

استخراج عوارض از تصاویر ماهواره‌ای WorldView-3 با استفاده از الگوریتم آدابوست به کمک ویژگی‌های هار-لایک

مهدی حسنلو^{۱*}، سید حمید احمدی سالیانه^۲

^۱ استادیار دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی - پردیس دانشکده‌های فنی - دانشگاه تهران
hasanlou@ut.ac.ir

^۲ کارشناس ارشد فتوگرامتری - دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی - پردیس دانشکده‌های فنی - دانشگاه تهران
s_hamidahmadi@ut.ac.ir

(تاریخ دریافت فروردین ۱۳۹۵، تاریخ تصویب شهریور ۱۳۹۵)

چکیده

پیشرفت و توسعه‌ی هر جامعه در گرو در دست داشتن اطلاعات صحیح و به هنگام از محیط پیرامون خود می‌باشد. بسیار از اطلاعات محیط پیرامون مربوط به موقعیت عوارض مختلف می‌باشد. این موقعیت‌ها می‌توانند از راه‌های مختلفی به دست بیایند. از جمله‌ی این راه‌ها می‌توان به استخراج دستی موقعیت این عوارض از تصاویر ماهواره‌ای اشاره کرد که به علت زمان و هزینه‌بر بودن این روش استفاده از آن چندان مفید و معقول به نظر می‌رسد. از این رو استخراج خودکار عوارض از تصاویر ماهواره‌ای با شرط دارا بودن دقت کافی می‌تواند به‌عنوان روشی مناسب برای جایگزین شدن روش‌های دستی مطرح گردد. در این مقاله به بررسی و تحلیل حساسیت الگوریتم آموزشی آدابوست^۱ با استفاده از عوارض هار-لایک^۲ پرداخته‌ایم. این الگوریتم در ابتدا به یک سری تصاویر به‌منظور الگوی آموزشی مثبت و منفی و برای آموزش الگوریتم نیاز دارد، لذا این تصاویر برای سه عارضه‌ی اتومبیل، هواپیما و مخازن نفتی استخراج شده و برای آموزش الگوریتم مورد استفاده قرار می‌گیرد. پس از آموزش الگوریتم از تعداد الگوهای کافی برای هر کدام از عوارض استفاده شده، الگوریتم آموزش دیده و آماده برای استخراج عوارض از تصاویر ماهواره‌ای و در مقایسه‌های متفاوت می‌باشد. در این پژوهش از تصاویر ماهواره‌ای WorldView-3 یا توان تفکیک مکانی نیم‌متر استفاده شده است. پس از استخراج عوارض توسط الگوریتم به‌منظور بررسی دقت و کارایی الگوریتم به مقایسه‌ی نتایج این الگوریتم با نتایج حاصل از استخراج عوارض به‌صورت دستی پرداخته‌ایم که این مقایسه نشان از کارایی بالای الگوریتم در استخراج عوارض داشته است (دقت بالای ۹۰٪). از خصوصیات اصلی این روش، سرعت بالا در استخراج عوارض از تصاویر بسیار بزرگ می‌باشد. در پایان نیز وابستگی دقت و تمامیت آن نسب به پارامترهای مختلف آموزشی مورد بررسی قرار گرفته و به تحلیل حساسیت پرداخته‌ایم، که در زمینه‌ی آموزش الگوریتم به‌منظور استخراج عوارض دیگر بسیار کمک کننده می‌باشد.

واژگان کلیدی: استخراج عوارض، آدابوست، هار-لایک، آموزش، تصاویر با توان تفکیک مکانی بالا

* نویسنده رابط

^۱ AdaBoost
^۲ Haar-Like

۱- مقدمه

پیشرفت و توسعه‌ی هر جامعه در گرو در دست داشتن اطلاعات صحیح و به هنگام از محیط پیرامون خود می‌باشد. بسیار از اطلاعات محیط پیرامون مربوط به موقعیت عوارض مختلف می‌باشد. این موقعیت‌ها می‌توانند از راه‌های مختلفی به دست بیایند. از جمله‌ی این راه‌ها می‌توان به استخراج دستی موقعیت این عوارض از تصاویر ماهواره‌ای اشاره کرد که به علت زمان و هزینه‌بر بودن این روش استفاده از آن چندان مفید و معقول به نظر می‌رسد. از این رو استخراج خودکار عوارض از تصاویر ماهواره‌ای با شرط دارا بودن دقت کافی می‌تواند به‌عنوان روشی مناسب برای جایگزین شدن روش‌های دستی مطرح گردد [۴،۳].

پی بردن به اطلاعات موجود در تصاویر ماهواره‌ای همواره یکی از کاربردهای مهم این تصاویر بوده است. تا جایی که می‌توان یکی از اهداف تلاش‌های بی‌وقفه در جهت افزایش دقت این تصاویر را سهولت در همین امر استخراج اطلاعات از تصاویر ماهواره‌ای دانست. این تلاش‌ها بی‌ثمر نمانده و دقت تصاویر ماهواره‌ای به‌صورت قابل توجهی افزایش یافته است و از همین رو می‌توان از این تصاویر اطلاعات زیادی را استخراج نمود [۴،۳]. استخراج اطلاعات از تصاویر می‌تواند به‌صورت دستی و توسط نیروی انسانی انجام پذیرد که این امر می‌تواند بسیار هزینه‌بر و همچنان وقت گیر باشد از این رو نیاز به طراحی یک الگوریتم که کارایی لازم را با حفظ دقت و سرعت مناسب جهت استخراج عوارض از تصاویر ماهواره‌ای داشته باشد احساس می‌گردد. عوارضی را که در اطراف ما وجود دارند و ما به‌سادگی نوع آن‌ها را تشخیص می‌دهیم باعث می‌شود که ما به پیچیدگی روندی که در ذهن ما تحت عنوان تشخیص الگو انجام می‌پذیرد را به‌درستی درک نکنیم. تشخیص الگو یک فرآیند علمی به‌منظور شناسایی و دسته‌بندی عوارض در انواع مختلف می‌باشد. این فرآیند می‌تواند در تمام حواس پنج‌گانه وجود داشته باشد و برای هر نوع دسته‌بندی مورد استفاده قرار گیرد. فرآیندی که در دسته‌بندی عوارض در تصاویر ماهواره‌ای مورد استفاده قرار می‌گیرد یک نوع تشخیص الگو می‌باشد که به کمک قوه بصری ما به سرانجام می‌رسد و طبیعتاً برنامه‌ای که جایگزین این رویه شود باید بر اساس خصوصیات هندسی و ظاهری عوارض به استخراج آن‌ها بپردازد.

در این پژوهش از الگوریتم آموزشی آدابوست [۱] با استفاده از عوارض هار-لایک به‌منظور استخراج عوارض استفاده شده است که در این پژوهش سه عارضه‌ی اتومبیل، هواپیما و مخازن نفتی به‌صورت مورد بررسی قرار گرفته است. این الگوریتم از دو قسمت اصلی آموزش و استخراج تشکیل شده است. در مرحله‌ی آموزش تعدادی تصویر به‌عنوان الگوهای آموزشی مثبت و منفی به الگوریتم معرفی می‌شوند که صحت این الگوها بسته به جامع بودن آن‌ها و در بر داشتن انواع مختلف از آن نوع عارضه در الگوهای آموزشی مثبت و انواع مختلف عوارض شبیه ولی غیر از عارضه‌ی مورد نظر در الگوهای آموزش منفی در منطقه مورد نظر می‌باشد. حاصل این مرحله یک فایل آموزش دیده می‌باشد که به‌عنوان ورودی مرحله استخراج مورد استفاده قرار می‌گیرد. این الگوریتم به دلیل دو قسمتی بودن و جدا بودن مرحله‌ی آموزش از استخراج می‌تواند سرعت قابل قبولی در استخراج عوارض ارائه دهد چراکه بیشتر زمان صرف شده در این الگوریتم به مرحله‌ی آموزش اختصاص داده می‌شود و این مرحله تأثیر در سرعت نهایی استخراج عوارض ندارد. تا کنون تلاش‌های گوناگونی در زمینه استخراج عوارض از تصاویر ماهواره‌ای با توان تفکیک مکانی بالا انجام شده است که در زیر به تعدادی از آن‌ها اشاره شده است.

در سال [۳] ۲۰۰۵، لیتلوف در زمینه‌ی استخراج اتومبیل از تصویر QuickBird انجام داده است. مراحل کار در این تحقیق به سه مرحله به شرح زیر تقسیم می‌شود. در مرحله‌ی اول شبکه‌ی راه به تصویر انطباق داده و راه‌های موجود در تصویر استخراج می‌شود و در مرحله‌ی بعد با استفاده از عملگرهای هندسی خطوط اتومبیل استخراج می‌شود و در مرحله‌ی آخر با استفاده از الگوریتم استخراج لبه و تابع بررسی عرض شکل هندسی به دست آمده اتومبیل‌ها شناسایی می‌شوند. اتومبیل‌های شناسایی شده در این پژوهش تنها شامل اتومبیل‌های پارک شده و یا اتومبیل‌هایی می‌باشد که به‌صورت خطی در پشت سر هم قرار گرفته‌اند و این الگوریتم قادر به استخراج اتومبیل‌های تکی موجود در جاده نمی‌باشد و از همین رو نمی‌تواند کاربرد فراوانی در جهت استخراج اتومبیل داشته باشد [۳]. همچنین کورن در سال ۲۰۰۹، در زمینه‌ی استخراج اتومبیل از تصویر ماهواره‌ی QuickBird فعالیت کرده است. در این تحقیق ابتدا جاده‌های موجود در تصویر با استفاده از خط وسط جاده و عرض جاده مشخص می‌شوند که برای

از عوارض هار-لایک که در این تحقیق به منظور استخراج مورد استفاده قرار گرفته است، شرح داده شده است. الگوریتم آموزشی آدابوست با استفاده از یک سری الگوهای آموزشی مثبت و منفی مورد آموزش قرار می‌گیرد که در این قسمت نحوه انتخاب این الگوها و تعداد مورد استفاده به منظور دستیابی به نتیجه مطلوب مورد بررسی قرار گرفته است.

۲-۱- الگوریتم آموزشی آدابوست

در این تحقیق به منظور آموزش رویه محاسباتی جهت استخراج عوارض از الگوریتم آدابوست استفاده شده است [۱]. ورودی الگوریتم تعدادی تصویر از عارضه‌ی مورد نظر جهت استخراج می‌باشد. و خروجی این قسمت یک فایل آموزش دیده و مدل مطلوب خواهد بود که به همراه تصویر مورد نظر جهت استخراج عوارض به‌عنوان ورودی مرحله‌ای دوم استفاده خواهد شد.

۲-۱-۱- مرحله‌ی آموزش الگوریتم

همان‌گونه که پیش از این بیان شد به منظور آموزش از الگوریتم آدابوست استفاده شده است. که برای بیان فرآیند این الگوریتم ابتدا لازم است که با مفاهیم زیر آشنا شویم.

۲-۱-۱-۱- عوارض مستطیلی هار-لایک

همان‌طور که از اسم این عوارض می‌تواند حدس زد این عوارض تعمیم یافته‌ی موجک^۱ هار می‌باشند [۲]. همان‌طور که در شکل (۱) مشاهده می‌شود می‌تواند با ترکیب تعدادی موجک مختلف هار در دو بعد به عوارض مختلف که در شکل (۱) نمایش داده شده است دست یافت. هر کدام از این فیلترها در زمان اعمال بر روی تصویر یا فایل آموزشی به صورت یک فیلتر عمل می‌کنند که در قسمت‌های سفید رنگ دارای مقدار یک و در مناطق مشکی دارای مقدار منفی یک است. به این ترتیب با برآزش هر کدام از این عوارض به هر قسمت از تصویر یک عدد نسبت داده می‌شود. به این صورت که این عدد برابر با تفاضل مجموع درجه خاکستری مناطقی از تصویر است که در مناطق مشکل فیلتر قرار گرفته‌اند با ضریب منفی یک و مجموع درجه خاکستری مناطقی از تصویر که در مناطق سفید فیلتر قرار گرفته‌اند با ضریب یک در نظر گرفته می‌شود [۱].

اطمینان از پوشش دادن کامل جاده عرض بیشینه در نظر گرفته می‌شود و در ادامه با کمک الگوهای اولیه‌ی موجود و الگوریتم بیشینه شباهت اتومبیل‌های موجود در طول مسیر استخراج می‌شود [۴].

در سال ۲۰۱۰، هوسومورا در زمینه استخراج هواپیما از تصاویر ماهواره‌ی QuickBird فعالیت‌هایی را انجام داده است. این پژوهش با استفاده از خصوصیات مرز هواپیما و با استفاده از تغییر درجه خاکستری باندهای تصویر در مرز بین هواپیما و محیط پیرامون در سه مرحله اقدام به استخراج هواپیما کرده است. رد مرحله‌ی اول با استفاده از خطوط مرزی هواپیما اقدام به استخراج هواپیما از تصویر ماهواره‌ای شده است که در این قسمت علاوه بر هواپیما عوارض دیگری از قبیل ساختمان که دارای مرز شارپ می‌باشند نیز استخراج شده‌اند و همچنان سایه‌های بال‌های هواپیماها نیز به عنوان یک عارضه‌ی جداگانه استخراج شده است. در قسمت دوم اقدام به حذف کردن سایه‌های بال‌های هواپیما با استفاده از این ویژگی که دارای درجه خاکستری در یک محدوده خاص می‌باشند شده و حذف عوارض غیر از ساختمان استخراج شده در مرحله اول با استفاده از خصوصیات از قبیل مساحت و محیط و خصوصیات گردتر بودن ساختمان نسبت به هواپیما به مرحله‌ی سوم انتقال داده شده است [۵].

در سال ۲۰۱۲، صالحی تلاش‌هایی در زمینه‌ی استخراج عوارض متحرک از تصویر ماهواره‌ای WorldView-2 انجام داده است. در این تحقیق ابتدا در دو تصویر MS-1 و MS-2 یک درون‌یابی به کمک تصویر PAN و جهت افزایش توان تفکیک این دو تصویر از دو متر به نیم‌متر انجام می‌شود و در ادامه دو تصویر MS-1 و MS-2 که توان تفکیک آن‌ها با درون‌یابی و به کمک تصویر PAN به نیم‌متر رسیده است ابتدا باینری و در مناطق شبکه‌ی راه از هم کم می‌شود و به این طریق عوارض متحرک شناسایی می‌شوند [۶].

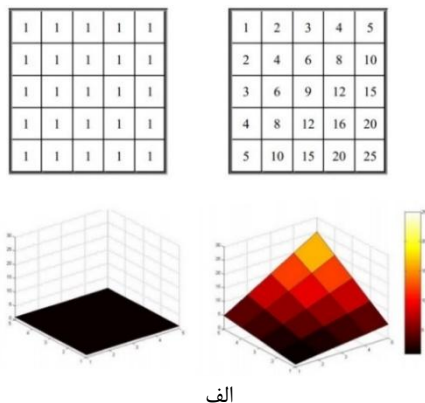
۲- روش پیشنهادی

در این بخش به بررسی الگوریتم پیشنهادی برای استخراج عوارض از تصاویر ماهواره‌ای با توان تفکیک مکانی بالا به خصوص تصاویر WorldView-3 پرداخته‌ایم. برای این منظور مراحل مختلف الگوریتم آموزشی آدابوست با استفاده

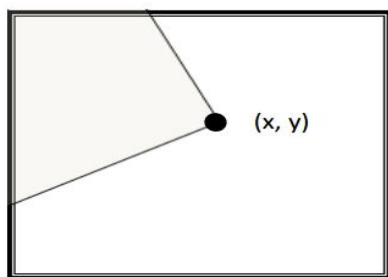
^۱ Wavelet

۲-۱-۱-۲- تصویر تجمعی

نسبت به حالت افق دارای زاویه باشند، باید تصویر تجمعی را نیز به صورت زاویه دار تشکیل دهیم. برای تشکیل تصویر تجمعی در زوایای مختلف به صورتی که در شکل (۲) نشان داده شده است، عمل می‌کنیم.



الف



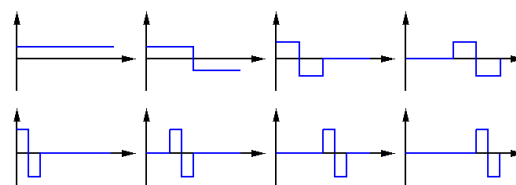
ب

شکل ۲- تشکیل تصویر در الگوریتم پیشنهادی، الف: تصویر تجمعی افقی. ب: تصویر تجمعی زاویه دار

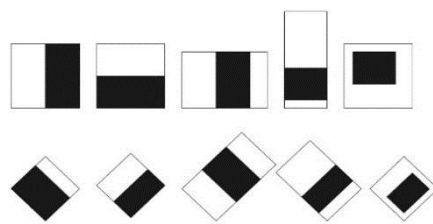
۲-۱-۱-۳- الگوریتم آدابوست

فرض کنید که عارضه‌ایی که برای استخراج تصاویر و همچنین آموزش الگوریتم مورد استفاده قرار می‌گیرند دارای ابعاد 20×20 پیکسل باشد، برای عارضه‌ای با این اندازه تاکنون در حدود ۱۲۵۰۰۰ الگوی مختلف تعریف شده است. در صورتی که بخواهیم برای استخراج از تمام این عوارض استفاده کنیم، حجم محاسبات بسیار سنگین خواهد شد و این در حالی است که ممکن است درصد بسیار پایینی از این عوارض از خصوصیات مناسب برای استخراج عوارض برخوردار باشند. به این ترتیب انتخاب کردن تعدادی از این عوارض برای استخراج و همچنین آموزش امری لازم و بسیار مؤثر در افزایش سرعت به نظر می‌باشد [۹]. ارزیابی و انتخاب تعدادی از این عوارض با استفاده از الگوریتم آدابوست انجام می‌شود که عبارت آموزش به آن اطلاق می‌گردد [۹]. برای درک بهتر الگوریتم آدابوست در ابتدا لازم است که توضیح مختصری در مورد دو مفهوم طبقه‌بندی کننده‌ی ضعیف و

در فرآیند آموزش و همچنین در مرحله‌ی استخراج عوارض از تصویر ممکن است یک عارضه به تعداد بسیار زیادی از زیرمجموعه‌های تصویر برآزش داده و مقدار آن محاسبه شود. که در هر تکرار باید مجموع درجه خاکستری پیکسل‌هایی که در نواحی مشکلی قرار گرفته است از مجموع پیکسل‌های موجود در نواحی سفید کم شود. این فرآیند در صورت افزایش تعداد نمونه‌های آموزشی و همچنین اندازه تصویر ورودی می‌تواند بسیار وقت‌گیر و دارای محاسبات سنگین باشد [۷]. این در حالی است که در صورتی که از یک تصویر واسط تحت عنوان تصویر تجمعی استفاده کنیم، می‌تواند به‌طور قابل توجهی از بار محاسباتی بکاهیم [۷، ۸].



الف



ب

شکل ۱- الف: موجک هار. ب: عوارض هار-لایک

همان‌طور که در شکل (۲) ملاحظه می‌شود، تصویر تجمعی یک تصویر واسط است که از انتگرال‌گیری یا جمع کردن مقدار پیکسل‌ها در دو جهت حاصل می‌شود. با تشکیل این تصویر جدید به‌طور قابل توجهی از حجم محاسبات کاسته می‌شود، به این صورت که برای محاسبه‌ی مجموع پیکسل‌های درون یک محدوده از تصویر به‌جای جمع کردن مقدار تک‌تک درجات خاکستری پیکسل‌ها می‌تواند مقدار تصویر تجمعی متناسب با گوشه‌ی پایین سمت راست محدوده را از مقدار متناسب با گوشه‌ی بالای سمت چپ کم کرد. به این ترتیب برای محاسبه مجموع درجات خاکستری درون یک محدوده‌ی مشخص از تصویر مجموع درجات خاکستری درون محدوده مورد نظر با حاصل تفاضل دو عدد جایگزین می‌شود. در صورتی که عوارض در تصویر ما در حالت قائم قرار نداشته باشند و

الگوریتم بهتر انجام می‌شود [۱۰]. همچنین به هر کدام از این نمونه‌ها یک عدد مثبت یا منفی یک اختصاص داده می‌شود که به ترتیب نشان دهنده‌ی وجود یا عدم وجود عارضه‌ی مورد نظر در تصویر نمونه‌ی مورد نظر است.

- برای الگوهای داده شده $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$ که در آن برای عکس‌های مثبت و منفی به ترتیب برابر مقدار $0, 1$ می‌باشد.
- برای مقادیر $0, 1$ y_i به ترتیب وزن‌های اولیه $w_{1,i} = \frac{1}{2m}, \frac{1}{2l}$ در نظر گرفته می‌باشد که در آن m تعداد تصاویر منفی و l تعداد تصاویر مثبت می‌باشد.
- برای $t=1, \dots, T$ موارد زیر را در نظر می‌گیریم:
 ۱. وزن‌ها را نرمال می‌کنیم، $w_{t,i} \leftarrow \frac{w_{t,i}}{\sum_{j=1}^n w_{t,j}}$
 ۲. بهترین طبقه‌بندی کننده ضعیف را با توجه به خطای وزن دار انتخاب می‌کنیم:

$$\epsilon_t = \min_{f,p,\theta} \sum_i w_i |h(x_i, f, p, \theta) - y_i|$$
 ۳. تابع $h_t(x) = h(x, f_t, p_t, \theta_t)$ را تعریف کرده که در آن f_t, p_t و θ_t کمینه کننده ϵ_t می‌باشند.
 ۴. وزن‌ها را بروز می‌کنیم:

$$w_{t+1} = w_{t,i} \beta_t^{1-\epsilon_t}$$

در صورتی که نمونه x_i به درستی طبقه‌بندی شده باشد $\epsilon_t = 0$ و در غیر این صورت $\epsilon_t = 1$ بوده و همچنین $\beta_t = \frac{\epsilon_t}{1-\epsilon_t}$ می‌باشد.

- طبقه‌بندی کننده قوی نهایی برابر است با:

$$C(x) = \begin{cases} 1 & \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \geq \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \alpha_t \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

که در آن $\alpha_t = \log \frac{1}{\beta_t}$ است.

شکل ۳- روند کلی الگوریتم آداپوست

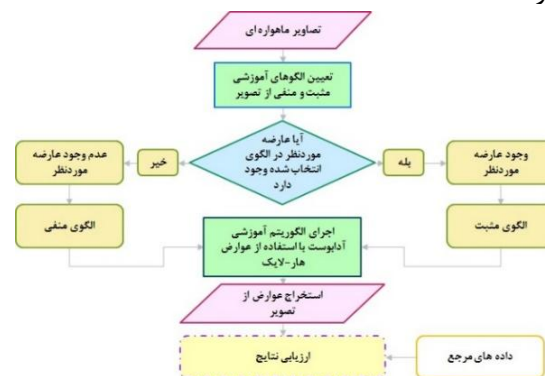
در ابتدای امر برای هر کدام از الگوهای مثبت و منفی یک وزن متناسب با عکس مجموع تعداد الگوهای مثبت و منفی در نظر گرفته می‌شود، سپس به صورت جداگانه برای هر یک از عوارض هار مراحل زیر انجام می‌شود. در ادامه وزن تمام الگوها نرمال می‌شود به این معنی که وزن هر الگو به مجموع وزن الگوهای مثبت و منفی تقسیم می‌شود و طبیعتاً مجموع اوزان یک خواهد شد. به این ترتیب برای اولین عارضه‌ی هار تمام الگوهای مثبت دارای وزن برابر و تمام الگوهای منفی نیز دارای وزن برابر می‌باشند که در صورت بیشتر بودن تعداد هر کدام از الگوها وزن آن‌ها کمتر خواهد بود که در ادامه ثابت خواهد شد که این کمتر بودن وزن منطقی و مؤثر خواهد بود. پس از اینکه وزن‌ها نرمال شد هر کدام از عوارض هار به تمام الگوهای آموزشی برازش داده می‌شود و خطای هر یک از این عوارض در تشخیص

قوی داده شود. همان طور که پیش از این بیان شد هر کدام از عوارض هار را می‌تواند به الگوهای آموزشی برازش داد، حاصل این برازش‌ها یک عدد در محدوده $(-m \times n, +m \times n)$ خواهد بود که m و n ابعاد عارضه هار می‌باشد. بنابراین با مشخص کردن یک حد آستانه‌ی مناسب برای اعداد حاصل از برازش یک عارضه‌ی خاص به الگوهای آموزشی مختلف می‌تواند این عارضه‌ی خاص را آموزش دیده و آماده برای جداسازی الگوهای مثبت (الگوهای مثبت) که تصویر عارضه‌ی مورد نظر در آن وجود دارد) و الگوهای منفی (الگوهای منفی) که تصویر عارضه‌ی مورد نظر در آن وجود ندارد) دانست. بنابراین یک طبقه‌بندی کننده‌ی ضعیف عبارت است از یک عارضه هار با یک حد آستانه‌ی مناسب و از آن جایی که ممکن است یافتن یک حد آستانه‌ی مناسب برای مشخص کردن وضعیت تمام الگوهای آموزشی موجود از نظر مثبت یا منفی بودن ممکن نباشد، پسوند ضعیف برای این طبقه‌بندی کننده‌ها در نظر گرفته شده است. همان گونه که در معادله ۱ نشان داده شده است، طبقه‌بندی کننده‌ی ضعیف به صورت یک معادله با چهار ورودی نمایش داده می‌شود. حال اگر ما تعدادی طبقه‌بندی کننده‌ی ضعیف داشته باشیم که هر کدام تعدادی از الگوهای آموزشی را به درستی دسته‌بندی و تعدادی را به غلط دسته‌بندی کنند، و برای هر کدام از این طبقه‌بندی کننده‌ی ضعیف وزنی متناسب با دقت آن‌ها در نظر گرفته شود و باهم برای تشخیص مثبت یا منفی بودن یک الگو مورد استفاده قرار گیرند، به این مجموعه از طبقه‌بندی کننده‌های ضعیف نام طبقه‌بندی کننده‌ی قوی اطلاق می‌گردد [۹].

$$h(x, f, p, \theta) = \begin{cases} 1 & \text{if } pf(x) < p\theta \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

که در این معادله x قسمتی از تصویر است که فیلتر به آن برازش داده شده است و f نیز عارضه‌ای است که به تصویر برازش داده شده و p ضریب پلاریزه کردن و θ نیز حد آستانه مورد نظر است. روند کار الگوریتم آداپوست مطابق شکل (۳) است که مراحل آن در ادامه به طور کامل معرفی می‌گردد. ورودی‌های این الگوریتم عبارت‌اند (شکل ۴) از تعدادی محدود از عوارض هار که باید با دقت انتخاب گردند و در صورت نامناسب بودن این عوارض ممکن است به نتیجه مطلوب نرسیم و همچنین تعدادی از نمونه‌های آموزشی که هر چه تعداد این نمونه‌ها بیشتر باشد، طبیعتاً آموزش

الگوهای مثبت و منفی طبق معادله ۲ محاسبه می‌شود و سپس با تغییر دادن مقدار حد آستانه سعی می‌شود که این خطا به کمترین مقدار خود برسد. این خطا معمولاً صفر نمی‌شود و این بدین معناست که هیچ کدام از عوارض هار توانایی تشخیص درست مثبت یا منفی بودن تمام الگوها را ندارند.



شکل ۴- فلوجارت کلی الگوریتم پیشنهادی

پس از یافتن حد آستانه‌ی مناسب که مقدار خطا را که یک عدد بین صفر و یک است را به کمترین مقدار خود برساند اقدام به به‌روز رسانی وزن الگوها می‌نماییم که برای این کار با توجه به مقدار خطای حاصل از مرحله قبل به دو صورت مختلف عمل می‌شود [۱].

$$\epsilon_t = \min_{f,p,\theta} \sum_i w_i |h(x_i, f, p, \theta) - y_i| \quad (2)$$

در صورتی که مقدار خطا بزرگ‌تر از ۰/۵ باشد به همان نسبتی که خطا بیشتر از ۰/۵ باشد وزن الگوهایی که به‌درستی تشخیص داده شده‌اند افزایش می‌یابد و وزن الگوهایی که به‌درستی تشخیص داده نشده‌اند ثابت و در حقیقت پس از نرمال کردن مرحله بعد کاهش می‌یابد و به این ترتیب در مرحله بعد و در برازش عارضه‌ی بعدی به الگوها این عوارضی که به‌درستی مثبت یا منفی بودن آن‌ها تشخیص داده شده است، بیشتر مورد توجه قرار می‌گیرند. به عبارت دیگر بزرگ‌تر بودن مقدار خطا از ۰/۵ به این معنی است که عارضه‌ی ما اصلاً کارآمد نبوده و در تشخیص بیشتر از نصف الگوها دچار اشتباه شده است. در این حالت اصلاً نمی‌توان به نتایج حاصل از این عارضه اعتماد کرد و باید به سراغ عارضه بعدی برویم و البته در این حالت تمرکز خود را بر روی الگوهایی که در مرحله قبل تشخیص داده شده‌اند بیشتر می‌کنیم. حال اگر خطا دقیقاً برابر با ۰/۵ باشد به این نتیجه می‌رسیم که عارضه‌ی ما دقیقاً برابر با قوانین احتمال

عمل کرده و نصف عوارض را به‌درستی تشخیص داده است و در این صورت بدون تغییر دادن وزن الگوها به مرحله بعد و به سراغ عارضه‌ی بعدی می‌رویم. در حالت سوم و در صورتی که مقدار خطا کوچک‌تر از ۰/۵ باشد مجدداً به همان نسبت اختلاف خطا با ۰/۵ وزن الگوهایی که به درست تشخیص داده شده‌اند، کاهش می‌یابد و طبق روال سابق وزن الگوهایی که به‌درستی تشخیص داده نشده‌اند، ثابت می‌ماند که البته با نرمالایز انجام شده در مرحله بعد افزایش خواهد یافت. و به این ترتیب در مرحله بعد و با برازش الگوی دیگر توجه بیشتر معطوف به عوارضی است که به‌درستی انتخاب نشده‌اند [۱]. به‌طور خلاصه در صورت کوچک‌تر بودن خطا از ۰/۵ در مرحله بعد وزن الگوهایی که به‌درستی تشخیص داده شده‌اند کاهش و وزن الگوهایی که به‌درستی تشخیص دادن نشده‌اند افزایش می‌یابد. و در صورت بزرگ‌تر بودن خطا از ۰/۵ عملیات وزن دهی به‌صورت عکس حالت فوق انجام می‌شود و در صورتی که عدد خطا دقیقاً برابر با ۰/۵ باشد وزن الگوها تغییر نمی‌کند.

اگر با دقت به ساختار فرآیند وزن دهی مجدد الگوها توجه کنیم متوجه می‌شویم که از یک روند یکسان در حالت‌های مختلف خطا پیروی می‌کنم. اگر عدد خطا کوچک‌تر از ۰/۵ باشد در واقع به این معناست که عارضه‌ی هار استفاده شده در این مرحله توانسته است که بیشتر از نصف الگوها را به‌درستی شناسایی کند و می‌تواند از همین عارضه برای استخراج عوارض از تصویر واقعی استفاده کنیم و از این رو توجه خود را در مرحله بعد الگوریتم آدابوست با افزایش وزن بیشتر معطوف به الگوهای شناسایی نشده می‌کنیم و سعی در یافتن عارضه‌ای می‌شود که این الگوهای شناسایی نشده را با دقت بیشتری شناسایی کند. به‌طور کلی روندی که منطقی‌تر به نظر می‌رسد این است که ما همگام با پیشرفت الگوریتم آدابوست در هر مرحله توجه خود را بیشتر به عوارض شناسایی نشده معطوف کنیم. و طبیعتاً سؤالی که در اینجا مطرح می‌شود این است که چرا در حالتی که عدد خطا بزرگ‌تر از ۰/۵ باشد وزن الگوهایی که به‌درستی تشخیص داده شده‌اند افزایش می‌یابد. در پاسخ باید گفت که در واقع هیچ‌گاه عدد خطا نباید بزرگ‌تر از ۰/۵ شود و در صورتی که این اتفاق بیفتد می‌تواند با برعکس کردن تابع تصمیم‌گیری عارضه یا همان طبقه‌بندی‌کننده‌ی ضعیف دقیقاً تعداد الگوهای درست و غلط تشخیص داده شده را جابه‌جا کرد که در این صورت جای الگوهای درست

۲-۲- انتخاب طبقه‌بندی کننده‌ها

همان‌طور که تاکنون توضیح داده شد، خروجی الگوریتم آدابوست یک طبقه‌بندی کننده‌ی قوی خواهد بود که بسته به تعداد الگوهای آموزشی استفاده شده می‌تواند توانایی مختلفی در استخراج عوارض داشته باشد. علاوه بر بحث دقت طبقه‌بندی کننده که مستقیماً مرتبط با سرعت استخراج عوارض از تصویر می‌باشد، عامل دیگری نیز در افزایش سرعت استخراج تأثیرگذار است. معمولاً درصد بسیار کمی از تصویر دارای پنجره‌هایی است که در برگرفته‌ی عارضه می‌باشند و اکثر فضای تصویر خالی از عارضه است و نتیجتاً لازم نیست که این نواحی فاقد عارضه با دقت بالایی جستجو شوند. به همین منظور برای افزایش سرعت فرآیند استخراج عارضه می‌تواند به صورتی که در ادامه بیان می‌شود عمل کرد. ما به‌ناچار برای افزایش دقت الگوریتم باید از استخراج کننده‌ی با دقت بالاتری استفاده کنیم و برای به دست آوردن چنین استخراج کننده‌ای نیاز داریم که از الگوهای آموزشی بیشتری استفاده کنیم. مسئله‌ای که در این روند کار با آن روبرو خواهیم شد و باعث افزایش زمان استخراج و طبیعتاً کاهش کارآمدی نتایج می‌شود، این است که استخراج کننده مناطقی از تصویر را که شامل هیچ عارضه‌ای نمی‌باشد و معمولاً درصد زیادی از تصویر را هم شامل می‌شود را نیز با همان دقتی به دنبال عوارض جستجو می‌کنم که مناطق شامل عوارض را جستجو می‌کنم، به عبارت دیگر الگوریتم مناطقی از تصویر را که دارای عارضه نمی‌باشند را با دقتی بیشتر از حد نیاز جستجو می‌کنم که البته نمی‌توان این دقت را کاهش داد چرا که این دقت برای استخراج عوارض موجود در نواحی مختلف تصویر لازم است. راهکار مناسب استفاده از چند استخراج کننده به‌جای یک استخراج کننده است. به این صورت که به‌جای استفاده از یک استخراج کننده قوی از چندین استخراج کننده ضعیف‌تر استفاده می‌شود و برای کاهش نیافتن دقت به این صورت عمل می‌شود که در ابتدا از یک طبقه‌بندی کننده با قدرت استخراج نه چندان بالا استفاده می‌شود که البته طوری آموزش داده شده است که تمام عوارض موجود در تصویر را استخراج کند و البته به علت ضعیف بودن در کنار عوارض موجود در تصویر یکسری از عوارض را نیز به اشتباه استخراج کند. به این ترتیب خروجی استخراج کننده‌ی اول قسمت‌هایی از تصویر است که

و غلط تشخیص داده شده باهم جابه‌جا می‌شود و عدد خطا کوچک‌تر از $0/5$ می‌شود. به عبارت دیگر در صورت بزرگ‌تر شدن عدد خطا از $0/5$ می‌تواند الگوهای درست تشخیص داده شده را اشتباه و الگوهای اشتباه تشخیص داده شده را درست فرض کرد و به این ترتیب وزن الگوهای درست تشخیص داده شده را که در واقع همان الگوهای اشتباه تشخیص داده شده‌اند را در مرحله بعد افزایش داد [۸، ۱۱].

پس از پشت سر گذاشتن مرحله‌ی اول و برازش دادن عارضه‌ی هار اول به تمام الگوهای آموزشی خروجی حاصل یک حد آستانه مناسب برای عارضه‌ی اول و یک سری وزن مناسب برای الگوهای آموزشی خواهد بود که در مرحله بعد و برازش عارضه‌ی بعدی به الگوها مورد استفاده قرار خواهند گرفت. بنابراین پس از برازش تمام عوارض هار به تک‌تک الگوهای آموزشی ما به تعداد عوارض هار حد آستانه خواهیم داشت که هر کدام برای ما یک طبقه‌بندی کننده‌ی ضعیف می‌سازند. همان‌گونه که قبلاً بیان شد حال اگر ما این طبقه‌بندی کننده‌های ضعیف را با وزن مناسب باهم ترکیب کنیم نتیجه حاصل یک طبقه‌بندی کننده‌ی قوی خواهد شد که می‌تواند برای استخراج عوارض از تصویر اصلی مورد استفاده قرار گیرد [۱].

برای استفاده از این طبقه‌بندی کننده‌ی قوی برای شناسایی و استخراج عوارض به این صورت عمل می‌کنیم که در ابتدا به هر یک از طبقه‌بندی کننده‌های ضعیف یک وزن نسبت می‌دهیم که متناسب با عدد خطای حاصل از برازش این طبقه‌بندی کننده به تمام الگوهاست و هر چه عدد خطا کوچک‌تر باشد وزن این طبقه‌بندی کننده‌ی ضعیف نیز بیشتر می‌شود و در نتیجه تأثیر بیشتری در شناسایی عوارض از تصویر اصلی دارد. سپس تمام طبقه‌بندی کننده‌ی ضعیف را به مناطق مختلف تصویر برازش می‌دهیم که حاصل هر کدام از این برازش‌ها عدد یک یا صفر می‌باشد که به ترتیب نشان دهنده‌ی مثبت یا منفی بودن آن ناحیه از حیث وجود عارضه می‌باشد. معمولاً نتیجه برازش تمام طبقه‌بندی کننده‌های ضعیف باهم برابر نمی‌باشد و به همین دلیل برای نتیجه‌گیری نهایی مجموع وزن دار تمام اعداد حاصل از طبقه‌بندی کننده‌های ضعیف با یک دوم مجموع اوزان مقایسه می‌شود و تصمیم‌گیری نهایی انجام می‌شود. به این ترتیب تأثیر طبقه‌بندی کننده‌های ضعیفی که خطای کمتری در شناسایی الگوهای آموزشی داشته‌اند در تصمیم‌گیری نهایی بیشتر خواهد شد [۱، ۱۱].

به‌عنوان مناطق دارای عارضه شناسایی شده است و از آنجایی که دقت این استخراج کننده خیلی بالا نبوده است تعدادی از این مناطق به‌اشتباه استخراج شده‌اند و عارضه‌ای در آن‌ها وجود ندارد. حال خروجی حاصل از این استخراج کننده به‌عنوان ورودی استخراج کننده‌ی دیگر که با استفاده از الگوهای آموزشی قبل ولی با در نظر گرفتن پارامترهای آموزشی دقیق‌تر به‌منظور افزایش قدرت استخراج آموزش داده شده است استفاده می‌شود. همین روند ادامه می‌یابد و خروجی هر مرحله به‌عنوان ورودی مرحله‌ی بعدی مورد استفاده قرار می‌گیرند [۹].

به این ترتیب اولین استخراج کننده که طبیعتاً دقت کمتری در استخراج عوارض دارد و البته این دقت کمتر باعث استخراج عوارض اضافی شده و عارضه‌ای را از قلم نخواهد انداخت، مناطق مختلف تصویر را جستجو می‌کنم، این جستجو که توسط اولین استخراج کننده انجام می‌شود باینکه بر روی تمام مناطق تصویر انجام شده ولی به علت دقت پایین در جستجو زمان زیادی را به خود اختصاص نمی‌دهد و مناطق بسیاری از تصویر را به‌عنوان مناطق خالی از عارضه برچسب می‌زند و طبیعتاً کار را برای دیگر استخراج کننده‌ی بعدی بسیار ساده می‌کنم. چراکه آن استخراج کننده دیگر لازم نیست که کل تصویر را به دنبال عارضه جستجو کند و فقط مناطقی که جستجو کننده‌ی به‌عنوان مناطق شامل عارضه مشخص کرده جستجو می‌کنم. بنابراین ما قبل از استفاده از یک استخراج کننده‌ی دقیق که تمام مناطق تصویر را با دقت بالا و در زمان طولانی جستجو کند از چندین استخراج کننده‌ی ضعیف‌تر استفاده می‌کنیم که مناطقی را که نیاز به جستجو دارند به مقدار قابل توجهی کاهش می‌دهند و باعث افزایش سرعت الگوریتم می‌شدند [۱۱].

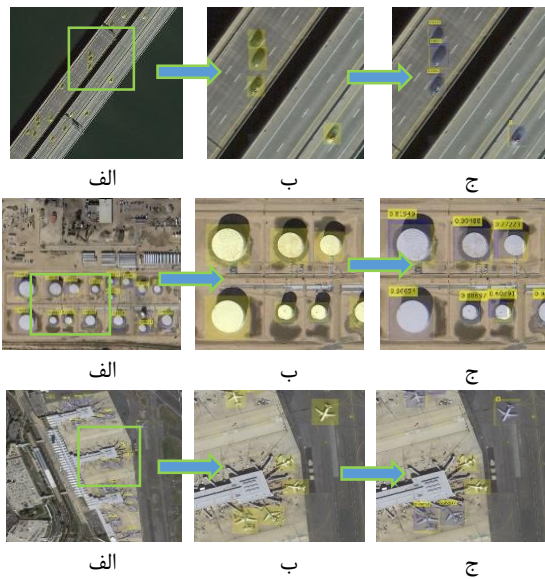
۳- پیاده‌سازی و نتایج

در این قسمت به بررسی توانایی این الگوریتم در زمینه استخراج عوارض بیان شده که عبارت بودند از اتومبیل، هواپیما و مخازن نفتی از تصاویر ماهواره‌ای پرداخته‌ایم. برای بررسی کردن این توانایی نتایج حاصل از این الگوریتم با نتایج حاصل از استخراج دستی مقایسه شده است.

در اولین قسمت از پیاده‌سازی این الگوریتم مرحله‌ی آموزش وجود دارد که برای آموزش الگوریتم نیاز داریم به

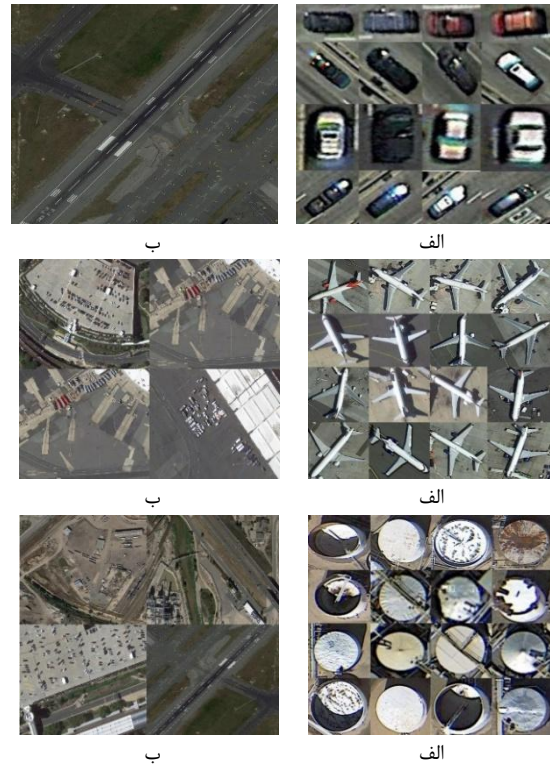
تعداد مناسبی از الگوهای آموزشی مثبت و منفی مرتبط با عوارض مورد نظر که به‌درستی قادر به آموزش الگوریتم و آماده‌سازی آن برای استخراج هر کدام از عوارض مربوطه از تصاویر باشند. به این منظور باید تعداد قابل توجهی الگوی آموزشی مثبت که در برگیرنده‌ی تنوع کاملی از انواع مختلفی از هر کدام از عوارض و همچنین تعدادی الگوی آموزشی منفی با تنوع کافی از الگوهایی که در منطقه مورد نظر وجود دارند و ممکن است به‌عنوان عارضه‌ی مورد نظر توسط الگوریتم استخراج گردند تهیه گردد. به‌منظور دستیابی به این جامعیت در زمینه‌ی الگوهای مثبت و منفی یک راهکار می‌تواند افزایش بیش از حد تعداد این الگوها و معرفی تصویر هر نوع از انواع عوارض بالا به‌عنوان الگوی مثبت به الگوریتم و معرفی هر تصویری که در برگیرنده‌ی عوارض بالا نمی‌باشد به‌عنوان الگوی منفی به الگوریتم باشد. این روش می‌تواند ما را به یک جامعیت قابل قبول در زمینه‌ی الگوهای آموزشی مثبت و منفی برساند ولی به‌صورت ناخواسته مشکلی را نیز برای الگوریتم ما به وجود می‌آورد که این مشکل چیزی به جز افزایش بیش از حد زمان آموزش الگوریتم و در نهایت افزایش زمان کلی فرایند استخراج نمی‌باشد. از این رو باید علاوه بر دقت در جامعیت الگوهای آموزشی باید سعی در کم نمودن هر چه بیشتر تعداد این الگوها با حفظ جامعیت داشته باشیم. از آنجایی که جامعیت در الگوهای آموزشی را به‌عنوان در داشتن انواع مختلف از هر کدام از عوارض مورد نظر به‌منظور استخراج در شرایط نوری مختلف و همچنین راستاهای مختلف تعریف می‌کنیم، در این پژوهش ما سعی در یافتن الگوهای آموزشی مثبتی نموده‌ایم که دارای این مشخصات باشند. به این منظور در این پژوهش در حدود ۵۰۰ تصویر مختلف از انواع مختلف اتومبیل، ۳۰۰ تصویر از گونه‌های مختلف هواپیما و همچنین حدود ۲۰۰ تصویر مختلف از مخازن نفتی از مناطق مختلف با در نظر داشتن دستیابی به انواع شرایط مختلف نوری انتخاب شده و توسط کاربر استخراج شده است. به همین ترتیب به‌منظور دستیابی به یک جامعیت در مورد الگوهای آموزشی منفی نیز در حدود ۲۰۰ تصویر از مناطق فاقد اتومبیل، ۵۰ تصویر از مناطق مختلف فاقد هواپیما و همچنین ۵۰ تصویر از مناطق مختلف فاقد مخازن نفتی استخراج شده است. که تعدادی از این نمونه‌های آموزشی مثبت و منفی مورد استفاده برای هر عارضه در شکل (۵) نمایش داده شده است.

استخراج شده در آنها در شکل (۶) نمایش داده شده‌اند. در این تصاویر کادرهای زرد رنگ مشخص کننده عوارض استخراج شده توسط کاربر و کادرهای آبی رنگ مناطق استخراج شده به‌عنوان عارضه توسط الگوریتم می‌باشد. همان‌گونه که در این تصاویر دیده می‌شود این الگوریتم با دقت مناسبی در استخراج دو عارضه اتومبیل و مخازن نفتی داشته است و درصد بسیار بالایی از این دو عارضه را به‌درستی استخراج کرده است اما از طرف دیگر بازده قابل قبول در زمینه استخراج هواپیما از خود نشان نداده است.



شکل ۶- الف: تصاویر اصلی اولیه ب: عوارض استخراج شده توسط کاربر ج: عوارض استخراج شده توسط الگوریتم

در ادامه به‌منظور بررسی دقیق‌تر قدرت استخراج الگوریتم از دو پارامتر دقت و تمامیت برای هر سه عارضه مورد بررسی استفاده شده و در جدول (۱) نشان داده شده است. همان‌گونه که از نام این پارامترها برمی‌آید پارامتر دقت نشان دهنده درصد قابل اعتماد بودن عوارض استخراج شده به‌عنوان عارضه مورد نظر می‌باشد و از این رو همان‌گونه که در معادله ۳ دیده می‌شود از تقسیم کردن تعداد عوارض استخراج شده درست به تعداد کل عوارض استخراج شده در تصویر حاصل می‌گردد همچنین پارامتر تمامیت نشان دهنده درصدی از کل عوارض موجود در تصویر است که استخراج شده‌اند از این رو همان‌گونه که در معادله ۴ مشاهده می‌گردد این پارامتر از تقسیم تعداد عوارض استخراج شده از تصویر به کل عوارض موجود در تصویر محاسبه می‌شود.

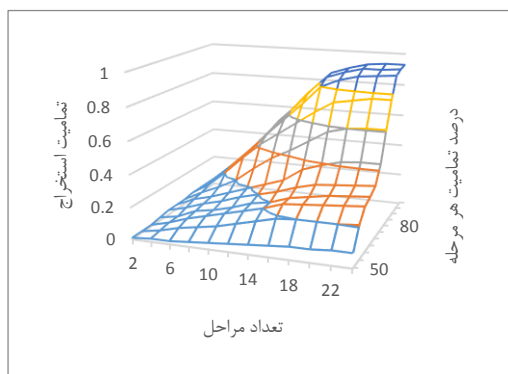


شکل ۵- الف: الگوهای آموزشی مثبت ب: الگوهای آموزشی منفی برای ماشین، هواپیما و مخازن نفتی

پس از مشخص کردن این الگوهای آموزشی مثبت و منفی این الگوها با در نظر گرفتن پارامترهای مناسب به الگوریتم معرفی شده و زمان ۲۱۴۳ ثانیه برای آموزش الگوریتم مورد نظر برای استخراج اتومبیل و همچنین زمان ۷۵۱ ثانیه برای آموزش الگوریتم مورد نظر برای استخراج هواپیما و زمان ۸۶۱ ثانیه نیز برای آموزش الگوریتم مورد نظر برای استخراج مخازن نفتی صرف شده است. فراداده و مدل حاصل از خروجی هر کدام از این مراحل آموزشی به‌عنوان ورودی مرحله بعد و به‌منظور استخراج عارضه اتومبیل، هواپیما و مخازن نفتی مورد استفاده قرار گرفته است.

پس از کامل شدن مرحله‌ی آموزش نوبت به مرحله‌ی استخراج می‌رسد که در این مرحله از خروجی حاصل شده از مرحله‌ی آموزش استفاده می‌شود. در این قسمت ما از سه تصویر ماهواره‌ی WorldView-3 به‌عنوان ورودی مرحله استخراج استفاده کرده‌ایم. تصویر بزرگراه با ابعاد 4865×6033 پیکسل به‌منظور استخراج اتومبیل، تصویر سایت نفتی با ابعاد 3263×2461 پیکسل به‌منظور استخراج مخازن نفتی و همچنین تصویر فرودگاه با ابعاد 2752×6848 پیکسل به‌منظور استخراج هواپیما مورد بررسی قرار گرفته است. این تصاویر و همچنین عوارض

کننده‌ی ضعیف یک طبقه‌بندی کننده‌ی قوی ساخته می‌شود و درصدی از تمامیت که در هر مرحله الگوریتم باید با ساختن یک طبقه‌بندی کننده‌ی قوی به آن برسد. نتایج این ارزیابی‌ها به صورت دو نمودار سه بعدی برای دقت و تمامیت در شکل (۷) و (۸) نمایش داده شده است که دو محور آن‌ها تعداد مراحل آموزش الگوریتم و میزان تمامیت مورد نظر در هر مرحله و یک محور دیگر آن‌ها درصد تمامیت و دقت الگوریتم در استخراج عوارض می‌باشد.



شکل ۸- تمامیت الگوریتم برای پارامترهای مختلف

همان گونه که در اشکال ۷ و ۸ مشاهده می‌شود با افزایش تعداد مراحل و همچنین درصد تمامیت مورد نظر در هر مرحله دقت و همچنین تمامیت نهایی الگوریتم استخراج افزایش می‌یابد و با افزایش مراحل تا تعداد ۲۰ مرحله و بیش از آن و همچنین درصد تکامل ۹۵ و بالاتر تقریباً نمودار به یک تعادل نسبی می‌رسد و از آنجایی که با افزایش بی‌رویه‌ی این دو پارامتر زمان آموزش الگوریتم به شدت افزایش می‌یابد بهتر و منطقی است که از همین دو مقدار ۲۰ برای تعداد مراحل و ۹۵ درصد برای درصد تمامیت هر مرحله برای آموزش الگوریتم استفاده گردد.

در ادامه به منظور تحلیل حساسیت این الگوریتم نسبت به تعداد الگوهای آموزشی استفاده شده در الگوریتم تلاش‌هایی در قسمت استخراج اتومبیل انجام شده است. برای این منظور به این صورت عمل کرده‌ایم که در ابتدا از تعداد ۱۰۰ الگوی آموزشی مثبت و همچنین صد الگوی آموزشی منفی برای آموزش الگوریتم استفاده کرده‌ایم و نتایج حاصل از استخراج این الگوریتم آموزش دیده توسط این تعداد الگو را که عبارت‌اند از TP، FP، FN، پارامتر دقت، تمامیت، زمان اجرای آموزش الگوریتم و زمان استخراج عوارض مورد ارزیابی قرار داده و در جدول (۲) نتایج حاصل را نمایش داده‌ایم که لازم به ذکر است تعداد عوارض موجود در تصویر مورد بررسی

$$\text{صحت} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (۳)$$

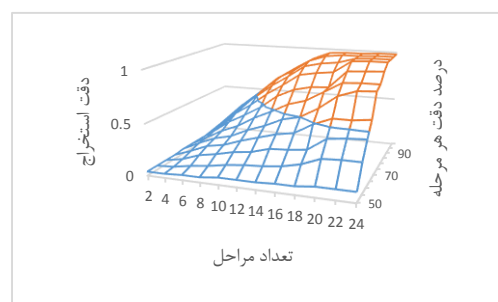
$$\text{تمامیت} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (۴)$$

در این دو معادله TP نشان دهنده‌ی تعداد عوارضی است که به درستی از تصویر استخراج شده‌اند و FP بیانگر تعدادی از عوارض است که به اشتباه به عنوان عارضه استخراج شده‌اند و در نهایت FN نشان دهنده‌ی عوارضی است که در تصویر موجود بوده و توسط الگوریتم استخراج نشده‌اند.

جدول ۱- دقت و صحت استخراج عوارض

تمامیت	دقت	FN	FP	TP	عارضه (تعداد موجود در تصویر)
۸۸٪	۱۰۰٪	۵	۰	۴۰	اتومبیل (۴۵)
۹۱٪	۹۲٪	۱۳	۱۲	۱۴۱	مخزن نفت (۱۵۴)
۶۲٪	۶۰٪	۱۰	۱۱	۱۷	هواپیما (۲۷)

همان گونه که در جدول ۱ مشاهده می‌شود الگوریتم در مورد دو عارضه‌ی اتومبیل و مخازن نفتی دارای دقت و تمامیت خوبی بوده است و می‌توان به عنوان یک الگوریتم مناسب به منظور استخراج این دو عارضه از تصاویر ماهواره‌ای مورد استفاده قرار بگیرد. چرا که علاوه بر قدرت مناسب در استخراج این عوارض زمان بسیار مناسبی را برای استخراج صرف می‌کند که این زمان برای تمام تصاویر چیزی در حدود ۸ ثانیه می‌باشد که با توجه به ابعاد تصاویر زمان مناسبی می‌باشد. البته ناگفته نماند که دقت و همچنین تمامیت پایین این الگوریتم در استخراج هواپیما را می‌توان به علت پایین بودن کیفیت الگوهای آموزشی مورد استفاده برای این عارضه دانست.



شکل ۷- دقت الگوریتم برای پارامترهای مختلف

در ادامه الگوریتم را به منظور دستیابی به دقت بالاتر با پارامترهای مختلف که دو پارامتر می‌باشند مورد بررسی قرار داده‌ایم. این دو پارامتر عبارت‌اند از تعداد مراحل آموزش الگوریتم که در هر مرحله با ترکیب تعدادی طبقه‌بندی

همان گونه که در اشکال ۹ و ۱۰ دیده می‌شود با افزایش تعداد الگوهای آموزشی دقت و همچنین تمامیت الگوریتم در استخراج عوارض افزایش می‌یابد. اگر با دقت به این اشکال توجه کنیم متوجه می‌شویم که با افزایش تعداد الگوها تا حدود ۵۰۰ عدد به یک تعادل نسبی در دقت و تمامیت الگوریتم می‌رسیم که بالاتر بودن عدد دقت به دلیل مناسب‌تر بودن الگوهای آموزشی منفی می‌باشد چرا که بالا بودن دقت نسبت به تمامیت نشان‌دهنده‌ی استخراج درست عوارض با وجود از قلم افتادن تعدادی از آن‌ها می‌باشد. در ادامه با افزایش تعداد الگوهای آموزشی مثبت و منفی مشاهده می‌شود که دقت به عدد یک نزدیک می‌شود و تقریباً هیچ عارضه‌ایی به اشتباه استخراج نمی‌شود ولی همچنان تمامیت به عدد یک نمی‌رسد و همچنان تعدادی از عوارض باقی می‌مانند.

مشخصات سامانه سخت‌افزاری و نرم‌افزاری که برای محاسبات و تولید خروجی‌های شکل ۱۰ بکارگرفته شده است، بدین گونه است: سخت‌افزار با CPU: Core i7 و 8 GIG RAM و نیز کدهای نوشته شده در نرم‌افزار MATLAB پیاده‌سازی شده است.

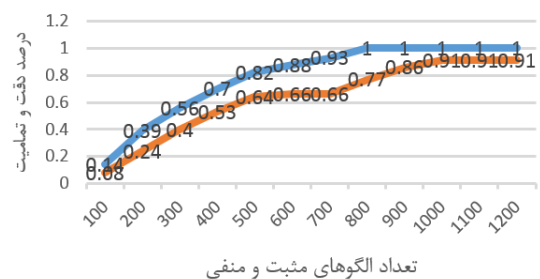
نکته‌ی جالبی که در این نمودار نهفته است توجه به یک تعادل نسبی در نمودار در عدد ۵۰۰ الگوی آموزشی می‌باشد. از آنجایی که تعداد ۵۰۰ الگوی آموزشی مثبت و منفی در صورتی که به‌درستی و با دقت انتخاب شده باشد می‌تواند مناسب و کافی برای استخراج مناسب اتومبیل باشد یک تعادل در این حدود در نمودار به وجود آمده است. به عبارت دیگر در صورتی که الگوها به‌درستی انتخاب شوند ۵۰۰ الگو می‌تواند مناسب باشد و ما را به نتیجه‌ی مطلوب برساند.

در ادامه روند بررسی تحلیل حساسیت الگوریتم به بررسی تأثیر وجود نویز در روند آموزش و استخراج الگوریتم پرداخته‌ایم. به این منظور به الگوهای آموزشی مثبت و همچنین تصاویر مورد بررسی به‌منظور استخراج عوارض که به‌صورت موردی اتومبیل مورد ارزیابی قرار گرفته است به‌صورت دستی نویز وارد کرده‌ایم و نتایج استخراج را مورد بررسی قرار داده‌ایم. نتایج تأثیر نویز بر روی استخراج الگوریتم در جدول (۳) نشان داده شده و برای درک بهتر این تأثیر نتایج در شکل (۱۱) نمایش داده شده است. در این مرحله از ۴۰۰ تصویر با درجات مختلفی از نویز به‌عنوان الگوهای آموزشی به‌منظور استخراج ۴۵ اتومبیل از یک

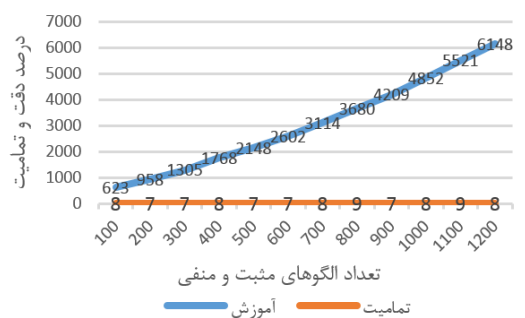
در این آزمایش تعداد ۴۵ عدد بوده است. همچنین پس از محاسبه‌ی پارامترهای بالا دو پارامتر دقت و تمامیت را برای هر الگوی آموزش دیده با تعداد الگوی خاص محاسبه شده و برای درک بهتر موضوع در شکل (۹) و زمان آموزش و استخراج را در شکل (۱۰) نمایش داده شده است.

جدول ۲- نتایج حاصل از استخراج الگوریتم‌های آموزش دیده با تعداد مختلف الگوهای مثبت و منفی

تعداد الگوهای آموزشی مثبت و منفی	TP	FP	FN	دقت	تمامیت	زمان آموزش	زمان استخراج
۱۰۰	۴	۲۳	۴۱	۱۴٪	۸٪	۶۲۳	۸
۲۰۰	۱۱	۱۷	۳۴	۳۹٪	۲۴٪	۹۵۸	۷
۳۰۰	۱۸	۱۴	۲۷	۵۶٪	۴۰٪	۱۳۰۵	۷
۴۰۰	۲۴	۱۰	۲۱	۷۰٪	۵۳٪	۱۷۶۸	۸
۵۰۰	۲۹	۶	۱۶	۸۲٪	۶۴٪	۲۱۴۸	۷
۶۰۰	۳۰	۴	۱۳	۸۸٪	۶۶٪	۲۶۰۲	۷
۷۰۰	۳۰	۲	۱۲	۹۳٪	۶۶٪	۳۱۱۴	۸
۸۰۰	۳۵	۰	۱۱	۱۰۰٪	۷۷٪	۳۶۸۰	۹
۹۰۰	۳۹	۰	۴	۱۰۰٪	۸۶٪	۴۲۰۹	۷
۱۰۰۰	۴۱	۰	۴	۱۰۰٪	۹۱٪	۴۸۵۲	۸
۱۱۰۰	۴۱	۰	۴	۱۰۰٪	۹۱٪	۵۵۲۱	۹
۱۲۰۰	۴۱	۰	۴	۱۰۰٪	۹۱٪	۶۱۴۸	۸



شکل ۹- نتایج دقت و تمامیت الگوریتم آموزش دیده با تعداد الگوهای متفاوت



شکل ۱۰- زمان آموزش و استخراج الگوریتم با تعداد الگوهای آموزشی مختلف

خروجی این مرحله یک فایل آموزشی در فرمت فراداده می‌باشد که به‌عنوان ورودی مرحله‌ی دوم و به‌منظور استخراج اتومبیل و دیگر عوارض مورد استفاده قرار می‌گیرند. به‌منظور افزایش دقت و سرعت این الگوریتم لازم است که الگوهای آموزشی مثبت با دقت هر چه بیشتر انتخاب گردند و این انتخاب به صورتی انجام گردد که از هر نوع اتومبیل موجود در منطقه یک عدد و در راستاهای مختلف انتخاب گردد و از انتخاب الگوهای تکراری پرهیز شود چرا که در قبال افزایشی که در زمان فرآیند آموزش ایجاد می‌کنند دقت الگوریتم را افزایش نمی‌دهند. همچنین به منظور بررسی کارایی این الگوریتم سه عارضه مختلف شامل اتومبیل، هواپیما و مخازن نفتی مورد بررسی قرار گرفت و دقت و تمامیت اجرای این الگوریتم بر روی این سه عارضه نشان دهنده کارایی بالای این الگوریتم در استخراج و پیدا نمودن عوارض از تصاویر ماهواره‌ای می‌باشد. همچنین از خصوصیات مهم این الگوریتم سرعت بسیار بالای این روش در استخراج عوارض می‌باشد.

از آنجایی که الگوهای آموزشی منفی مورد استفاده در این الگوریتم به صورتی متفاوت از الگوهای آموزشی مثبت مورد استفاده قرار می‌گیرند و روند الگوریتم به این صورت است که ناچار به یافتن تعداد الگوهای آموزشی منفی به‌صورت خودکار از داخل این تصاویر می‌باشد انتخاب این تصاویر نیازمند دقت بیشتری می‌باشد. در صورتی که این تصاویر به‌درستی انتخاب نگردند و به‌عنوان مثال به الگوریتم دیکته شود که باید از یک تصویر که به‌عنوان الگوی آموزشی منفی به الگوریتم معرفی شده است ۲۰۰ زیر مجموعه که دارای تصویر اتومبیل نمی‌باشند را استخراج کند و تعدادی در حدود همین حد زیرمجموعه‌ی خالی از عارضه در تصویر موجود باشد یافتن این تعداد زیر مجموعه کاری بسیار دشوار و وقت گیر برای الگوریتم خواهد بود. این موضوع پر اهمیت، در صورتی که الگوریتم قادر به یافتن این تعداد زیر مجموعه از تصویر نباشد اجرای الگوریتم با مشکل مواجه می‌شود و اجرای آن متوقف می‌گردد.

بنابراین انتخاب الگوهای آموزشی مثبت از دید جامعیت اتومبیل‌های موجود در منطقه مورد مطالعه و الگوهای آموزشی منفی از حیث وجود تعداد مورد نظر زیر مجموعه‌ی فاقد اتومبیل معرفی شده به الگوریتم دارای اهمیت ویژه هستند و در صورت رعایت نکردن هر یک از موارد بالا می‌تواند باعث افت شدید در سرعت آموزش الگوریتم و یا

تصویر استفاده شده است که نتایج هر کدام ثبت و در جدول نمایش داده شده است.

همان گونه که در جدول ۳ و شکل ۱۱ مشاهده می‌شود با افزایش نویز در الگوهای آموزشی مثبت و تصاویر مورد بررسی جهت استخراج دقت و تمامیت الگوریتم در استخراج اتومبیل کاهش می‌یابد و این کاهش بیشتر مربوط به تمامیت الگوریتم می‌باشد. دلیل رشد نزولی سریع‌تر تمامیت الگوریتم نسبت به دقت آن را می‌توان به این صورت توجیه کرد که با نویز دار شدن تصاویر قدرت الگوریتم در شناسایی اتومبیل‌ها کاهش می‌یابد ولی به دلیل مناسب بودن کیفیت الگوهای آموزشی منفی همچنان الگوریتم مقاومت خوبی در استخراج اشتباه عوارض نشان می‌دهد.



شکل ۱۱- نتایج دقت و صحت الگوریتم آموزش دیده با تصاویر نویزدار

جدول ۳- تحلیل حساسیت نسبت به نویز

تعداد تصاویر	TP	FP	FN	دقت	تعداد تصاویر
۱۰	۴۱	۱	۴	۹۷٪	۹۱٪
۲۰	۴۰	۱	۵	۹۷٪	۸۸٪
۳۰	۳۸	۱	۷	۹۷٪	۸۴٪
۴۰	۳۳	۲	۱۲	۹۴٪	۷۳٪
۵۰	۲۷	۲	۱۸	۹۳٪	۶۰٪
۶۰	۱۹	۳	۲۶	۸۶٪	۴۲٪
۷۰	۱۲	۳	۳۳	۸۰٪	۲۶٪
۸۰	۸	۴	۳۷	۶۶٪	۱۷٪
۹۰	۵	۴	۴۰	۵۵٪	۱۱٪
۱۰۰	۲	۴	۴۳	۳۳٪	۴٪

۴- نتیجه‌گیری

الگوریتم مورد بررسی و پیشنهاد داده شده در این تحقیق از دو قسمت تشکیل شده است که مرحله‌ی نخست آموزش الگوریتم با استفاده از الگوهای آموزشی می‌باشد که

می‌افتد که شاید فقط در قسمت‌های محدودی از تصویر که شبکه‌های ارتباطی می‌باشند، اتومبیل وجود دارد. بنابراین می‌تواند در ابتدا با استفاده از الگوریتم‌هایی که در زمینه‌ی استخراج اتومبیل شناخته شده و دارای دقت قابل قبول می‌باشند شبکه‌ی راه موجود در تصویر را استخراج نموده و در این محدوده‌ها به دنبال یافتن اتومبیل باشیم.

حتی کلاً با مشکل مواجه شدن آن در روند اجرا گردد. پس از آموزش الگوریتم و آماده شدن فایل ورودی مرحله‌ی استخراج، عکس مورد نظر برای جستجو و فایل حاصل شده به‌عنوان ورودی قسمت دوم الگوریتم که همان قسمت استخراج اتومبیل یا عوارض دیگر می‌باشد مورد استفاده قرار می‌گیرند. الگوریتم تمام قسمت‌های تصویر را برای یافتن تصویر اتومبیل جستجو می‌کند و این امر در صورتی اتفاق

مراجع

- [1] C. Özgen, Global Appearance Based Airplane Detection from Satellite Imagery, 2012.
- [2] K. Nasrollahi, T.B. Moeslund, Haar-like Features for Robust Real-Time Face Recognition, in: IEEE International Conference on Image Processing, 2013.
- [3] J. Leitloff, S. Hinz, U. Stilla, Automatic vehicle detection in space images supported by digital map data, in: ISPRS/DAGM joint Workshop on City Models, Road Databases, and Traffic Monitoring, CMRT05, Vienna, 2005.
- [4] L. Eikvil, L. Aurdal, H. Koren, Classification-based vehicle detection in high-resolution satellite images, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 64 (2009) 65-72.
- [5] Hosomura, Tsukasa. "Airplane Extraction from High Resolution Satellite Image using Boundary Feature." Proc. of ISPRS Technical Com. VIII Symposium. 2010.
- [6] B. Salehi, Y. Zhang, M. Zhong, Automatic moving vehicles information extraction from single-pass WorldView-2 imagery ,Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal of, 5 (2012) 135-145.
- [7] P.I. Wilson, J. Fernandez, Facial feature detection using Haar classifiers, Journal of Computing Sciences in Colleges, 21 (2006) 127-133.
- [8] S.-K. Pavani, D. Delgado, A.F. Frangi, Haar-like features with optimally weighted rectangles for rapid object detection, Pattern Recognition, 43 (2010) 160-172.
- [9] A. Barczak, M. Johnson, C. Messom, Real-time computation of Haar-like features at generic angles for detection algorithms, (2006)
- [10] P. Viola, M.J. Jones, Robust real-time face detection, International journal of computer vision, 57 (2004) 137-154.
- [11] S. Han, Y. Han, H. Hahn, Vehicle detection method using Haar-like feature on real time system ,World Academy of Science, Engineering and Technology, 59 (2009) 455-459.