

# تشخیص عیوب جوشکاری در تصاویر رادیوگرافی

## با استفاده از طبقه بندی کننده شبکه عصبی



سعید منصورى، غلامرضا نوزاد علمدارى  
شرکت انتقال گاز ایران، منطقه ۸ عملیات انتقال گاز

معدود مقالاتی که درباره سامانه‌های خودکار تشخیص عیوب جوشکاری منتشر شده اند، همگی در خصوص تشخیص نوع عیوب جوشکاری بحث می‌کنند. بحث اصلی این مقاله بر روی جداسازی جوشکاری‌های سالم از ناسالم است. از آنجا که بیش از شصت درصد تصاویر رادیوگرافی جوش معیوب نیستند، ولی نیاز دارند که با بازرسی چشمی از تصاویر معیوب مجزا گردند، سامانه طراحی شده در این تحقیق می‌تواند به عنوان وسیله ای مؤثر برای کاهش حجم کار عظیم در فرایند واریسی فیلم‌ها مورد استفاده قرار گیرد و توجه بازرس جوش را بر روی قسمت‌های معیوب فیلم متمرکز می‌کند. در این مقاله همچنین روش جداسازی عیوب جوش از عیوب فیلمی که ممکن است با عیوب جوش اشتباه گرفته شوند، معرفی شده است.

استخراج جوش از تصویر پس زمینه به طور **خودکار** با رایانه و یا به طور انتخابی از سوی کاربر قابل انجام است. روش‌های مختلفی برای جداسازی **خودکار** جوش از تصویر پس زمینه گزارش شده است که فرض اصلی جداسازی جوش در این روش‌ها بر این مبناست که توزیع پیکسل‌ها در ناحیه جوش شباهت زیادی به تابع توزیع گاوسی دارند و این شباهت در ناحیه جوش بیشتر از قسمت پس زمینه است. روش جداسازی خودکار جوش در این مقاله به کار رفته است. در مرحله بعدی تقسیم بندی تصویر و استخراج ویژگی انجام می‌گیرد. در این مقاله دو سطحی سازی محلی برای تقسیم بندی تطبیقی تصویر در ناحیه جوش استفاده می‌شود. سپس چند ویژگی توپولوژیکی از ناحیه جوش استخراج می‌گردد و به عنوان ورودی سامانه طبقه بندی کننده شبکه عصبی (Multi Layer Perceptron) MLP با الگوریتم BP (Back Propagation) خورنده می‌شود.

در این مقاله یک سامانه جداسازی خودکار عیوب جوش طراحی و آزمایش شده است. در بخش نخست، رقومی سازی تصویر بحث می‌شود. سپس مراحل پیش پردازش و بهبود تصویر اعمال می‌گردد، در مرحله بعدی جداسازی محلی و استخراج ویژگی را مورد مطالعه قرار می‌دهیم. اطلاعات استخراج شده به همراه عیوب فیلم به طبقه بندی کننده شبکه عصبی MLP اعمال می‌شود. نهایتاً مقایسه ای بین اعمال مجموعه ای مختلف از پارامترهای ورودی به طبقه بندی کننده الگوها انجام می‌شود و نتایج مورد بحث و بررسی قرار می‌گیرد.

### رقومی سازی

رقومی ساز فیلم رادیوگرافی به عنوان دروازه ورودی اطلاعات تصویری به شمار می‌رود و یکی از قسمت‌های حساس سامانه تشخیص جوش است. انتخاب وضوح تصویر بهینه و کیفیت قابل قبول رقومی سازی، نقش مهمی در کارایی کل سامانه بر عهده دارد. نوارهای فیلم اشعه گاما با دستگاه جاروب مخصوصی تحت شدت نور

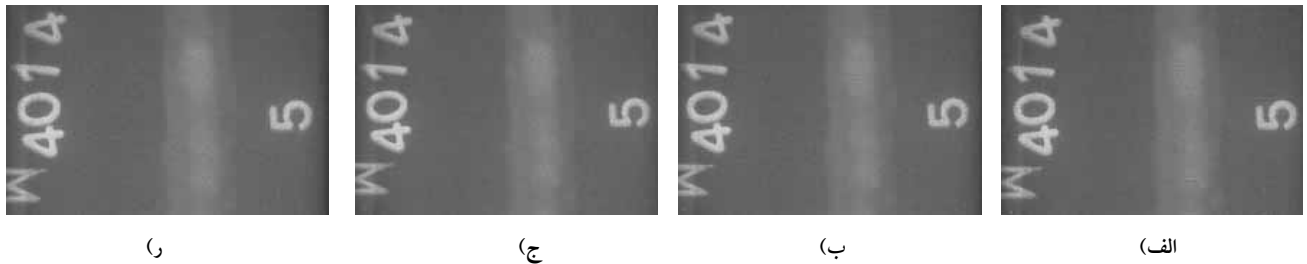
این مقاله به کمک روش‌های تشخیص الگو (Pattern Recognition) در تصاویر رادیوگرافی با اشعه ایکس به تشخیص عیوب جوشکاری می‌پردازد. در این مقاله یک سامانه تشخیص الگو متشکل از قسمت‌های پردازش تصویر استخراج ویژگی و قسمت هوشمند شبکه عصبی برای تفسیر خودکار و رایانه ای عیوب جوشکاری ارائه شده است. ابتدا با استفاده از بلوک پردازش تصویر، کیفیت تصاویر رادیوگرافی تا حد قابل قبولی ارتقا داده می‌شوند. سپس برخی ویژگی‌های ساختاری از هر تصویر استخراج می‌شوند تا برای تغذیه به ورودی بلوک طبقه بندی کننده به کار روند. در نهایت طبقه بندی کننده شبکه عصبی طراحی شده، جداسازی تصاویر معیوب را از سالم انجام می‌دهد. در عمل هنگام رادیوگرافی، بیش از شصت درصد تصاویر رادیوگرافی، معیوب نیستند ولی نیاز دارند که از سوی مفسر رادیوگرافی جوش که دارای تخصص و تجربه کافی در این زمینه باشد مورد بازرسی فنی قرار گیرند. این عمل یک فرایند وقت‌گیر برای مفسر جوش است و باعث کاهش حساسیت بازرسی چشمی می‌شود که قابلیت اطمینان تفسیر جوش را به ویژه برای تصاویر معیوب به شدت کاهش می‌دهد. سامانه هوشمند تشخیص الگوی معرفی شده، برای حل این مشکل طراحی شده است و بر روی نمونه تصاویر رادیوگرافی خطوط لوله آزمایش شده و نتایج مطلوبی از آن اخذ گردیده است.

### واژه‌های کلیدی

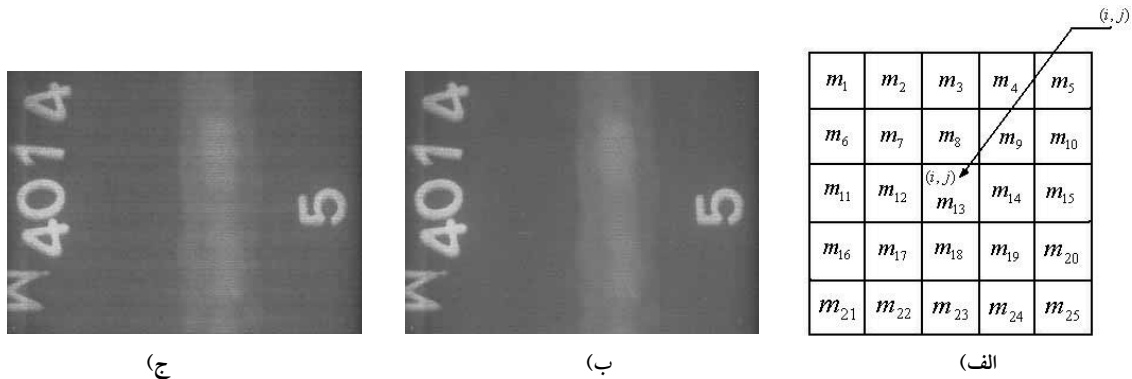
تشخیص الگوی رادیوگرافی، آشکارسازی عیوب جوشکاری، استخراج ویژگی، طبقه بندی کننده شبکه عصبی

### مقدمه

رادیوگرافی یکی از ابزارهای قدیمی ولی مؤثر برای آزمایش‌های غیر مخرب (NDT) است. مهمترین کاربرد این روش در صنایع گاز، بازرسی کیفیت جوشکاری در خط لوله انتقال گاز است. حتی با وجود اختراع تجهیزات رادیوگرافی آنلاین با استفاده از صفحات حساس فلورسنت، رادیوگرافی آفلاین با استفاده از فیلم، هنوز هم مزایا و کاربردهای مخصوص به خود را دارد. توسعه سریع شبکه‌های توزیع گاز نیاز به یک سامانه بازرسی فنی خودکار و قابل اطمینان را بیش از پیش آشکار می‌کند. فرایند واریسی فیلم‌های جوشکاری که ناواضحند و با کیفیت پایین همراهند، برای کارشناس تشخیص جوش، فرایندی وقت‌گیر است و حساسیت چشمی و در نهایت دقت بازرسی را کاهش می‌دهد. به ویژه در تصاویری از فیلم‌ها که دارای عیوب جوشکاری نیز هستند.



شکل ۱ - تعدادی از نمونه تصاویر با وضوح ۲۰۰۰ dpi (الف)، ۳۰۰۰ dpi (ب)، ۴۶۰۰ dpi (ج)، ۲۰۰۰ dpi (د)



شکل ۲ - (الف) ماسک ۵×۵ برای ماسک ۵×۵ در رابطه ۱، (ب) تصویر اصلی، (ج) تصویر بعد از فیلتر میانه ۵×۵

کنترل شده انجام می‌گیرد که ابعاد فیلم‌ها حدوداً ۷۰ میلی‌متر در ۳۰۰ میلی‌متر هستند. یک جاروبگر تصویر تجاری با شدت نور ۲۰۰۰۰ cd/sq.m مورد استفاده قرار گرفته است. وضوح تصاویر مختلف از ۲۰۰۰-۳۰۰۰ dpi با سطوح خاکستری از ۸ تا ۱۶ بیت مورد آزمایش قرار گرفت تا به انتخاب بهینه دست یابیم. در شکل (۱) تعدادی از نمونه تصاویر با وضوح ۲۰۰۰-۳۰۰۰ dpi نشان داده شده است. در این تحقیق انتخاب بهینه ای بین سرعت پردازش و وضوح تصویر صورت گرفته است و تصاویر با دقت dpi ۶۰۰ و سطوح خاکستری ۲۵۶ انتخاب شده اند.

### پردازش و بهبود تصویر

در این مرحله، عملیات پیش پردازش و بهبود تصویر برای حذف نویز سامانه انجام می‌پذیرد. عملیات بهبود تصویر در سه مرحله شامل فیلتر میانه، بهبود شفافیت و فیلتر واینر انجام می‌گیرد.

#### ۱. فیلتر میانه

در ابتدا فیلتر میانه طبق ماسک شکل (۲-الف) اعمال می‌شود. که تصویر فیلتر شده از رابطه (۱) به دست می‌آید:

$$MED(i, j) = Median(m_1, m_2, m_3, \dots, m_{24}, m_{25}) \quad (1)$$

در این فیلتر سطح خاکستری هر فیلتر با میانه سطح خاکستری فیلترهای همسایه جایگزین می‌شود. تصویر اصلی و تصویر فیلتر میانه با ماسک ۵×۵ در شکل (۲) نشان داده شده است.

#### ۲. بهبود شفافیت

تکنیک‌های مختلفی از متعادل سازی هیستوگرام تصویر، برای بهبود شفافیت تصاویر رادیوگرافی گزارش شده است. در این فن با فرض مقادیر گسسته برای سطوح

خاکستری تابع احتمال به صورت رابطه (۲) قابل تعریف است:

(۲)

$$P_r(r_k) = \frac{n_k}{n} \quad 0 \leq r_k \leq 1, \quad k=0, 1, \dots, L-1$$

که در این رابطه  $r_k$  سطح خاکستری پیکسل‌هایی است که قرار است بهبود یابند و به ازای  $r_k = 0$  سطح خاکستری سیاه و به ازای  $r_k = 1$  سطح خاکستری سفید در نظر می‌گیریم،  $L$  تعداد سطوح خاکستری،  $P_k(r_k)$  احتمال رخ دادن سطح خاکستری  $k$  ام، و  $n_k$  تعداد دفعاتی است که این سطح خاکستری در تصویر رخ می‌دهد. نمودار  $P_k(r_k)$  برحسب  $r_k$  معمولاً هیستوگرام نامیده می‌شود و فنی که برای ایجاد یک هیستوگرام متعادل به کار می‌رود، متعادل سازی هیستوگرام نامیده می‌شود. در این فن هیستوگرام تجمعی  $H$  از سطوح خاکستری  $G$  به عنوان قسمت اصلی تابع  $F_{HE}(G)$  به کار می‌رود که که سطوح خاکستری اصلی را به سطوح خاکستری تبدیل شده می‌نگارد:

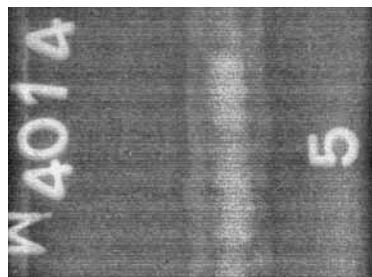
$$F_{HE}(G) = G'_{min} + \Delta G' \frac{H(G)}{N} \quad (3)$$

$$\text{with } \Delta G' = G'_{max} - G'_{min}$$

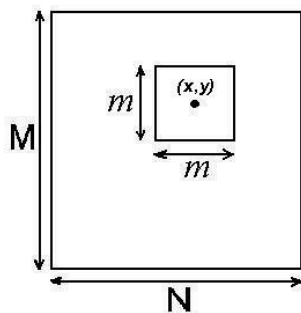
که در آن  $G'_{min}$  و  $G'_{max}$  بیانگر حدود بالا و پایین سطوح خاکستری تبدیل یافته‌اند و  $N$  بیانگر تعداد پیکسل‌هایی است که هیستوگرام بر روی آن اعمال می‌شود. فن متعادل سازی هیستوگرام HE یک روش عمومی است که بر مبنای توزیع سطوح خاکستری در کل تصویر اعمال می‌شود و برای بهبود جزئیات تصویر مناسب نیست. با اعمال متعادل سازی هیستوگرام به نواحی محلی تصویر، متعادل سازی هیستوگرام تطبیقی به دست می‌آید:

$$F_{AHE}(G) = G'_{min} + \Delta G' \frac{H_{AHE}(G)}{N_{AHE}} \quad (4)$$

متعادل سازی هیستوگرام تطبیقی AHE به عنوان ابزاری مؤثر برای بهبود



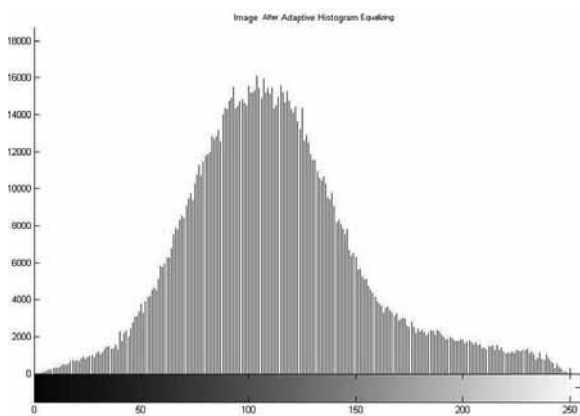
(ج)



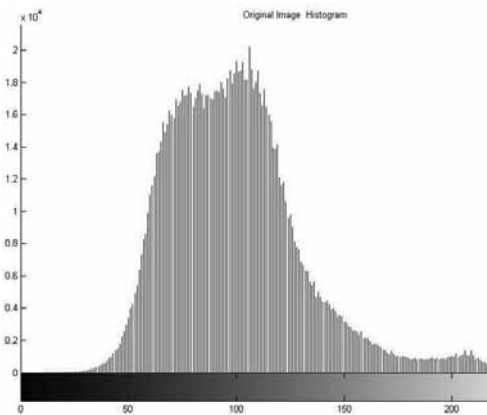
(ب)



(الف)



(ه)



(د)

شکل ۳ - (الف) تصویر اصلی، (ب) هیستوگرام تصویر اصلی، (ج) ماسک  $m \times m$  برای متعادلسازی هیستوگرام تطبیقی، (د) تصویر پس از متعادلسازی هیستوگرام تطبیقی، (ه) هیستوگرام تصویر بعد از متعادلسازی هیستوگرام تطبیقی

در این میان از روش نیبلاک که کارایی بهتری دارد استفاده می‌کنیم. ایده اصلی در این روش، تغییر سطح آستانه دوسطحی سازی برحسب انحراف استاندارد متوسط و محلی است. که سطح آستانه پیکسل  $(X, Y)$  به صورت رابطه (۵) تعریف می‌شود:

$$T(x, y) = m(x, y) + k \cdot s(x, y) \quad (5)$$

که  $s(X, Y)$  و  $m(X, Y)$  به ترتیب مقادیر متوسط و انحراف استاندارد تصویر نمونه در یک همسایگی محلی  $(X, Y)$  هستند که میزان  $k$  برحسب نوع تصویر تنظیم می‌شود.

### استخراج ویژگی

در این مقاله ویژگی‌هایی که بیانگر تعداد، اندازه، محل و وجود عیوب جوشکاری اند برای تشخیص تصاویر سالم از معیوب استفاده شده است.

#### ۱. ویژگی عیب فیلم

در فرایند تولید فیلم، گاهی ناحیه جوش در تصویر با ناخن کاربر آسیب می‌بیند. این عیب فیلم، بسیار به عیب جوش شباهت دارد و امکان دارد به عنوان عیب جوشکاری اشتباه گرفته شود. همان طور که در شکل ۴ نشان داده شده است، سطح خاکستری عیب فیلم از سطح خاکستری عیب جوش بیشتر است. در این ویژگی سطح خاکستری ناحیه معیوب استخراج می‌شود و اگر بالاتر از سطح مشخصی باشد، برابر یک و در غیر این صورت صفر در نظر گرفته می‌شود.

#### ۲. عدم وجود ناحیه معیوب

اگر ناحیه ای به عنوان عیب جوش مجزا نگردد، این ویژگی برابر یک و در غیر این صورت صفر در نظر گرفته می‌شود.

شفافیت در پردازش تصاویر به کار برده شده است. تأثیر اعمال متعادل سازی هیستوگرام تطبیقی در شکل ۳ نمایش داده شده است.

### ۳. فیلتراسیون واینر

اعمال فیلتر واینر (حداقل مجموع مربعات) در بازایی تصاویر، در مراجع دیگر گزارش شده است. در این تحقیق فیلتر واینر را به شکل تطبیقی به تصویر اعمال می‌کنیم که فیلتر بر حسب واریانس محلی تصویر تغییر می‌کند. جاهایی که واریانس زیاد است، هموارسازی تصویر کم و جاهایی که واریانس کم است، هموارسازی تصویر زیاد اعمال می‌شود. این روش در مقایسه با فیلتر خطی بسیار انتخابی تر است و لبه‌ها و سایر اطلاعات تصویر را بهتر حفظ می‌کند. این روش برای نویزهای تصویر با توان ثابت نظیر نویز گاوسی بهترین گزینه است.

### تقسیم بندی تصویر

تقسیم بندی تصویر را طی مراحل زیر اعمال می‌کنیم:

#### الف) استخراج تصویر جوش

قبل از اعمال هر پردازش محلی بر روی تصویر رادیوگرافی، ابتدا ناحیه جوشکاری شده را از تصویر پس زمینه جدا می‌کنیم.

#### ب) دو سطحی سازی محلی

دو سطحی سازی تصاویر سطح خاکستری یک مرحله مهم در بیشتر سامانه‌های تحلیل تصویر است. در تصاویر کیفیت پایین چون تصاویر رادیوگرافی، دوسطحی سازی کلی در مورد تصاویری که پس زمینه متغیری دارند کارایی خوبی نشان نمی‌دهد. لذا نیاز است روش دوسطحی سازی انتخاب شود که کل اطلاعات تصویر را به درستی حفظ کند. روش‌های مختلفی برای دوسطحی سازی محلی وجود دارد که ما

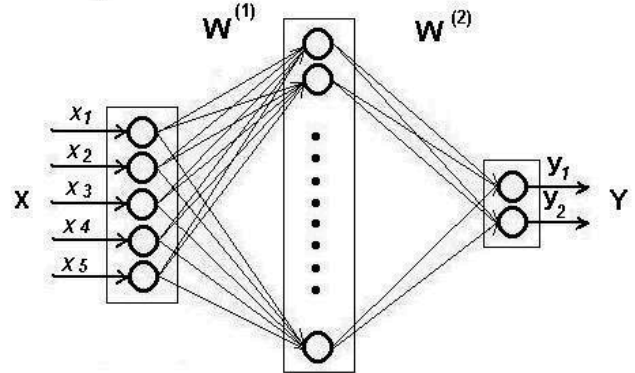
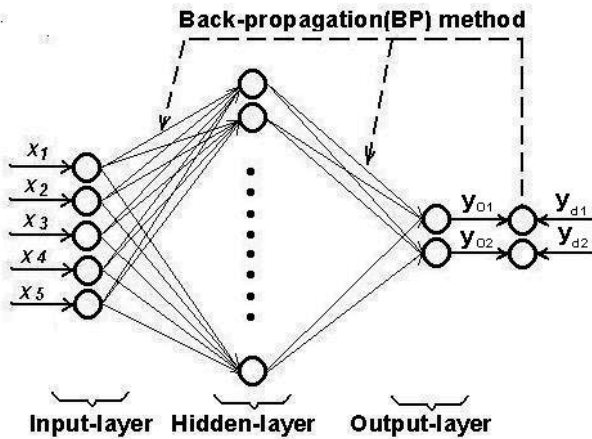


(ب)



(الف)

شکل ۴ - (الف) تصویر با عیب فیلم، (ب) تصویر با عیب جوش



شکل ۵ - (الف) ساختار شبکه عصبی مصنوعی (ANNs) با یک لایه ورودی، یک لایه مخفی، یک لایه خروجی و پنج نورون ورودی (ب) ساختار شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با سه لایه و پنج نورون ورودی

ANNs ترکیبی از یک سری المان‌های ساده اند که به طور موازی کار می‌کنند. این حجم بالای المان‌های موازی با تعداد زیادی ارتباطات داخلی می‌تواند انواع مسائل طبقه بندی پیچیده را حل کنند. یکی از شاخه‌های نو در این زمینه تحقیقاتی، طبقه بندی عیوب جوش با استفاده از ANNs است که در مقالات مختلف گزارش شده است. در این قسمت دو ساختار شبکه عصبی برای ایجاد ارتباط میان ورودی و خروجی سامانه توضیح داده می‌شود. نخستین ساختار ANNs پرسپترون چند لایه فید فوروارد با الگوریتم یادگیری BP است. ساختار دوم یک طبقه بندی کننده جدید مرکب منطقی - عصبی است که در این مقاله پیشنهاد شده است.

#### الف) ساختار شبکه عصبی پرسپترون چند لایه

پرسپترون چند لایه (MLP) متداول ترین ساختار شبکه عصبی فید فوروارد است. توانایی یادگیری، یکی از خواص اساسی ساختارهای شبکه عصبی است. در طول زمان یادگیری اتصالات وزنی میان المان‌ها مرتب بهینه می‌شوند. قانون یادگیری تصحیح خطا و الگوریتم یادگیری BP برای بهینه سازی ساختار پیشنهادی مورد استفاده قرار گرفته است. ساختار پیشنهادی از سه لایه موسوم به لایه ورودی، لایه خروجی و لایه پنهان تشکیل شده و در شکل ۵ نمایش داده شده است.

به نورون‌های لایه ورودی بردار ورودی  $X$  اعمال می‌شود و نورون‌های خروجی بردار  $Y$  را تولید می‌کنند. طبقه بندی کننده ما از سه لایه با پنج نورون در لایه ورودی و دو نورون در لایه خروجی تشکیل شده است. تابع فعال سازی نیز sigmoid انتخاب شده است تا دو حالت بیولوژیکی نورون را در شبکه شبیه سازی کند. بردار خروجی در حالت بدون عیب برابر  $(Y_1=1, Y_2=0)$  تعریف می‌شود و در حالت وجود عیب به صورت  $(Y_1=0, Y_2=1)$  تعریف می‌شود. نورون‌های لایه پنهان مقادیر نورون‌های ورودی را پس از اعمال وزن‌های متناظر  $W_{ij}$  جمع کرده و خروجی  $Y_0$  را به عنوان تابع جمع محاسبه می‌کنند. در فرایند آموزش، بردار خروجی واقعی  $Y_0$  که با شبکه عصبی تولید می‌شود ممکن است با بردار خروجی دلخواه  $Y_h$  برابر نباشد. الگوریتم BP متداول ترین روش آموزش پرسپترون چند لایه است و پرکاربردترین ساختار شبکه عصبی مورد استفاده است. الگوریتم محاسباتی BP به شکل زیر است:

#### ۳. اندازه متوسط عیب جوش

اندازه متوسط عیب جوش  $(\sum A_i/n)$ : نسبت مجموع نواحی معیوب  $(\sum A_i)$  به تعداد عیوب  $(n)$  است.

#### ۴. فاصله متوسط عیوب جوش از خط مرکزی

فاصله متوسط عیوب جوش از خط مرکزی  $(\sum d_i/n)$ : نسبت مجموع فواصل هر عیب از خط مرکزی جوش  $(\sum d_i)$  به تعداد عیوب جوش  $n$  است.

#### ۵. تعداد عیوب

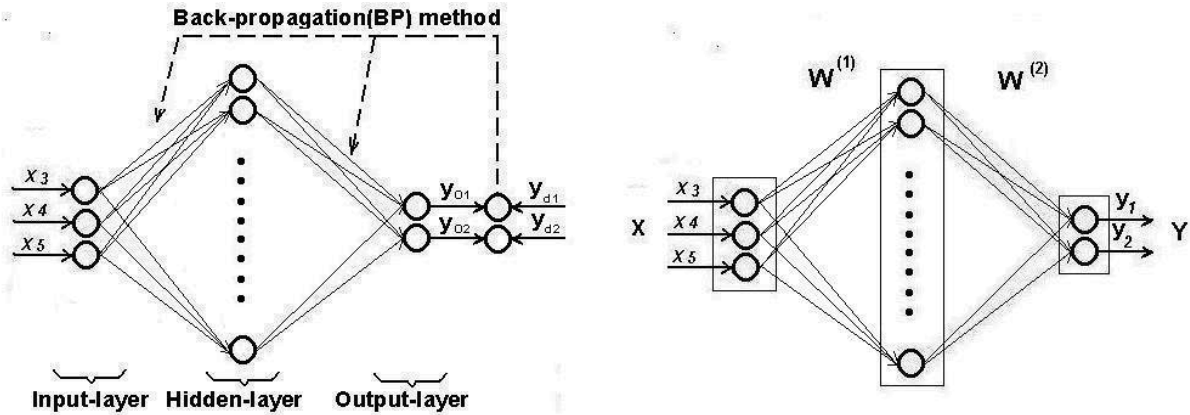
تعداد عیوب  $(n)$ : تعداد نواحی مجزا شده در ناحیه جوش است که به عنوان ناحیه معیوب شناسایی شده است.

#### ۶. ناحیه بندی

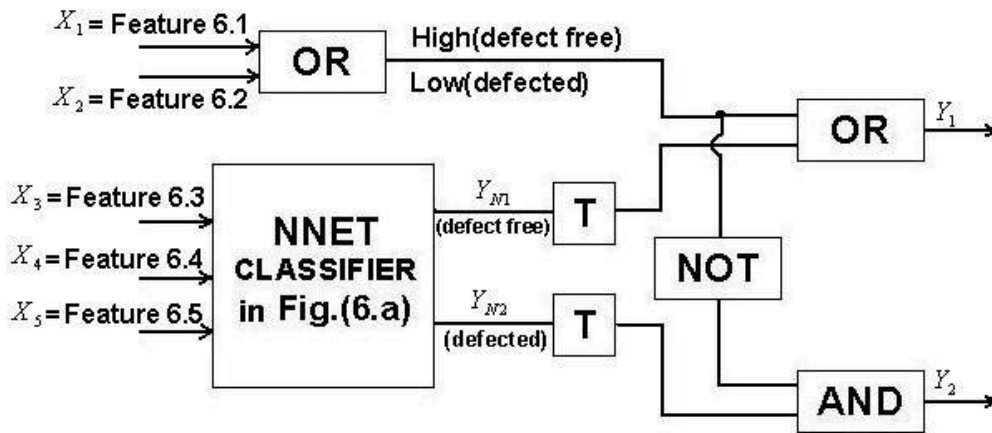
ناحیه بندی یک روش مهم برای استخراج ویژگی‌های ساختاری در تصاویر کم وضوح است. در این مقاله ناحیه بندی متناسب با ساختار ناحیه جوش انتخاب شده است. قسمت جوش در تصویر به صورت یک فریم چهار گوشه در تصویر انتخاب می‌شود. در ناحیه بندی طبیعی، ارتفاع  $(H)$  و عرض  $(W)$  یکسان انتخاب می‌شوند که همواره عرض ناحیه جوشکاری است. در ناحیه بندی پیشنهادی، ارتفاع برابر یک سوم عرض  $W$  انتخاب شده است. سپس ویژگی‌های پیشنهادی در بخش‌های (۱) تا (۵) از دو بلوک ناحیه بندی شده استخراج شده است. مجموعه نخست برای نواحی طبیعی  $(H=W)$  و مجموعه دوم برای نواحی پیشنهادی  $(H=W/3)$  است.

#### طبقه بندی

وظیفه تشخیص الگو، تخصیص الگوی ورودی استخراج شده با بردار ویژگی به یکی از کلاس‌های مشخص شده در خروجی است. در سامانه‌های پیچیده با روابط غیر خطی میان ورودی و خروجی، روش‌های متداول فقط برای حل مسائل طبقه بندی غیر خطی با محدودیت‌های مشخص کاربرد دارند و انعطاف پذیری لازم برای عملکرد در خارج از آن محدوده را ندارند. طبقه بندی کننده‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANNs) به عنوان روشی انعطاف پذیر در حل مسائل غیر خطی کاربرد دارند.



(الف)



(ب)

شکل ۶ - (الف) ساختار شبکه عصبی پرسپترون چند لایه آموزش یافته با استفاده از الگوریتم یادگیری BP با سه لایه و سه نورون ورودی، (ب) ساختار ترکیبی عصبی-منطقی پیشنهادی

که در آن  $\eta$  ضریب اینرسی با مقادیر  $0 \leq \mu \leq 1$  است. نتایج محاسبات در بخش بعد آمده است.

(ب) ساختار جدید ترکیبی عصبی-منطقی

در قسمت پیشین تمام پنج ویژگی استخراج شده مستقیماً به ساختار شبکه عصبی با الگوریتم یادگیری BP اعمال می‌شود (شکل ۵ الف). سپس شبکه آموزش یافته آزمایش و ارزیابی می‌شود. در این قسمت یک ساختار جدید ترکیبی عصبی-منطقی پیشنهاد شده است. این ساختار ترکیبی از شبکه‌های عصبی و منطق باینری است. فقط سه ویژگی مورد استفاده در بخش‌های ۳، ۴ و ۵ مبحث ویژگی‌ها به ساختار سه نورونی ورودی با الگوریتم BP اعمال می‌شود. دو ویژگی استخراج شده در بخش‌های ۱ و ۲ مبحث ویژگی‌ها دارای مقادیر باینری اند که مستقیماً به ساختار منطقی اعمال می‌شوند.

آموزش بر مبنای ساختار پیشنهادی در شکل (۶ الف) انجام می‌گیرد ولی ساختار عصبی-منطقی شکل (۶ ب) مرکب از شبکه‌های عصبی و گیت‌های منطقی برای آزمایش و طبقه بندی به کار می‌رود. بلوک‌های AND، OR و NOT گیت‌های منطقی و بلوک T دوسطحی کننده است. اگر ورودی به این بلوک بیشتر از سطح آستانه باشد، خروجی یک و در غیر این صورت صفر است. که مقدار آستانه برای این بلوک برابر نیم انتخاب شده است. اگر یکی از ویژگی‌های ۱ یا ۲ فعال باشد، بدین معناست که عیبی موجود نیست و خروجی سامانه بدون توجه به خروجی شبکه عصبی برابر حالت بدون عیب (یعنی  $Y_1=0, Y_2=1$ ) است در غیر این صورت نتیجه خروجی شبکه عصبی، غالب است.

(۱) تخصیص مقدار اولیه به وزن‌ها ( $W_{ji}$ ) با مقادیر کوچک و تصادفی

(۲) انتخاب تصادفی الگوی ورودی  $X^{(n)}$

(۳) انتشار سیگنال مستقیم از ورودی

(۴) محاسبه  $\delta_i^l$  در لایه خروجی ( $O_i = Y_{oi}^l$ )

$$\delta_i^l = f'(h_i^l) [Y_{di}^l - Y_{oi}^l]$$

که  $h_i^l$  بیانگر ورودی شبکه به واحد  $i$  ام در لایه  $l$  ام و  $f'$  مشتق تابع فعالسازی  $f$  است.

(۵) محاسبه دلتا برای لایه‌های بعدی با انتشار خطای برگشتی:

$$\delta_i^l = f'(h_i^l) \sum W_{ij}^{l+1} \delta_j^{l+1} \quad \text{for } l = (L-1), \dots, 1.$$

(۶) بازبازی مجدد وزن‌ها با رابطه:

$$\Delta W_{ji}^l = \eta \delta_i^l Y_j^{l-1}$$

(۷) بازگشت به مرحله ۲ و تکرار برای الگوی بعدی تا زمانی که خطای خروجی

به زیر حد مورد انتظار برسد یا تعداد تکرارها از حد بیشینه عبور کند. بنابراین الگوریتم BP از لایه خروجی شروع می‌شود و محاسبه تکراری مقادیر برای کل لایه‌ها انجام می‌دهد.

معمولاً برای افزایش سرعت الگوریتم BP یک ضریب اینرسی اضافه می‌کنند. ضریب اینرسی تعیین می‌کند که تغییر وزن‌های مرحله قبلی چه مقدار بر تغییر وزن‌های جدید تأثیر گذار است. معادله جدید برای  $\Delta W_{ji}$  به شکل زیر نشان داده شده است:

$$\Delta W_{ji}^{l+1} = \eta \delta_j^l X_i + \eta \Delta W_{ji}^l$$

جدول ۱- نتایج تشخیص برای دو نوع طبقه‌بندی کننده به ازای دو مجموعه ویژگی‌ها شامل ناحیه‌بندی (H=W) و ناحیه‌بندی (H=W/3) (از عیوب فیلم برای آموزش استفاده نشده است).

داده‌ها بدون اطلاعات عیوب فیلم		تشخیص صحیح (%)	حذف (%)	تشخیص غلط (%)
ویژگی‌های استخراجی از ناحیه طبیعی (H=W)	ساختار BP (شکل ۵)	۸۵	۱۳,۴	۱,۳
	ساختار عصبی - منطقی (شکل ۶)	۸۸,۳	۱۰	۱,۷
ویژگی‌های استخراجی از ناحیه پیشنهادی (H=W/3)	ساختار BP (شکل ۵)	۹۰	۱۰	۰
	ساختار عصبی - منطقی (شکل ۶)	۹۳,۳	۶,۷	۰

جدول ۲- نتایج تشخیص برای دو نوع طبقه‌بندی کننده به ازای دو مجموعه ویژگی‌ها شامل ناحیه‌بندی (H=W) و ناحیه‌بندی (H=W/3) (از عیوب فیلم برای آموزش استفاده شده است).

داده‌ها با اطلاعات عیوب فیلم		تشخیص صحیح (%)	حذف (%)	تشخیص غلط (%)
ویژگی‌های استخراجی از ناحیه طبیعی (H=W)	ساختار BP (شکل ۵)	۷۰	۲۸,۳	۱,۷
	ساختار عصبی - منطقی (شکل ۶)	۸۵	۱۱,۷	۲,۳
ویژگی‌های استخراجی از ناحیه پیشنهادی (H=W/3)	ساختار BP (شکل ۵)	۷۳,۳	۲۵	۱,۷
	ساختار عصبی - منطقی (شکل ۶)	۸۸,۳	۱۰	۱,۷

## نتایج

۱. داده‌ها

برای بانک اطلاعاتی از تصاویر رادیوگرافی اشعه گاما در خطوط لوله گاز ۱۶ اینچ استفاده شده است. روش رقومی سازی پیشتر توضیح داده شد. نود تصویر از بانک اطلاعات برای آموزش شبکه عصبی استفاده شد. دو سوم این تعداد، جوش‌های سالم و بقیه جوش‌های معیوب بودند. تولرانس خطا برای آموزش شبکه برابر ۰/۰۱ با سرعت آموزش ۰/۰۵ انتخاب شد. با تغییر نورون‌های لایه میانی، بهترین کارایی به ازای چهل نورون در لایه میانی به دست آمد.

## ۲. کارایی تشخیص

کارایی تشخیص در دو جدول نشان داده شده است که نمایشگر نتایج دو نوع طبقه‌بندی کننده به ازای دو مجموعه از ویژگی‌هاست. اولی طبقه‌بندی کننده شبکه عصبی با ساختار BP و دومی ساختار جدید ترکیبی عصبی-منطقی پیشنهادی در این مقاله است.

یک مجموعه ویژگی‌ها از ناحیه طبیعی (H=W) و دیگری از ناحیه بندی پیشنهادی (H=W/3) استخراج شده است. ساختار عصبی-منطقی پیشنهادی دارای نورون‌های ورودی کمتری است و در مقایسه با شبکه با پنج نورون ورودی زمان کمتری برای آموزش نیاز دارد. ضمناً طبق نتایج به دست آمده از جداول ۱ و ۲ کارایی بهتری در تشخیص الگوها دارد.

مقایسه نتایج تشخیص از نظر ناحیه‌بندی نشان می‌دهد که در طبقه‌بندی کننده‌های مشابه بازده تشخیص به ازای ویژگی‌های استخراج شده از ناحیه پیشنهادی (H=W/3) بالاتر است. جدول (۱) حالت عدم استفاده از اطلاعات فیلم‌های معیوب را نشان می‌دهد. در جدول (۲) از اطلاعات ۷ فیلم معیوب استفاده شده است. نتایج نشان می‌دهد که استفاده مستقیم از اطلاعات فیلم‌های معیوب باعث کاهش بازده تشخیص می‌شود.

## ۳. بحث

نتایج نشان می‌دهد که ساختار عصبی-منطقی پیشنهادی ضمن ارائه کارایی تشخیص بهتر، با جداسازی ویژگی‌های باینری از ویژگی‌های عددی و آموزش مجزای ویژگی‌های عددی و سپس ترکیب کل نتایج با هم در ساختار منطقی، سرعت فرایند تشخیص را بالاتر می‌برد. ضمناً آموزش مستقیم شبکه با اطلاعات عیوب فیلم بازده تشخیص را کاهش می‌دهد و باعث ایجاد ابهام در مرحله جداسازی عیوب جوش می‌گردد. اما ساختار جدید عصبی-منطقی دارای توانایی حذف عیوب فیلم را به کمک ساختار منطقی خود داراست و نیازی به آموزش عیوب فیلم ندارد. همچنین ویژگی‌های استخراج شده از ناحیه پیشنهادی (H=W/3) نتایج معنی دار تری ارائه می‌کند. ضمناً میزان و قابلیت اطمینان تشخیص را می‌توان با توسعه نمونه‌ها و افزایش داده‌های آموزشی بالا برد.

## نتیجه‌گیری

در این مقاله روشی برای تشخیص و جداسازی خودکار تصاویر رادیوگرافی معیوب از سالم تشریح گردید. ساختار جدیدی از طبقه‌بندی کننده شبکه عصبی در ترکیب با منطق باینری معرفی گردید. نتایج تجربی نشان می‌دهد که این ساختار جدید کارایی تشخیص بهتری را ارائه می‌کند در حالی که شبکه عصبی معمولی با اطلاعات عیوب فیلم در مرحله آموزش دچار ابهام می‌شود. ساختار عصبی-منطقی دارای توانایی حذف عیوب فیلم به کمک قسمت منطقی خود است بدون این که نیازی به آموزش عیوب فیلم داشته باشد. این مطلب از آنجا مهم است که آموزش عیوب فیلم به شبکه عصبی، باعث کاهش بازده تشخیص می‌گردد. ضمناً برای کارایی بهتر تشخیص از تکنیک‌های پیش پردازش تطبیقی و دوسطحی سازی محلی استفاده شده است و سپس ویژگی‌ها از نواحی مختلف تصویر استخراج شده‌اند.