه‌ی رنگ قرمز و ویژگی‌های دینامیکی شعله، آن را از پس‌زمینه‌های مشابه تفکیک می‌کند. در مقابل، در شب شعله به صورت یک منبع نور بسیار درخشان در میان نورهای پس‌زمینه (مثلاً تأسیسات صنعتی یا چراغ شهر) ظاهر می‌شود. چنین شرایطی ایجاب می‌کند که الگوریتم پایش شعله در برابر پس‌زمینه‌های متغیر و اغتشاشات نوری مقاوم باشد.



شکل ۱– مشعل فلر یک مجتمع گازی در روز با پس‌زمینه‌ی آسمان روشن و کوه‌های دوردست.

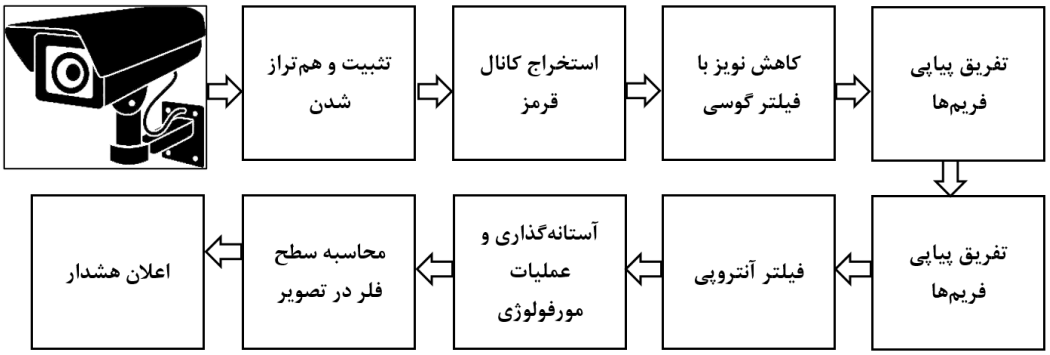
طی دو دهه‌ی اخیر، پژوهش‌های متعددی به توسعه‌ی الگوریتم‌های تشخیص آتش مبتنی بر تحلیل تصاویر ویدیویی پرداخته‌اند [۵]. عمده‌ی این روش‌ها از ترکیب سرنخ‌های مختلف مانند رنگ شعله، حرکت و بافت دینامیکی بهره می‌گیرند [۶]. به طور معمول ویژگی‌های رنگی شعله در فضای RGB یا YCbCr تعریف می‌شود و قواعد ساده‌ای نظیر بالاتر بودن مقدار کانال قرمز نسبت به سبز و آبی برای آشکارسازی نواحی با رنگ آتش به‌کار رفته است [۷]. برای مثال، کیم و همکاران الگوریتمی مبتنی بر مدل رنگی RGB پیشنهاد دادند که به تفکیک پیکسل‌های آتش در شبکه‌های حسگر بی‌سیم می‌پردازد [۸]. همچنین چن و همکاران با تحلیل اولیه‌ی رنگ در هر پیکسل، آستانه‌هایی بر کانال‌های رنگی (خصوصاً قرمز) اعمال کردند تا پیکسل‌های مشکوک به آتش مشخص شوند [۹]. از سوی دیگر، بسیاری از پژوهش‌ها بهره‌گیری از سرنخ حرکتی و زمانی را ضروری دانسته‌اند، چرا که شعله ماهیتی متغیر و لرزان دارد. تورِیین و همکاران با تحلیل تغییرات زمانی شدت پیکسل‌ها و به‌کارگیری تبدیل موجک، الگوی فلیکر (سوسوزدن) شعله را استخراج نموده و سپس با یک مدل مخفی مارکوف حضور آتش را با نرخ نمونه‌برداری بالا تشخیص دادند [۱۰]. شعله معمولاً با فرکانس حدود ۱۰ Hz نوسان می‌کند و این فلیکر یکی از ویژگی‌های متمایزکننده‌ی آن از منابع نور ثابت به‌شمار می‌رود [۱۱] [۱۲]. علاوه بر رنگ و فلیکر، ویژگی‌های هندسی و بافت شعله نیز مورد توجه پژوهشگران بوده است. شعله شکل نامنظم و لبه‌های ناپایداری دارد و سطح آن به‌طور پیوسته نوسان می‌کند. برخی روش‌ها میزان پراکندگی سطح یا تغییرات محیطی شعله را به عنوان شاخص تمایز شعله از اجسام جامد به‌کار گرفته‌اند. به عنوان نمونه، بورگس نسبت محیط به مساحت ناحیه‌ی آتش را معیاری برای تشخیص شعله

از اشیای ثابت پیشنهاد کرد [۶]. سایر پژوهش‌ها نیز ترکیبی از چندین ویژگی را استفاده کرده‌اند: برای مثال دیمیتروپولوس و همکاران پس از تفریق پس‌زمینه، از رنگ، الگوی فلیکر و انرژی فضایی-زمانی در هر ناحیه‌ی مشکوک به آتش ویژگی استخراج نموده و نهایتاً با یک کلاس‌بند SVM دودویی تصمیم‌گیری کردند [۱۳]. هرچند این رویکردهای چندویژگی دقت بهتری داشته‌اند، پیچیدگی محاسباتی آن‌ها بالا بوده و برای کاربردهای بلادرنگ صنعتی کمتر عملی هستند. به همین دلیل در سال‌های اخیر به‌کارگیری شبکه‌های عصبی عمیق (نظیر CNN و مدل‌هایی چون YOLO) برای تشخیص شعله و دود مورد توجه واقع شده و در محیط‌های آزمایشگاهی نتایج چشمگیری نشان داده است [۱۴] [۱۵]. با این حال این روش‌ها مستلزم مجموعه‌داده‌های بزرگ و توان محاسباتی بالا (پردازنده‌ی گرافیکی) هستند و در عمل صنعتی همواره مقرون‌به‌صرفه یا کاملاً قابل اطمینان نیستند [۱۶]. حتی برخی مطالعات جدید تأیید می‌کنند که علی‌رغم دقت بالاتر شبکه‌های عمیق، روش‌های سنتی مبتنی بر پردازش تصویر به دلیل سادگی و سرعت بالا همچنان برای پیاده‌سازی‌های سریع و کم‌هزینه مناسب‌ترند [۱۶].

هدف این تحقیق طراحی یک سامانه‌ی نرم‌افزاری سبک و مقاوم برای پایش آنلاین شعله‌ی فلر است که صرفاً از داده‌های تصویری دوربین مرئی استفاده کند. بدین منظور با بررسی ادبیات فنی موجود و ماهیت رفتار شعله در شرایط سخت محیطی، روشی مبتنی بر ترکیب ویژگی رنگی ثابت شعله (عمدتاً قرمز-نارنجی بودن)، ویژگی حرکتی/زمانی (نوسان و تغییرات نامنظم شعله) و ویژگی آماری بافت (آشفتگی شدت روشنایی در ناحیه‌ی شعله) ارائه می‌گردد. در بخش‌های بعد جزئیات روش پیشنهادی و مراحل الگوریتم تشریح شده و سپس عملکرد کیفی آن در مقایسه با روش‌های مرسوم مورد بحث قرار می‌گیرد.

۲. روش پیشنهادی برای پایش مقاوم شعله فلر

در این بخش مراحل الگوریتم پیشنهادی تشریح می‌شود. شکل کلی فرآیند در شکل ۲ نمایش داده شده است. ورودی سیستم، ویدئوی رنگی ثبت‌شده توسط یک دوربین نظارتی معمولی است و خروجی نیز مساحت برآوردشده‌ی شعله در هر فریم (و اعلان هشدار در صورت خاموشی شعله) خواهد بود. مراحل پردازش به ترتیب شامل: تثبیت تصویر، پیش‌پردازش رنگی و مکانی، آشکارسازی اولیه بر اساس حرکت، استخراج ویژگی بافت محلی، و در نهایت پس‌پردازش و استخراج کمّی ویژگی است. ابتدا ویدئو تثبیت و هم‌تراز می‌شود. سپس کانال رنگی قرمز استخراج و تصحیح می‌گردد. با فیلتر گوسی نویز کاهش یافته و با میانگین‌گیری از چند فریم پیاپی، تصویر هموار می‌شود. تصویر میانگین‌شده‌ی فریم فعلی با فریم قبلی تفریق شده و حرکت شعله آشکار می‌شود. بر تصویر تفاضلی، فیلتر آنتروپی اعمال شده و نواحی پرآشوب مشخص می‌گردند. با آستانه‌گذاری و عملیات مورفولوژی، ناحیه‌ی شعله به صورت یک ماسک باینری استخراج می‌شود که مساحت آن محاسبه و گزارش می‌گردد. در ادامه هر مرحله تبیین شده و روابط ریاضی مرتبط ارائه می‌گردد.



شکل ۲– فلوچارت مراحل الگوریتم پیشنهادی (از ورودی ویدئو تا خروجی اعلان هشدار)

۲.۱ تثبیت ویدئو (Video Stabilization)

دوربین‌های نظارتی ممکن است به‌علت وزش باد، ارتعاشات سازه‌ای یا نصب غیرایستا دچار لرزش‌های خفیف شوند. حتی جابجایی‌های اندک دوربین می‌تواند باعث خطای جدی در الگوریتم تشخیص حرکت شعله شود، زیرا پس‌زمینه در فریم‌های متوالی جابجا شده و مشابه حرکت شعله تعبیر می‌شود. از این‌رو گام نخست، تثبیت فریم‌های ویدئو است. برای این منظور، روش‌های مختلفی مانند برازش مدلی (مدل انتقال-چرخش) با ردیابی ویژگی‌های ثابت در صحنه قابل استفاده است. در سناریوی مدنظر (مانند عسلویه)، معمولاً بخشی از سازه‌ی فلر یا عوارض ثابت (کوه، دکل، ساختمان) در تصویر دیده می‌شوند که می‌توان از آن‌ها به عنوان مرجع استفاده کرد. در پیاده‌سازی ما، با استخراج ویژگی‌های کلیدی (نقاط گوشه‌ای) در نواحی پایینی تصویر که ثابت فرض می‌شوند و تطبیق آن‌ها بین فریم جاری و فریم مرجع، میزان جابجایی نسبی دوربین محاسبه شده و با اعمال ترانسفورمیشن متناظر (مثلاً انتقال یا چرخش جزئی) تصویر جاری بر روی فریم مرجع هم‌تراز می‌شود. این فرآیند لرزش‌های کم‌دامنه را خنثی کرده و تضمین می‌کند که تغییرات بین فریم‌ها عمدتاً ناشی از حرکت شعله باشد نه حرکت دوربین. (در صورت نصب کاملاً ثابت دوربین، این گام قابل صرف‌نظر است.)

۲.۲ پیش‌پردازش رنگ و حذف نویز

پس از تثبیت، هر فریم رنگی ورودی $I(t)$ در زمان t از فضای RGB به یک تصویر تک‌کاناله تبدیل می‌شود. از آن‌جا که طیف شعله در ناحیه‌ی قرمز-نارنجی دارای شدت بیشتری است[۸]، کانال قرمز تصویر به عنوان نمایانگر اولیه‌ی نواحی داغ انتخاب می‌گردد. تعریف کنیم $R(t,x,y)$ شدت کانال قرمز در مختصات (x,y) از فریم t (تثبیت‌شده) باشد. ابتدا تصویر قرمز $R(t)$ با یک فیلتر گوسی هموار می‌شود تا نویز دوربین و اغتشاشات فرکانس‌بالا کاهش یابد. فیلتر گوسی با تابع انتقال:

$$G(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2}\exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right)$$

بر روی تصویر $R(t)$ کانولوشن می‌شود. خروجی این مرحله تصویر $F(t)=R(t)*G$ است که لبه‌های تیز و نویز نقطه‌ای در آن تضعیف شده و برای پردازش‌های بعدی مناسب‌تر است. انتخاب انحراف معیار σ بر اساس میزان نویز و اندازه‌ی جزئیات شعله صورت می‌گیرد (در این پژوهش σ حدود ۲ پیکسل در نظر گرفته شد).

گام پیش‌پردازشی دیگر، میانگین‌گیری زمانی روی چند فریم پیاپی است. به این منظور، از M فریم اخیر یک میانگین تجمعی محاسبه می‌شود:

$$H(t) = \frac{1}{M}\sum_{k=0}^{M-1} F\,(t-k)$$

که در آن $H(t)$ تصویر هموارشده در زمان t و M تعداد فریم‌های در نظرگرفته‌شده برای میانگین است (برای مثال $M=3$ یا ۵ انتخاب می‌شود). میانگین‌گیری گروهی باعث کاهش تاثیر نوسانات بسیار سریع و تصادفی (مانند جرقه‌های لحظه‌ای یا نویز سنسور) می‌شود و تغییرات آهسته‌تر و پایدارتر شعله را برجسته می‌کند[۶]. لازم به ذکر است این میانگین‌گیری به صورت غلتان (Overlapping) در هر فریم جدید محاسبه می‌شود تا تأخیر زیادی وارد نکند. نتیجه‌ی این بخش، تصویر پیش‌پردازش‌شده $H(t)$ است که زمینه‌ی مناسبی برای آشکارسازی تغییرات شعله فراهم می‌کند. نتیجه این مرحله در شکل ۳ آورده شده است.

۲.۳ آشکارسازی اولیه‌ی حرکت شعله

شعله یک پدیده‌ی دینامیک است؛ بنابراین یکی از سرنخ‌های اساسی برای جداسازی شعله از اجسام ثابت پس‌زمینه، حرکت آن است[۱۷]. در روش پیشنهادی، برای آشکارسازی حرکت از تفاضل زمانی فریم‌ها استفاده شده است. تصویر میانگین‌گیری‌شده‌ی جاری با تصویر میانگین‌شده‌ی قبلی تفریق گرفته می‌شود:

$$D(t) = |H(t) - H(t-1)|$$

D(t) یک تصویر اختلاف است که تغییرات شدت روشنایی را بین دو بازه‌ی زمانی متوالی نشان می‌دهد. در ناحیه‌هایی که شعله وجود دارد، به دلیل جابه‌جایی و تغییر شکل شعله، مقدار قابل توجهی اختلاف مشاهده می‌شود (مقادیر بالای D(t)). در مقابل، نقاط پس‌زمینه (مثلاً سازه‌های ثابت یا آسمان/کوه) پس از تثبیت و میانگین‌گیری تغییر زیادی نخواهند داشت و مقدار D(t) در آنجا ناچیز است.

به عبارت دیگر، D(t,x,y)≈0 برای پیکسل‌های ثابت، و D(t,x,y)>0 برای پیکسل‌هایی که در اثر شعله تغییر روشنایی داده‌اند. تصویر D(t) را می‌توان نوعی نقشه‌ی حرکت تلقی کرد که کاندیداهای اولیه‌ی شعله را مشخص می‌کند. البته این نقشه ممکن است علاوه بر شعله، حرکت سایر اجسام (مثلاً حرکت ابر یا پرندگان در صحنه) یا نویز را نیز در بر گیرد. بنابراین نیازمند پالایش در مراحل بعدی است. در شکل ۴ یک نمونه از نتیجه تفاضل در مطالعه حاضر آورده شده است.

۲.۴ فیلتر آنتروپی و استخراج ویژگی بافت دینامیک

تاکنون سرنخ‌های رنگ (کانال قرمز) و حرکت (تفاضل زمانی) برای مشخص‌کردن نواحی شعله به کار گرفته شد. اما همان‌گونه که ذکر شد، عوامل مزاحمی چون بازتاب نور شدید، حرکت ابر یا اجسام پرنده نیز می‌توانند در تصویر اختلافی ظاهر شوند. برای تفکیک بهتر شعله از سایر تغییرات، از یک شاخص مکمل بهره می‌بریم: بی‌نظمی شدت روشنایی در ناحیه. شعله به دلیل ماهیت آشوبناک احتراق، الگوی روشنایی نوسانی و بافت متغیری دارد؛ در حالی که بسیاری از تغییرات غیرشعله‌ای (مثل حرکت منظم یک وسیله یا تغییر نور یکنواخت) الگوی منظم‌تری دارند. برای سنجش میزان بی‌نظمی محلی، از آنتروپی استفاده می‌کنیم.

ابتدا تصویر اختلاف D(t) را نرمالیزه کرده و به یک تصویر شدت در بازه‌ی [۰,۱] تبدیل می‌کنیم. سپس برای هر پیکسل یک پنجره‌ی همسایگی W (مثلاً ۹×۹ پیکسل) در نظر گرفته شده و آنتروپی شدت روشنایی در آن پنجره محاسبه می‌شود:

$$E(t,x,y) = -\sum_{i=0}^{L-1} p_i \log_2(p_i)$$

که در آن p_i احتمال رخداد سطح روشنایی i ام در پنجره‌ی W است و L تعداد سطوح شدت (مثلاً ۲۵۶ برای تصویر ۸-بیت). این کمیت E(t,x,y) میزان پراکندگی و عدم‌قطعیت شدت‌ها را در همسایگی (x,y) نشان می‌دهد و می‌توان آن را به عنوان شاخص بافت در نظر گرفت. انتظار می‌رود نواحی حاوی شعله به‌علت وجود ترکیب پراکنده‌ای از پیکسل‌های بسیار روشن و نسبتا تاریک (لبه‌های شعله)، آنتروپی بالایی داشته باشند؛ در حالی که تغییرات غیرشعله‌ای (مثل حرکت آهسته‌ی یک جسم نسبتاً یکنواخت یا روشن/تاریک شدن کل پنجره بر اثر ابر) آنتروپی کمتری ایجاد می‌کنند. شکل ۵ نشان دهنده اعمال فیلتر آنتروپی بر مرحله قبل است. شایان ذکر است ایده‌ی بهره‌گیری از آنتروپی برای تشخیص الگوهای بافت دینامیک در تحقیقات گذشته نیز مطرح شده است؛ از جمله ژائو و همکاران [۱۸] که از معیار آنتروپی برای تفکیک بافت پویای آتش در جنگل استفاده کرده‌اند.

۲.۵ آستانه‌گذاری و بخش‌بندی ناحیه‌ی شعله

برای استخراج ناحیه‌های مشکوک به شعله، تصویر آنتروپی E(t) باینری می‌شود. یک آستانه T تعیین می‌گردد که مقادیر بالاتر از آن به عنوان شعله در نظر گرفته می‌شوند: برای استخراج ناحیه‌های مشکوک به شعله، تصویر آنتروپی E(t) باینری می‌شود. یک آستانه T تعیین می‌گردد که مقادیر بالاتر از آن به عنوان شعله در نظر گرفته می‌شوند:

$$B(t,x,y) = \begin{cases} 1 & E(t,x,y) \geq T, \\ 0 & E(t,x,y) < T \end{cases},$$

که در آن B(t) نقشه‌ی باینری شعله (ماسک اولیه) است. انتخاب آستانه T می‌تواند به صورت دستی یا خودکار انجام شود. در این پژوهش، به صورت تجربی مقداری انتخاب شد که پاسخ صحیح برای سناریوهای مختلف حاصل گردد (مثلاً درصدی از حداکثر آنتروپی ممکن یا استفاده از روش اتسو برای تصویر E(t) در چند فریم نمونه[۱۹]).

ماسک اولیه B(t) ممکن است شامل لکه‌های پراکنده‌ای از نویز یا بخش‌هایی از شعله‌ی واقعی باشد که بخاطر نوسان شدید موقتاً زیر آستانه رفته‌اند. برای بهبود انسجام ناحیه‌ی شعله، از عملیات مورفولوژیک استفاده می‌کنیم[۳۱]: ابتدا حذف اجزای متفرقه‌ی کوچک انجام می‌شود (اجسامی که تعداد پیکسل کمتر از یک مقدار مینیمم دارند از تصویر حذف می‌گردند). سپس یک عملیات انبساط (Dilation) بر ماسک اعمال می‌شود تا خلأ بین پیکسل‌های مجاور پر شود و نواحی کوچک مجاور به هم متصل شوند. ساختار عنصر (Structuring Element) انبساط بسته به شکل تقریبی شعله می‌تواند مربعی یا دایره‌ای انتخاب شود (در این‌جا یک عنصر دیسکی ۳۰ پیکسلی استفاده شد). پس از انبساط، ممکن است داخل ناحیه‌ی شعله‌ی به‌دست‌آمده حفره‌های صفر باقی مانده باشد (به دلیل اینکه بخش‌هایی از شعله آنتروپی کمتری داشته یا لحظاتی آرام‌تر بوده است). بنابراین یک عملیات پر کردن حفره‌ها (fill holes) روی ماسک انجام می‌شود تا تمامی پیکسل‌های داخلی ناحیه‌ی برچسب‌خورده به ۱ تبدیل شوند. نتیجه‌ی این فرآیند، ماسک نهایی B^* (t) است که ناحیه‌ی پیوسته و یکدست شعله را در فریم t نشان می‌دهد. در شکل ۶ یک نمونه خروجی ماسک شعله بر روی تصویر اصلی نشان داده شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، شعله به‌صورت ناحیه‌ی سفید یکپارچه استخراج شده و از پس‌زمینه (که به رنگ سیاه ماسکه شده) تفکیک گشته است.

۲.۶ محاسبه‌ی مساحت شعله و معیارهای کمّی

با در دست داشتن ماسک باینری B^* (t) ، می‌توان ویژگی‌های کمّی مختلفی را برای پایش شعله استخراج کرد. مهم‌ترین ویژگی مساحت ظاهری شعله در تصویر است که متناسب با شدت و اندازه‌ی شعله واقعی می‌باشد. مساحت شعله در فریم t با مجموع پیکسل‌های ماسک (دارای مقدار ۱) محاسبه می‌شود:

$$A_{\text{flame}}(t) = \sum_{x,y} B^*(t,x,y) \times a_{\text{pixel}},$$

که در آن a_"pixel" مساحت متناظر هر پیکسل در صحنه (وابسته به فاصله و کالیبراسیون دوربین) است. در کاربرد حسگر نرم، معمولاً مقدار عددی A_"flame" (t) به طور نسبی مانیتور می‌شود. برای مثال، کاهش ناگهانی مساحت شعله می‌تواند علامت خاموش شدن یا کم شدن شدت فلر باشد، در حالی‌که افزایش شدید آن ممکن است نشان‌دهنده‌ی احتراق غیرعادی یا افزایش دبی گاز ارسالی به فلر باشد. الگوریتم پیشنهادی توان ارائه‌ی این سیگنال کمّی در هر لحظه را دارد که می‌تواند به سیستم‌های هشدار یا کنترل (مانند سیستم کنترل بخار تزریقی به مشعل[۲]) متصل شود. علاوه بر مساحت، می‌توان محیط شعله، ارتفاع آن (بالاترین نقطه در ماسک)، نسبت کشیدگی و سایر ویژگی‌های شکل‌شناسی را نیز محاسبه و پایش نمود.. هر یک از این پارامترها اطلاعات تکمیلی درباره‌ی وضعیت شعله و کیفیت احتراق فراهم می‌کنند (مثلاً نسبت طول به عرض شعله می‌تواند نشانگر شدت باد باشد).

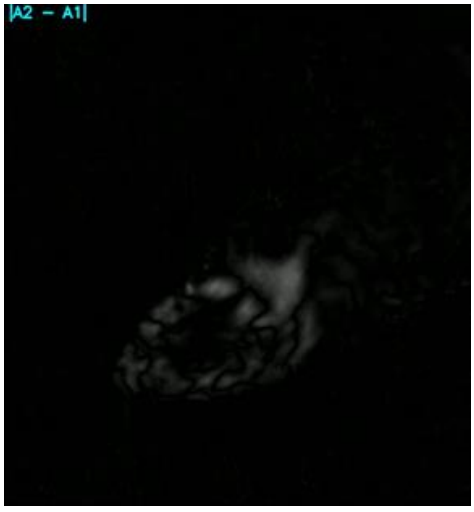
۳. نمایش مرحله‌ای الگوریتم

در شکل‌های ۳ تا ۶ نمونه‌ای از نتایج میانی الگوریتم روی یک فریم آزمایشی نشان داده شده است. شکل ۳ تصویر اصلی شعله را پس از تثبیت دوربین و اعمال فیلتر گوسی نمایش می‌دهد. در شکل ۴ نگاشت حرکت (تفاضل فریم‌های میانگین) برای همان صحنه مشاهده می‌شود که نواحی تغییر روشنایی (شعله یا اشیاء متحرک) را به صورت روشن نشان می‌دهد. شکل ۵ نقشه‌ی آنتروپی محلی را برای فریم نمونه نمایش می‌دهد. مشاهده می‌شود که ناحیه‌ی شعله به علت آشفتگی و نوسان شدت روشنایی دارای مقادیر آنتروپی بالایی است. شکل ۶ نتیجه‌ی بخش‌بندی نهایی را نشان می‌دهد؛ نقشه‌ی باینری شعله بعد از اعمال آستانه و عملیات مورفولوژی. در این تصویر، شعله به صورت ناحیه‌ی سفید پیوسته استخراج شده و سایر بخش‌های تصویر ماسکه (سیاه) شده‌اند. مساحت شعله از روی تعداد پیکسل‌های سفید این ماسک محاسبه می‌گردد.

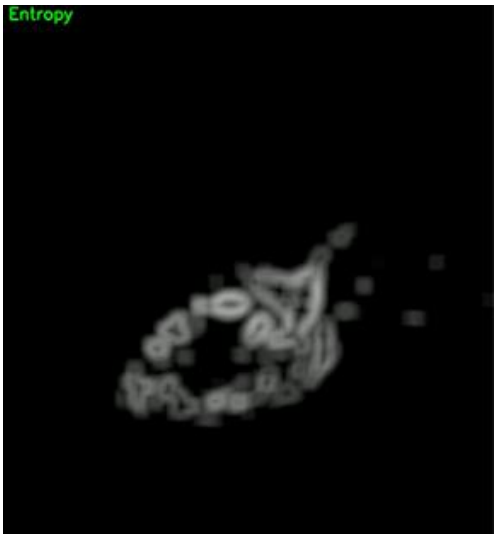
پایداری در پس‌زمینه‌های پیچیده: روش پیشنهادی به گونه‌ای طراحی شده که در برابر پس‌زمینه‌هایی که رنگ یا الگوی آن‌ها شبیه شعله است عملکرد قابل‌اطمینانی داشته باشد.



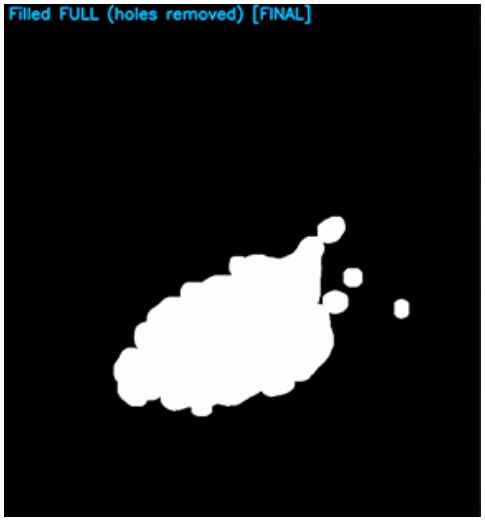
شکل ۳– نمای نمونه از فریم ورودی پس از تثبیت و فیلترسازی اولیه (تبدیل به مؤلفه‌ی قرمز و هموارسازی گوسی).



شکل ۴– تصویر اختلاف (حرکتی) محاسبه‌شده بین فریم جاری و فریم قبلی؛ نواحی روشن بیانگر شدت تغییرات (حرکت شعله) هستند.



شکل ۵– نقشه‌ی آنتروپی محلی برای فریم نمونه؛ مقدار آنتروپی بالا در ناحیه‌ی شعله (بخش‌های روشن) مشهود است.



شکل ۶– ماسک باینری نهایی شعله پس از عملیات مورفولوژی و پر کردن حفره‌ها (ناحیه‌ی شعله با رنگ سفید مشخص شده است).

۴. بحث و ارزیابی کیفی

پایداری در پس‌زمینه‌های پیچیده: روش پیشنهادی به گونه‌ای طراحی شده که در برابر پس‌زمینه‌هایی که رنگ یا الگوی آن‌ها شبیه شعله است عملکرد قابل‌اطمینانی داشته باشد.

پایداری در پس‌زمینه‌های پیچیده: روش پیشنهادی به‌گونه‌ای طراحی شده که در برابر پس‌زمینه‌هایی با رنگ یا الگوی شبیه به شعله عملکرد قابل‌اطمینانی دارد. بسیاری از روش‌های ساده‌ی موجود (مانند آشکارسازی مبتنی بر آستانه‌ی ثابت رنگ) در صحنه‌هایی با نور شدید محیط یا اشیای براق دچار اشتباه می‌شوند [۲۰]. به عنوان مثال، انعکاس نور خورشید بر روی ابرهای روشن یا یک منبع نور مصنوعی ثابت ممکن است به رنگ نارنجی شعله ظاهر شده و آلارم کاذب ایجاد کند. در

الگوریتم ما، چنین عواملی به تنهایی موجب هشدار نخواهند شد زیرا اولاً تفاضل زمانی ایجاب می‌کند که منبع مذکور متغیر باشد – یک بازتاب ثابت خورشید در تمامی فریم‌ها تقریباً ثابت می‌ماند و در تصویر اختلاف حذف می‌شود. ثانیاً حتی اگر منبع نوری متغیری (مثل چراغ چشمک‌زن یا عبور مقطعی خورشید پشت ابر) در تصویر اختلاف ظاهر شود، فیلتر آنتروپی الگوی آن را بررسی می‌کند. یک بازتاب منظم یا نور چشمک‌زن معمولاً الگوی شدت نسبتاً یکنواخت‌تری دارد و آنتروپی محلی آن بسیار کمتر از آنتروپی ناشی از شعله‌ی در حال احتراق است [۱۸]. بدین ترتیب ترکیب سرنخ رنگ، حرکت و بافت موجب کاهش چشمگیر آلارم‌های اشتباه در پس‌زمینه‌های چالش‌برانگیز شده است.

شرایط شیمری و اغتشاشات جوی: حضور لایه‌های هوای گرم بین دوربین و سوژه می‌تواند باعث اعوجاج بصری یا همان اثر شیمری شود. این اعوجاج به صورت موج‌زدگی تصویر پس‌زمینه یا سوژه‌های دوردست دیده می‌شود و ممکن است الگوریتم‌های ساده‌ی تشخیص حرکت را گمراه کند (زیرا پس‌زمینه به شکل کاذب متحرک به نظر می‌رسد). در روش ما، به کمک مرحله‌ی میانگین‌گیری زمانی تا حدی اثر شیمری کاهش یافته است؛ زیرا اغتشاشات بسیار سریع حرارتی میانگین گرفته شده و محو می‌شوند. علاوه بر آن، اگر شیمری باعث تغییرات کند در پس‌زمینه شود، میزان آنتروپی محلی آن معمولاً پایین خواهد بود و در مرحله‌ی فیلتر آنتروپی حذف می‌گردد. همچنین در شرایط جوی نامساعد (باران شدید، مه غلیظ)، هرچند کارایی سامانه کاهش می‌یابد، اما با تنظیم پارامترهایی نظیر طول بازه‌ی میانگین‌گیری و مقدار آستانه می‌توان عملکرد قابل قبولی به دست آورد. مزیت سامانه‌ی پیشنهادی آن است که حتی در چنین شرایطی نیز حداقل شعله‌های بزرگتر را تشخیص داده و از خاموشی کامل مشعل غفلت نخواهد کرد.

۴. نتیجه‌گیری

در این مقاله یک سیستم پایش بصری شعله فلر معرفی شد که با بهره‌گیری از تکنیک‌های پردازش تصویر ساده ولی موثر، حضور و اندازه‌ی شعله را در فریم‌های ویدئویی تشخیص می‌دهد. تاکید ما بر حذف وابستگی به حسگرهای پیچیده یا الگوریتم‌های یادگیری عمیق بوده است تا سیستم حاصل، هزینه‌ی پایین، پیاده‌سازی آسان و قابلیت اطمینان بالایی در شرایط متنوع محیطی داشته باشد. روش پیشنهادی با تثبیت ویدئو و تمرکز بر کانال قرمز، ابتدا تغییرات مرتبط با شعله را آشکارسازی می‌کند و سپس با شاخص آنتروپی محلی و عملیات بهبود تصویر، ناحیه‌ی دقیق شعله را استخراج می‌نماید. ترکیب سرنخ‌های رنگ، حرکت و بافت باعث شده است که الگوریتم در پس‌زمینه‌های دشواری نظیر کوهستان روشن، ابر و نور شهر، پایداری خود را حفظ کند و نرخ آلارم کاذب را کاهش دهد. به بیان دیگر، سیستم قادر است شعله‌ی واقعی را از انواع اغتشاشات تصویری (نورهای مشابه، بازتاب‌ها، حرکات غیرمربوط) متمایز سازد. مزیت دیگر، ارائه‌ی خروجی کمی (مساحت شعله) به عنوان یک حسگر نرم است که می‌تواند در حلقه‌های کنترلی مورد استفاده قرار گیرد (مثلاً برای تنظیم خودکار میزان بخار ضددود مشعل).

به لحاظ تئوری، روش پیشنهادی ریشه در ویژگی‌های فیزیکی شعله (رنگ گسیل‌شده، ماهیت آشوبناک احتراق و سرعت تغییرات آن) دارد و بنابراین قابل تعمیم به مشعل‌های فلر در شرایط مختلف است. هرچند ممکن است نیاز باشد برخی پارامترها مانند آستانه‌ی آنتروپی T یا اندازه‌ی پنجره بر حسب شرایط تنظیم گردد. کارهای آتی می‌تواند شامل ارزیابی کمّی دقیق نرخ تشخیص صحیح و غلط با استفاده از مجموعه‌داده‌های دارای برچسب شعله/غیرشعله باشد. همچنین ترکیب این روش با یک دوربین حرارتی (ارائه اطلاعات دما) می‌تواند برای موارد خاص بررسی شود. با این وجود، حتی در حالت تک‌دوربینه مرئی، نتایج حاصل نشان‌دهنده‌ی کارایی بالای روش در سناریوهای صنعتی واقعی است. این سیستم در یک پالایشگاه آزمایشی به کار گرفته شد و توانست خاموشی مشعل را بلافاصله تشخیص داده و آلارم صادر کند، در حالی‌که در چند هفته‌ی آزمایش هیچ هشدار اشتباهی تحت شرایط متداول عملیاتی گزارش نشد. در مجموع، راهکار ارائه‌شده می‌تواند

به عنوان یک ابزار مقرون‌به‌صرفه و قابل اعتماد در کنار سایر تجهیزات ایمنی صنایع نفت و گاز به کار گرفته شود و به کاهش ریسک‌های عملیاتی و آلودگی‌های زیست‌محیطی ناشی از مشعل‌های فلر کمک نماید.

۱۲. مراجع

۱. گاز مشعل در ایران و اهمیت آن در راستای تعهدات کشور در توافق پاریس». فصلنامه مطالعات راهبردی سیاستگذاری عمومی، دوره ۸، شماره ۲۷، صفحات ۱۵۴–۱۳۳.

۲. شریف، ح. (۱۳۹۶)، «کنترل هوشمند سیستم مشعل». رساله دکتری، دانشگاه صنعتی قم.

3. Khan, F., Xu, Z., Sun, J., et al. (2022), *"Recent Advances in Sensors for Fire Detection,"* Sensors, 22(9): 3310.

4. Ko, B.C., Cheong, K.H., Nam, J.Y. (2009), *"Fire detection based on vision sensor and support vector machines,"* Fire Safety Journal, 44: 322–329.

5. Celik, T., Demirel, H., Ozkaramanli, H., Uyguroglu, M. (2007), *"Fire detection using statistical color model in video sequences,"* Journal of Visual Communication and Image Representation, 18(2): 176–185.

6. Borges, P.V.K., Izquierdo, E. (2010), *"A probabilistic approach for vision-based fire detection in videos,"* IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology, 20(5): 721–731.

7. Horng, W.-B., Peng, J.-W., Chen, C.-Y. (2005), *"A new image-based real-time flame detection method using color analysis,"* Proc. IEEE Int. Conf. Networking, Sensing and Control, pp. 100–105.

8. Kim, Y.-H., Kim, A., Jeong, H.-Y. (2014), *"RGB Color Model Based Fire Detection Algorithm in Video Sequences on Wireless Sensor Network,"* Int. J. Distributed Sensor Networks, vol. 2014, Article ID 923609.

9. Chen, T.-H., Wu, P.-H., Chiou, Y.-C. (2004), *"An Early Fire-Detection Method Based on Image Processing,"* Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing (ICIP), vol. 3, pp. 1707–1710.

10. Toreyin, B.U., Dedeoglu, Y., Cetin, A.E. (2005), *"Flame detection in video using hidden Markov models,"* Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing (ICIP), vol. 2, pp. II–1230–1233.

11. Toreyin, B.U., Dedeoglu, Y., Cetin, A.E. (2006), *"Computer Vision Based Method for Real-Time Fire and Flame Detection,"* Pattern Recognition Letters, 27(1): 49–58.

12. Gunay, O., Tasdemir, K., Toreyin, B.U., Cetin, A.E. (2010), *"Fire Detection in Video Using LMS-Based Active Learning,"* Fire Technology, 46(2): 551–557.

13. Dimitropoulos, K., Barmpoutis, P., Grammalidis, N. (2015), "*Spatio-temporal flame modeling and dynamic texture analysis for automatic video-based fire detection,"* IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology, 25(2): 339–351.

14. Lee, Y., Shim, J. (2019), *"False Positive Decremented Research for Fire and Smoke Detection in Surveillance Camera using Spatial and Temporal Features Based on Deep Learning,"* Electronics, 8(10): 1167.

15. Huang, L., Liu, G., Wang, Y., Yuan, H. (2022), "*Fire detection in video surveillances using convolutional neural networks and wavelet transform,"* Engineering Applications of Artificial Intelligence, 110: 104737.

16. Hsu, T.-W., et al. (2020), "*An Early Flame Detection System Based on Image Block Threshold Selection Using Knowledge of Local and Global Feature Analysis,"* Sustainability, 12(21): 8899.

17. Marbach, G., Loepfe, M., Brupbacher, T. (2006), *"An image processing technique for fire detection in video images,"* Fire Safety Journal, 41(4): 285–289.

18. Zhao, X., Wang, Y., Li, J. (2018), *"Flame Detection in Forest Video Using Local Entropy Analysis,"* Proc. IEEE International Conference on Signal Processing, pp. 1108–1112.

19. Otsu, N. (1979), *"A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms,"* IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics, 9(1): 62–66.

20. Cahill, J. (2013), *"Flame Detection and Minimizing False Alarms,"* Emerson Automation Experts Blog, 3 Dec 2013.