



ارائه شده توسط:

سایت ترجمه فا

مرجع جدیدترین مقالات ترجمه شده

از نشریات معتبر

طبقه بندی تصویر بیولوژیکی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی راف-فازی

چکیده

این مقاله نمایانگر یک روش شناسی برای طبقه بندی تصویر بیولوژیکی از طریق یک شبکه عصبی مصنوعی راف-فازی یا RFANN می باشد. این رهیافت برای بهبود پروسه یادگیری توسط تئوری مجموعه های راف RS متمرکز بر انتخاب خصوصیت با در نظر گیری این امر استفاده می شود که انتخاب خصوصیت RS به استفاده از خصوصیات بعد پایین از پایگاه داده های تصویر امکان می دهد. این نتیجه می تواند حاصل آید، زمانی که خصوصیات تصویر با استفاده از توابع عضویت مشخصه سازی گردیده است و آنرا با قوانین مجموعه های فازی کاهش داده باشند. RS ارتباط خصوصیات و تاثیر روابط فازی را روی پاسخ سطح شبکه عصبی مصنوعی یا ANN شناسایی می کند. با این حساب، خصوصیات فیلتر شده با مجموعه های راف برای آموزش یک شبکه فازی نرونی ادراک چند لایه ای بکار می رود. کاهش مجموعه های خصوصیات منجر به کاهش پیچیدگی ساختار شبکه عصبی می گردد از اینرو زمان اجرای آن را بهبود می دهد. برای اندازه گیری عملکرد RFANN مطرح شده، زمان اجرا و خطای آموزشی را با خصوصیات کاهش نیافته مقایسه کردیم.

کلیدواژه ها: شناسایی تصویر، انتخاب خصوصیت، مجموعه های راف، مجموعه های فازی، شبکه عصبی مصنوعی

1-مقدمه

در مسائل پیچیده مانند طبقه بندی تصویر سلولهای بیولوژیکی، کسب خصوصیات اساسی باید بدون یک دانش قبلی از تصویر انجام گیرد. مقدار افزایش یافته خصوصیات باعث پیچیدگی محاسباتی و زمان اجرای حتی بیشتر می شود. وانگهی، به دلیل نویز پایگاه داده ها که در اثر خصوصیات تصویر اضافی است می تواند باعث کاهش ظرفیت نمایش گردد. طبق گفته Shang & Qiang در 2008، بکارگیری مکانیسم انتخاب خصوصیات راف-فازی به کاهش یک مجموعه خصوصیات بعدگرایی پایین از شرحیات نمونه ها امکان می دهد.

برای این موارد پیچیده از زندگی واقعی، استفاده از مجموعه های راف یا RS در پردازش قبلی پایگاه داده ها کارآمد بوده است، چرا که تنها مرتبط ترین خصوصیات به عنوان پارامترهای ورودی برای شبکه عصبی استفاده می شود. RS اخیراً به شکل رهیافت ریاضی اصلی دیگری برای مدیریت عدم قطعیت پدیدار شده است که از اطلاعات غیردقیق، مختل شده، یا ناکامل ناشی می شود. مشخص شده است که بویژه در حیطه کاهش دانش موثر می باشد.

در این موارد، تئوری مجموعه فازی یا FS و RS نمایانگر دو رهیافت مختلف برای ابهام می باشند. FS مطرح کننده تدریجی بودن دانش می باشد که با عضویت فازی بیان می گردد در صورتیکه تئوری مجموعه راف دانه دانه بودن دانش را مطرح می سازد که با رابطه قابلیت عدم تمیز بیان می شود.

یک گزینه برای ساده سازی ساختار شبکه عصبی مصنوعی ANN و کاهش اختلال ایجاد شده توسط خصوصیات غیرمعنی دار استفاده از رهیافت مجموعه راف یا RS برای انتخاب مهمترین خصوصیات می باشد. مقاله کنونی یک الگوریتم جدیدی را برای درک انتخاب خصوصیت، با قصد استفاده از RS به عنوان یک ابزاری برای ساختار بندی ANN مطرح می دارد. روش شناسی شامل تولید قوانینی از مثالهای آموزشی با یادگیری مجموعه راف، و نقشه بندی فاکتورهای وابستگی قوانین به سنجشهای ارتباطی یک شبکه عصبی چهار لایه می باشد.

مزیت رهیافت شبکه عصبی مصنوعی راف-فازی یا RFANN شامل سینرجی حاصله توسط ترکیب دو یا چند توانایی تکنیکی برای دستیابی به یک سیستم قدرتمندتر درباره یادگیری و تعمیم می باشد. یک معماری ترتیبی در این کار استفاده شده است که در آن RS و FS توابع مجزایی دارند: RS مهمترین خصوصیات را شناسایی می کنند که FS پاسخ سطح را تولید می کند (ورودی، خروجی) چون شبکه فازی عصبی یا NFN قابلیت یادگیری دارد و می تواند خودش را با دنیای واقعی سازگار سازد.

این مقاله به ترتیب ذیل سازماندهی شده است: بخش 2 نمایانگر بررسی متون علمی است، بخش 3 نمایانگر روش شناسی آزمایشی و بخش 4 نمایانگر اجرای آزمایشات است. نتیجه گیری در بخش 5 ارائه گردیده است.

2- بررسی متون

تکنیک ها را می توان ترکیب کرد تا یک سیستم قوی تری را از لحاظ تفسیر، یادگیری، تخمین پارامتر، تعمیم، و نیز نقطه ضعف کمتر بدست داد. با این حساب، ترکیبات مختلفی در مقالات مختلف بکار بسته شده است تا

سیستم هایی را براساس موارد ذیل تولید کند: شبکه عصبی مینیمم-ماکزیمم فازی، درخت رگرسیون و مدل جنگل تصادفی به عنوان یک ابزار حمایت از تصمیم گیری برای طبقه بندی داده های پزشکی، یک شبکه عصبی پویای انقلابی هیبرید برای تحلیل روند بازار سهام و پیشگویی با استفاده از فیلتر Kalman بدون نشانه، ارزیابی ریسک سرمایه با استفاده از طبقه بندی کننده بهینه سازی چندمعیاره با عوامل هسته، فازی سازی و جریمه. یک مدل ماشین بردار حمایتی تازه ترکیب کننده تحلیل مولفه ای اصلی هسته با الگوریتم ژنتیکی برای شناسایی این دخالت مطرح گردیده است. دو تا الگوریتم استخراج هیبرید مستقل برای بهبود میزان صحت طبقه بندی درخت تصمیم گیری و طبقه بندی کننده Naïve Bayes برای طبقه بندی مسائل چندرده ای، یک الگوریتم خوشه بندی ایمنی مصنوعی کوانتوم هیبرید فازی تازه براساس مدل ابری، یک رهیافت بهینه سازی برپایه فلسفه بهینه سازی ترتیبی و بهینه سازی انبوه ذرات برای جستجو در فضای پیوسته متغیرهای عملیاتی استفاده گردید و یک مدل فازی عصبی مبتنی بر ماشین های بردار حمایت مربعات حداقل محلی برای تولید سری های غیرخطی و زمان بی نظم استفاده گردید.

تکنیک های مرکب را نیز می توان برای شناسایی، پردازش و رسیدگی به تصاویر در سیستم های تولیدی مبتنی بر اینها بکار بست: ماشین یادگیری فوق العاده و روش طبقه بندی مبتنی بر نمایش نامتراکم، که توجه معنی داری را به دلیل مشخصات عملکرد مرتبط شان در تشخیص دید و الگوی کامپیوتری جلب کرده اند، یک سیستم تشخیص بیان چهره مبتنی بر AdaBoost عصبی، رهیافت کلنی زنبور عسل مصنوعی به تکه تکه سازی اطلاعات مبتنی بر شبکه های عصبی تابع پایه شعاعی فازی برای هم آمیزی تصویر، یک الگوریتم یادگیری چندنمونه ای تازه مبتنی بر چارچوب هسته های متعدد که برای طبقه بندی تصویر مطرح گردیده است، ماشین های بردار حمایتی به کمک انتخاب خصوصیت فازی-راف برای طبقه بندی تصویر مریخ، مجموعه های راف و مجموعه های نزدیک در تصویربرداری پزشکی، اجرا و تحلیل مقایسه ای مجموعه راف، شبکه عصبی مصنوعی و طبقه بندی کننده های فازی-راف برای طبقه بندی تصویر ماهواره و یک تحلیل الگوریتم های خوشه بندی برای تکه سازی تصویر MR با استفاده از IQI.

تکنیک های هیبرید برای تصاویر بیولوژیکی، سیستم های تولید کننده براساس رهیافت سیستم تخصصی به شناسایی و خوشه بندی خصوصیات تصاویر بیولوژیکی، شبکه های عصبی مصنوعی برای طبقه بندی و شناسایی

داده های بافت بیولوژیکی بدست آمده با تصویربرداری طیف سنجی توده ای، تکنیک های خوشه بندی و طبقه بندی ملهم از طبیعت چندهدفی برای تکه سازی تصویر، طراحی و آموزش شبکه عصبی مصنوعی تکاملی برای طبقه بندی روکش چوب، الگوریتم های تکه سازی تصویر به کار بسته شده برای شناسایی نقص چوب، یک روش عصبی-فازی جدید برای تحقیق روی مشخصات تصاویر چهره، مجموعه های راف در ترکیب با سایر روش شناسی های مختلف مانند شبکه های عصبی، موجک ها، مورفولوژی ریاضی، مجموعه های فازی، الگوریتم های ژنتیکی، رهیافتهای بیزین، بهینه سازی انبوه و ماشین های برداری حمایتی در حوزه پردازش تصویر بکار بسته شده اند. شبکه های مجموعه راف هیبرید شده با سایر تکنولوژی های هوشمند محاسباتی که شامل شبکه های عصبی، بهینه سازی انبوه ذرات، ماشین های بردار حمایتی و مجموعه های فازی می باشد.

2-1- شناسایی تصویر

مدت زیادی طول می کشد که یک فرد را آموزش دهیم تا در شناسایی چوب باکفایت شود. وانگهی، بررسی دستی نمونه چوب می تواند خیلی ذهنی باشد. علاوه بر خصوصیات ماکروسکوپی چوب، خصوصیات فیزیکی مانند وزن (محتوای رطوبت مختلف)، رنگ (تنوع)، بو، سختی، بافت و ظواهر سطحی نیز در نظر گرفته می شود. برای نمونه نامعین، معمولا کلیدهای دوبخشی روی یک عملیات تحلیلی سیستماتیک برای بررسی ساختار چوب مورد استفاده قرار گرفته اند.

شناسایی درخت در جنگل می تواند به سهولت توسط بررسی گلهها، میوه ها و برگهای آن معین گردد. اما وقتی درخت افتاد، شناسایی درخت خیلی مشکل می شود و باید متکی بر خصوصیات فیزیکی، ماکروسکوپی، و میکروسکوپی برای شناسایی باشد. در این تحقیق، یک سیستم شناسایی هوشمند با استفاده از تجهیزات کم هزینه برای شناسایی گونه های درخت براساس خصوصیات ماکروسکوپی چوب طراحی شده است.

تکنیک های پردازش تصویر به طور وسیعی برای طبقه بندی و خوشه بندی سلولهای گیاهی استفاده شده است. در بیشتر موارد، طبقه بندی بیولوژیکی توسط عاملان آموزش دیده اجرا شده است، اما این راه حل از معایب مهمی رنج می برد، به نحوی که متون حاوی چندین مقاله می باشد که در آن شبکه های عصبی در تصویر پردازش کننده سلولهای گیاهی، و نیز برای پیشگویی سختی شکست استفاده می شود.

2-2- تئوری مجموعه راف یا RS

RS توسط Zdzislaw Pawlak در 1982 به شکل یک مدل ریاضی برای ارائه دانش و پردازش عدم قطعیت مطرح گردید. یک مفهوم مهم در RS کوچک نمایی می باشد.

یک کوچک نمایی حداقل مجموعه خصوصیات است که می تواند یک شی را با همان صحت مجموعه اصلی خصوصیات نمایش دهد. حذف خصوصیات زائد می تواند به شناسایی قوانین طبقه بندی قوی، غیرزاید کمک کند.

یک کوچک نمایی B یعنی RED(B) روی سیستم اطلاعات IS یک مجموعه خصوصیات $B' \subseteq B$ است به نحوی که کلیه خصوصیات $a \in (B - B')$ غیرقابل تمیز باشند. با این حساب، $U/INDs(B') = U/INDs(B)$ می باشد که در آن $INDs(B)$ رابطه عدم قابلیت تمیز نامیده می شود.

محاسبه کوچک نمایی یک مسئله با سختی n-p می باشد و پردازش کوچک نمایی برای پایگاه های داده بزرگ نیاز به پردازش محاسباتی بالایی دارد. کوچک نمایی با عدم قابلیت تمیز از ماتریس عدم قابلیت تمیز تولید شده است.

ماتریس عدم قابلیت تمیز سیستم های اطلاعاتی S، که با $DM(B)$ نمایش داده می شود یک ماتریس $n \times n$ متقارن با این موارد می باشد:

$$mD_{(i,j)} = \{a \in B \mid a(E_i) \neq a(E_j)\} \text{ for } i, j = 1, 2, \dots, n. \text{ with } 1 \leq i, j \leq n \text{ and } n = |U / INDs(B)|.$$

با این حساب، عناصر ماتریس عدم قابلیت تمیز $MD(I, J)$ یک مجموعه خصوصیات شرطی B است که عناصر رده ها را در رابطه با مقادیر نامی شان متمایز می سازد.

کوچک نماهای S از طریق روشهای ساده سازی توابع بولی برای تابع $F_S(B)$ تولید می شود.

این ساده سازی یک تخمین جبری توابع منطقی است، که با هدف کاهش تعداد خصوصیات انجام می شود.

$$F_S(a_1^*, a_2^*, \dots, a_m^*) = \bigwedge \{ \bigvee m_D^*(i, j) \mid i, j = 1, 2, \dots, n, \quad m_D(i, j) \neq 0 \} \quad (1)$$

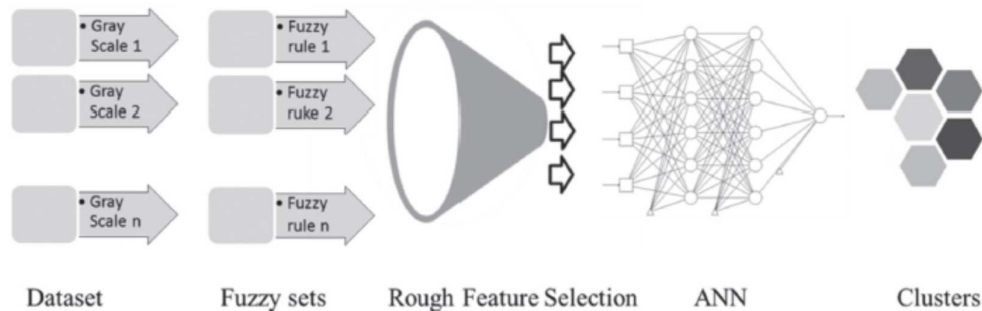
With: $m_D^*(i, j) = \{a^* \mid a \in m_D(i, j)\}$

تابع عدم قابلیت تمیز $F_S(B)$ به ترتیب ذیل بدست می آید: برای کلیه خصوصیات نمایش داده شده توسط یک عنصر در ماتریس عدم قابلیت تمیز $MD(B)$ ، عامل حاصل جمع (or یا \vee) را بکار برید و برای هر جفت سلولها

در این ماتریس، عنصر حاصل جمع را (and یا \wedge) بکار برید که به عبارت بولی حاصل جمع نتایج منجر می شود.

مجموعه های فازی مربوط به عضویت در میان عناصر از رده یکسان می باشد، درحالیکه RS راجع به رابطه بین گروه های عناصر در رده های مختلف می باشد.

اما، تئوری RS با تئوری مجموعه های فازی رقابت نمی کند بلکه بیشتر آنرا تکمیل می کند.



شکل 1-پروسه کامل شبکه عصبی مصنوعی راف-فازی یا RFANN

در واقع، تئوری RS و تئوری مجموعه های فازی دو رهیافت مستقل برای پردازش دانش غیردقیق می باشند. عوامل کندکننده کسب دانش یک مسئله مهم است که مانع ایجاد سیستم های نظارتی هوشمند می شود. ایجاد پایه های دانش خوب برای این کار به طور آشکار دشوار می باشد. این مسئله بویژه در جایی شایع است که متخصصان به سهولت در دسترس نباشند. تکنیک های یادگیری ماشین (بویژه روشهای القا قانون) می تواند از مزیت بالایی در این حیطه با فراهم سازی راهکارهایی برای استخراج ماشینی دانش مفید به شرط داده های تاریخی کافی برخوردار باشد.

2-3-مجموعه فازی (FS)

در 1965، Zadeh در 1964 یک تعداد را به هر عنصر در جهان نسبت داد که نشان دهنده درجه ای است که تا آن حد عنصر متعلق به یک مجموعه فازی است. برای فرمولسازی این مفهوم مجموعه فازی به طور ریاضی، ما تعریف ذیل را ارائه کرده ایم. اجازه دهید که X دنیا باشد. یک نظیرسازی $A: X \rightarrow [0,1]$ را یک مجموعه فازی روی X می نامند. مقدار $\mu(x)$ از A ، در $x \in X$ نشانه درجه عضویت x در A می باشد. مجموعه کلیه مجموعه های فازی روی X با $F(X)$ نشان داده خواهد شد. $\mu(x) = 1$ به معنی عضویت کامل، $\mu(x) = 0$ به معنی عدم عضویت، و مقادیر

حدواسط بین 0 و 1 به معنی عضویت ناقص می باشد. $\mu(x)$ اشاره به یک تابع عضویت دارد حین اینکه x در X تغییر می کند.

براساس پایگاه داده، توابع عضویت برای کلیه متغیرها تعریف گردید، و معیار برای تعریف انحراف و مرکزیت هر یک از این توابع با حمایت از جانب متخصصان تزریق ایجاد گردید. ما سطوح حساسیت (برچسب های زبانشناختی) α را برای هر تابع عضویت با مراکز مربوطه c_α و انحرافهای استاندارد σ در نظر گرفتیم. با در نظر گیری مولفه های $x \in X$ ، برای مدلسازی توابع عضویت، ما از تابع گاوسی استفاده می کنیم.

$$\mu^\alpha(x) = e^{-\frac{1}{\sigma}(x-c_\alpha)^2} \quad (2)$$

قضیه های کلیه قوانین با مدخلهای کنترل شده برای تعیین اینکه کدام قوانین برای این موقعیت بکار بسته می شود، مقایسه می گردد. خروجی ها با قوانین تثبیت شده ای مقایسه می شود که تعیین شده اند. در این مقاله، ما از نرم T برای $x = (x_1, x_2, \dots, x_q)$ همانگونه که در مقاله Jensen در 2005 توصیه شده است، استفاده کردیم، که در آن مقدار قوانین $\Phi_{j|z=1, \dots, p}$ استنباط با معادله 3 محاسبه می شود:

$$\Phi_j(x) = \mu_{x_1}^{\alpha_1}(x_1) \vee \mu_{x_2}^{\alpha_2}(x_2) \vee \dots \vee \mu_{x_p}^{\alpha_p}(x_p) \quad (3)$$

2-4- شبکه های عصبی مصنوعی یا ANN

ادراک چندلایه ای معماری ANN یا MLP معمولا شامل مشخصات تعداد لایه ها، نوع تابع فعالسازی هر واحد، وزنهای ارتباطات میان واحدهای مختلف می باشد و باید برای ساخت معماری عصبی تعیین شود. این مقاله یک معماری ANN فیدبک نظارت شده را در سه لایه ارائه می دهد: لایه ورودی نمایانگر مقادیر پایه قانون ساده سازی شده است. نرونهای لایه مخفی شبکه از مجموعه قوانین استنباط (ساده سازی شده) آموزش دیده اند. الگوریتم استفاده شده در آموزش MLP انتشار رو به عقب خطا است که به ترتیب ذیل کار می کند: اول، یک استاندارد ارائه می شود. در این کار، یک استاندارد بردار پیش نمونه خواهد بود و نام آن لایه ورودی شبکه است. این الگو لایه به لایه پردازش می شود تا اینکه لایه خروجی پاسخ ارائه شده f_{MLP} را به ترتیب محاسبه شده در معادله 4 ارائه دهد:

$$f_{MLP}(x) = \varphi \left(\sum_{i=1}^n v_i \varphi \left(\sum_{j=1}^m w_{ij} x_j + b_{i0} \right) + b_0 \right) \quad (4)$$

که در آن w_{ij} وزنهای سیناپسی بوده، b_1 و b_0 سوگیری ها بوده و φ تابع فعالسازی است که معمولاً به شکل تابع سیگموئیدی مشخصه سازی می شود.

ANN توانایی حل مسائل در سیستم های کمپلکس نظیر طبقه بندی تصویر به دلیل توانایی اش برای تعمیم است ولی در کار با اطلاعات زاید یا با مجموعه داده های خیلی بزرگ مشکل دارد.

2-5- شبکه عصبی مصنوعی راف-فازی RFANN

در این مقاله پردازش از قبل از طریق RS برای شناسایی اینکه کدام خصوصیات برای طبقه بندی تصویر مرتبط ترین می باشند، کار می کند. انتخاب راف وسیله ای را فراهم می سازد که با آن داده های مختل کننده پراکنده یا ارزش واقعی (یا مخلوطی از هر دو) را بتوان به طور موثری بدون نیاز به اطلاعات تهیه شده کاربر کاهش داد. بعلاوه، این تکنیک می تواند برای داده هایی با خصوصیات پیوسته یا نامی تصمیم گیری بکار بست و بدین لحاظ می تواند برای رگرسیون و پایگاه داده های طبقه بندی بکار بسته شود. تنها اطلاعات اضافی لازم به شکل تقسیمات فازی برای هر خصوصیت است که می تواند به طور خودکارسازی شده از داده ها مشتق سازی گردد. انتخاب خصوصیات برای مسائلی مانند طبقه بندی تصویر یک مشکل پیچیده است و پیچیدگی آن به طور نمایی در تعداد خصوصیات پراکنده سازی شده رشد می کند. در این مقاله یک الگوریتم جدید برای انجام پراکندگی مطرح گردیده است.

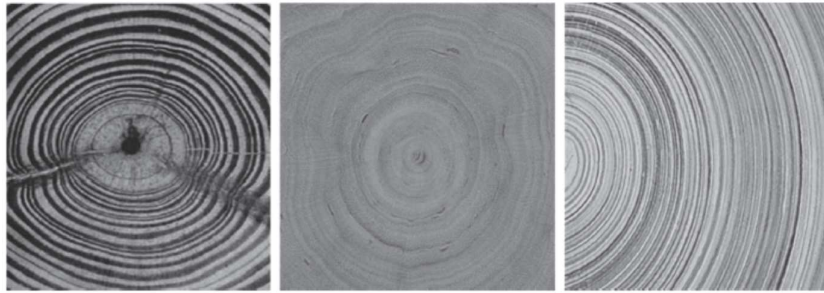
TarjomeFa.Com

3- روش شناسی آزمایشی

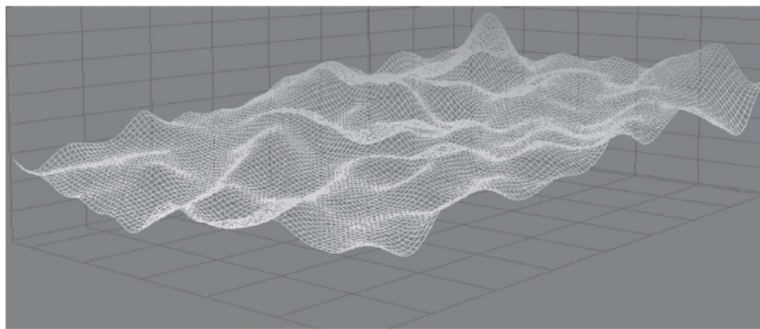
این کار را باید به شکل یک کاربرد تکنیک های هوش مصنوعی بویژه ANN برای تعیین یک پاسخ سطحی نگریت. پلتفرم سخت افزاری بکار رفته در آزمایشات اینهاست: CPU یک هسته ای i5-4200U 1.6 GHz و رم 8 گیگ و هارد 500 گیگابایت.

3-1- تعیین الگوریتم جدید

پردازش تصاویر و روتین های RFANN با زبان برنامه نویسی C نوشته شد. شکل 1 نشان دهنده پروسه کامل شبکه عصبی مصنوعی راف-مصنوعی یا RFANN می باشد. RS قوانین فازی را پیش پردازش کرده و تولید بردارهای ورودی با مهمترین خصوصیات را نموده است. این پایه قانون کاهش یافته برای آموزش MLP ANN بکار گرفته می شود.



شکل 2- تصویر از مقاطع شعاعی درخت



تصویر 3- شبکه نمایانگر نوع شناسی تصویر

این سیستم پردازش تصویر به ترتیب ذیل عمل می کند: خصوصیات از تصاویر رنگی با پردازش هر کانال تصویر رنگی (قرمز، زرد، سبز) به شکل یک تصویر تک رنگ و تغییر شکل اطلاعات شکل آن در سطوح پیکسل از طریق یک برنامه زبان C استخراج می شود. در مرحله دوم، یک ماتریس با مقادیر عددی شدت رنگ منطبقه با هر پیکسل (بین 0 و 255) ایجاد می شود.

بعد از این سیستم، نرمالسازی را روی ماتریس عددی انجام می دهد که در آن یک مقدار واحد برای شدت ماکزیمم پیکسل و صفر به شدت حداقل نسبت داده می شود.

تصاویر از مقطع محوری درختان جمع آوری گردید و هر یک با اندازه 1756 در 1326 پیکسل بود. در ذیل پایگاه داده های تصاویر تشکیل شده از مقاطع شعاعی در نمونه های مختلف در شکل 2 نشان داده شده است.

از این پایه نرمالسازی شده، بردارها ایجاد شده تا الگوها را برای هر تصویر ایجاد کنند. این استانداردها به عنوان پایه ای از آموزش داده ها برای RFNAN استفاده خواهد شد که بعد از آموزش قادر به شناسایی نمونه خواهد بود حتی اگر دقیقاً بردار خصوصیت متعلق به آموزش پایگاه داده ها نباشد.

برنامه کامپیوتری تصاویر را به شبکه سه بعدی از طریق تصویر تک رنگی اش تبدیل می کند. در این مرحله الگوریتم ایجاد یک شبکه نمایانگر نوع شناسی تصویر می کند که در آن نقطه مرتبط با یک مجموعه مختصات فضایی بنا به شکل 3 می باشد.

یک $image = \{y(s)\}$ مفروضاً یک میدان تصادفی گاوسی روی شبکه M در N به نام Ω می باشد که در آن $y(s)$ نمایانگر سطح خاکستری یک پیکسل در مکان $s_{(ij)}$ است که در آن $y(s) \in [0; y_{max}]$ می باشد. فضا به بخشهای q تایی به ترتیب ذیل بنا به معادله 5 تقسیم بندی فرعی خواهد شد:

$$y_{down}^i = i \cdot \frac{y_{max}}{q} \quad y_{up}^i = y_{down}^i + i \cdot \frac{y_{max}}{q} \quad i=1,2,\dots,q \quad (5)$$

با در نظر گیری نمونه های b در پایگاه داده تصویر، به فرض یک مجموعه غیر تهی Y ، یک بخش احتمالی Ψ یک مجموعه از زیرمجموعه های غیر تهی Y می باشد به نحوی که معادله 6 برقرار باشد:

$$\psi = \{y(s) \in Y, \psi \subset Y, y(s) < y_{up}^i \text{ and } y(s) > y_{down}^i\} \quad (6)$$

برای مجموعه محدود Ψ_i اساساً، که با $card(\Psi_i)$ نمایش داده می شود، تعداد عناصر مجموعه است همانگونه که در معادله 7 نشان داده شده است:

$$X_i = card(\psi_i) \quad (7)$$

بردارهای خصوصیت بنا به تعریف فوق به عنوان پایه داده های آموزشی برای یک RFANN استفاده خواهد شد که بعد از آموزش آن، قادر به طبقه بندی تصویر خواهند بود.

امکان پذیر است که یک مجموعه داده هایی را با بردارهای خصوصیات مربوطه برای کل الگوی تصاویر تعیین کرد که مقدار بدست آمده در ذیل در جدول 1 نشان داده شده است.

3-2- فضاهای تخمین

برای بدست آوردن مقدار خروجی شبکه در فاز تعمیم، لازم است که مقادیر را از قوانین استنباط طبقه بندی نمود. فضاهای تخمین می تواند به شکل دانه های استفاده شده برای تخمین مفهوم پردازش شود. اینها برخی ساختارهای منطقی پارامتری شده خاص است.

جدول 1- پایگاه داده ها: کلیه خصوصیات مجموعه برای هر نمونه

Table 1
Datasets: All set features for each sample.

Feature	Sample 0	Sample 1	Sample 2	Sample 3	Sample 5	Sample 6
×1	3636	8	29	11	15	119
×2	3284	0	108	0	6	444
×3	1842	1	186	0	25	932
×4	1160	11	286	1	59	1254
×5	796	80	413	0	137	1759
×6	655	433	574	4	248	1937
×7	681	1390	749	67	319	2050
×8	549	3144	998	370	443	2311
×9	677	5431	1278	1276	482	2472
×10	775	7383	1585	3012	610	2509
×11	1051	4516	2176	5006	1039	2409
×12	1484	1110	2653	5916	1806	1950
×13	1999	235	2779	4196	2878	1583
×14	2214	61	2978	2580	3971	871
×15	1757	14	3344	1140	5046	468
×16	967	2	2786	341	4646	149
×17	320	3	1052	106	1950	40
×18	87	5	300	22	421	7
×19	16	0	29	2	56	0

جدول 2-تابع ورود راف یا $v(i,j)$.

Table 2
Rough inclusion function - v_{Rij} .

feature	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	Σ
1	1.00	0.50	0.33	0.25	0.25	0.17	0.17	0.14	0.14	0.14	0.14	0.14	0.14	0.17	0.17	0.20	0.20	0.25	0.50	5.01
2	0.50	1.00	0.50	0.33	0.25	0.17	0.17	0.14	0.14	0.14	0.14	0.14	0.17	0.20	0.20	0.17	0.20	0.20	0.33	5.07
3	0.33	0.50	1.00	0.33	0.25	0.17	0.17	0.14	0.14	0.14	0.14	0.17	0.17	0.25	0.25	0.17	0.20	0.20	0.33	5.05
4	0.25	0.33	0.33	1.00	0.50	0.25	0.25	0.20	0.20	0.17	0.17	0.14	0.14	0.20	0.20	0.20	0.33	0.25	0.25	5.37
5	0.25	0.25	0.25	0.50	1.00	0.33	0.33	0.25	0.25	0.20	0.20	0.17	0.17	0.17	0.17	0.20	0.50	0.25	0.25	5.68
6	0.17	0.17	0.17	0.25	0.33	1.00	0.50	0.33	0.33	0.25	0.25	0.20	0.20	0.14	0.14	0.17	0.33	0.25	0.17	5.35
7	0.17	0.17	0.17	0.25	0.33	0.50	1.00	0.33	0.33	0.25	0.25	0.17	0.17	0.14	0.14	0.17	0.33	0.25	0.17	5.29
8	0.14	0.14	0.14	0.20	0.25	0.33	0.33	1.00	0.50	0.25	0.33	0.17	0.17	0.14	0.17	0.20	0.25	0.20	0.14	5.06
9	0.14	0.14	0.14	0.20	0.25	0.33	0.33	0.50	1.00	0.25	0.25	0.17	0.17	0.14	0.17	0.20	0.25	0.20	0.14	4.98
10	0.14	0.14	0.14	0.17	0.20	0.25	0.25	0.25	0.25	1.00	0.33	0.20	0.25	0.17	0.14	0.20	0.20	0.17	0.14	4.60
11	0.14	0.14	0.14	0.17	0.20	0.25	0.25	0.33	0.25	0.33	1.00	0.25	0.20	0.17	0.14	0.20	0.20	0.17	0.14	4.68
12	0.14	0.14	0.17	0.14	0.17	0.20	0.17	0.17	0.17	0.20	0.25	1.00	0.50	0.20	0.17	0.17	0.20	0.14	0.14	4.43
13	0.14	0.14	0.17	0.14	0.17	0.20	0.17	0.17	0.17	0.25	0.20	0.50	1.00	0.20	0.17	0.17	0.20	0.14	0.14	4.43
14	0.17	0.20	0.25	0.20	0.17	0.14	0.14	0.14	0.14	0.17	0.17	0.20	0.20	1.00	0.25	0.25	0.17	0.17	0.17	4.29
15	0.17	0.20	0.25	0.20	0.17	0.14	0.14	0.17	0.17	0.14	0.14	0.17	0.17	0.25	1.00	0.20	0.17	0.17	0.17	4.17
16	0.20	0.17	0.17	0.20	0.20	0.17	0.17	0.20	0.20	0.20	0.20	0.17	0.17	0.25	0.20	1.00	0.20	0.20	0.20	4.45
17	0.20	0.20	0.20	0.33	0.50	0.33	0.33	0.25	0.25	0.20	0.20	0.20	0.20	0.17	0.17	0.20	1.00	0.25	0.20	5.38
18	0.25	0.20	0.20	0.25	0.25	0.25	0.25	0.20	0.20	0.17	0.17	0.14	0.14	0.17	0.17	0.20	0.25	1.00	0.33	4.79
19	0.50	0.33	0.33	0.25	0.25	0.17	0.17	0.14	0.14	0.14	0.14	0.14	0.14	0.17	0.17	0.20	0.20	0.33	1.00	4.92

تنظیم پارامترها جستجوی فضاهای تخمین مرتبط را نسبت به مفاهیم معین امکانپذیر می سازد. تابع ورود راف $P(U) \times P(U) \rightarrow [0, 1]$ درجه ورود Φ^i در Φ^j را تعریف می کند که در آن $\Phi^i, \Phi^j \subseteq U$ می باشد. در ساده ترین مورد

تابع ورود راف استاندارد می تواند با معادله 8 تعریف گردد:

$$v^{ij} = \begin{cases} \frac{\text{card}(\Phi^j \cap \Phi^i)}{\text{card}(\Phi^j)} & \text{if } \Phi^j \neq 0 \\ 1 & \text{if } \Phi^j = 0 \end{cases} \quad (8)$$

الگوریتم تابع ورود راف $v(i,j)$ به ترتیب ذیل معین می شود:

$V[]$: تابع ورود راف

$\Phi[]$: قوانین فازی استنباط

```

(1)  $k, i, j, v_{[]}: \leftarrow 0$ 
(2) do
(3)   if  $(\Phi_{[ik]} \neq \Phi_{[jk]}) v_{[ij]} = v_{[ij]} + 1$ 
(4)     until  $k < p$ 
(5)     until  $i < q$  and  $j < q$ 
(6)     return  $v_{[]} \leftarrow 1 / (v_{[]} + 1)$ 

```

این سنجش وسیعاً توسط استخراج داده‌ها و جوامع RS استفاده می‌شود. استفاده از این ایده برای تخمین احتمالات دلالت‌ها امکان‌پذیر است.

جدول 2 نشان دهنده مقادیر تابع ورود راف می‌باشد.

4- اجرای آزمایشات

4-1- RFANN-1 بکار بسته شده برای شناسایی تصویر

این آزمایش دانش تولید شده توسط RFANN را با داده‌های بدست آمده از یک پایگاه داده‌های تصویر در دو مورد مقایسه می‌کند: پایگاه داده‌های کاهش داده نشده و پایگاه داده‌های کاهش داده شده با RS.

چون زمان پردازش نزدیک به صفر بود، معیار انتخاب همان ساده‌سازی معماری شبکه است. انتخاب پارامترهای MLP پایگاه داده‌های کاهش یافته عبارت بود از: تعداد نرونها ورودی: 4، میزان یادگیری اولیه $\eta = 0.7$ ، گشتاور اولیه برابر $\mu = 0.7$ ، معیار توقف ماکزیمم هزار دوره بود.

پیکربندی تعداد نرونها و لایه‌ها با انتخاب معماری که دارای پایین‌ترین خطای مجاز می‌باشد، انجام گرفته است.

انتخاب پارامترها برای MLP پایگاه داده‌های کامل عبارت بود از: تعداد نرونها ورودی 19، تعداد نرونها مخفی 12، و ثابت یادگیری $\eta = 0.7$ ، گشتاور $\mu = 0.7$ ، معیار توقف ماکزیمم 1000 دوره بود.

پایه‌های قانون کاهش یافته توسط RFANN رفتار خوبی را طی فاز تعمیم نشان می‌دهد که نشان دهنده یک شیوه نویدبخش برای مرتبط‌سازی RS با FS برای جایگزینی متخصص انسان در ساخت قوانین استنباط می‌باشد.

RFANN چهار خصوصیت را به شکل مهمترین خصوصیات از میان مجموعه کامل خصوصیات به نامهای $x_{10}, x_{11}, x_{12}, x_{13}$ برگرداند.

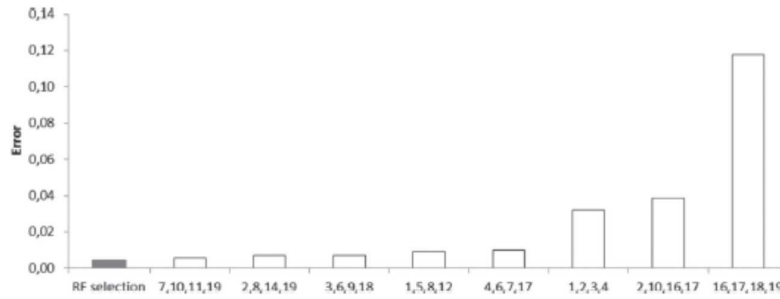


Fig. 4. Error comparison: RFANN vs. randomly selected features.

شکل 4-مقایسه خطا: RFANN درمقابل خصوصیات انتخابی تصادفی

جدول 3-خطای RFANN، مقایسه انتخاب فازی-راف در مقابل خصوصیات کامل

Table 3
RFANN error: comparing fuzzy-rough selection versus full features.

Features	Dim.	Topology	Error	
			Training	Testing
RF selection	4	4-12-1	0,00307	0,00435
x_1-x_7	7	7-12-1	0,01786	0,01299
x_1-x_{10}	10	10-12-1	0,00519	0,00724
x_1-x_{13}	13	13-12-1	0,00212	0,00301
x_1-x_{16}	16	16-12-1	0,00176	0,00250
Full features	19	19-12-1	0,00208	0,00295

جدول 4-RFANN در مقابل خصوصیات تصادفی انتخاب شده

Table 4
RFANN versus randomly selected features.

Features	Dim.	Topology	Error	
			Training	Testing
RF selection	4	4-12-1	0,00307	0,00435
7,10,11,19	4	4-12-1	0,00394	0,00557
2,8,14,19	4	4-12-1	0,00501	0,00706
3,6,9,18	4	4-12-1	0,00556	0,00715
1,5,8,12	4	4-12-1	0,00670	0,00899
4,6,7,17	4	4-12-1	0,00685	0,00978
1,2,3,4	4	4-12-1	0,09206	0,03213
2,10,16,17	4	4-12-1	0,02783	0,03885
16,17,18,19	4	4-12-1	0,11604	0,11777

ما می توانیم بررسی کنیم که استفاده از انتخاب خصوصیتها به طور معنی داری صحت طبقه بندی را در مقایسه با استفاده از مجموعه کامل خصوصیات کاهش نمی دهد. جدول 3 نشان دهنده خطای ایجاد شده برای RFANN می باشد.

خیلی جالب است که یادآور شویم میزان خطا هنگام استفاده از چهار خصوصیت انتخاب شده خیلی نزدیک به خطا هنگام استفاده از مجموعه خصوصیات کامل می باشد. وانگهی، این بهبود عملکرد از طریق یک شبکه به لحاظ ساختاری خیلی ساده تر بدست می آید. این امر شاخص انتخاب منبع قدرت برای کمک به کاهش خصوصیات زاید نه تنها اندازه گیری ها بلکه اختلال مرتبط با این اندازه گیری است.

4-2- مقایسه با خصوصیات انتخابی تصادفی

مقایسه فوق تضمین کرد که هیچ از دست رفتن اطلاعاتی به دلیل کاهش خصوصیت RFANN ایجاد نشده است. مقایسه اجرای خصوصیات مختلف که طبق معیارهای RFANN و خصوصیات انتخاب شده به طور تصادفی کاهش یافته است، مطابق جدول 4 و شکل 4 امکانپذیر می باشد. طبقه کننده های خطای متوسط، با استفاده از مشخصات تصادفی انتخاب شده، بالاتر از آنی است که توسط طبقه کننده ای حاصل شده است که از منابع انتخابی توسط RFANN با در نظرگیری بعدگرایی یکسان استفاده می کند.

این امر مبین آنست که طبق این خصوصیات که به طور تصادفی انتخاب شده، از دست دادن اطلاعات طی کاهش صورت می گیرد.

تکنیک مطرح شده در این مقاله از یک تحلیل هیستوگرام به شکل معیار انتخاب خصوصیت استفاده می کند، به این شیوه، یک بازده محاسباتی با در نظرگیری ساده سازی مدل وجود دارد.

این رهیافت نمایانگر مزیت ها در مقایسه با انواع معمول ANN می باشد، چون زمان اجرا به طور قابل ملاحظه ای کاهش یافته و ANN تنها 21 درصد (4/19) از پایگاه داده های اصلی را پردازش کرده است. نمودارها نشان می دهد که با یک نوع شناسی شبکه عصبی ساده به نام یک لایه مخفی حاوی 12 نرون، و یک لایه حساس (4 نرون)، شبکه قادر به طبقه بندی تصاویر بیولوژیکی می باشد. اما، این روش به یک پایگاه داده های محدود بکار بسته شد از اینرو ما تعمیم آن را به پایگاه های داده دیگر پیشنهاد می کنیم.

5- نتیجه گیری ها

در این مقاله، یک سیستم بازرسی بصری اتوماتیک برای تشخیص گونه های چوب مناطق حاره براساس تکنیک های هوشمند مصنوعی مطرح گردیده است. این سیستم به طور هدفمند طراحی شده تا مقرون به صرفه باشد و به عنوان وسیله ای برای جایگزینی بازرسان چوب به دلیل سختی استخدام آنها باشد چون این شغل تا اندازه ای طاقت فرساست.

ANN توانایی حل مسائل در سیستم های پیچیده مانند طبقه بندی تصویر را به دلیل توانایی اش برای تعمیم دارد. اما مشکل کار کردن با اطلاعات زاید یا با پایگاه های داده خیلی بزرگ دارد.

از اینرو، تکنیک مطرح شده در این مقاله از یک تحلیل هیستوگرام به عنوان معیارهایی برای انتخاب خصوصیت استفاده کرده است، به این شیوه، یک بازده محاسبه بادر نظرگیری ساده سازی مدل وجود دارد. تصاویر نشان داده شده در بخش 4.2 این فرضیه را نشان می دهد، زمانی که با نوع شناسی شبکه عصبی ساده قادر به طبقه بندی تصاویر بیولوژیکی بوده است. بعلاوه یک نقطه ضعف احتمالی این روش می تواند پایگاه داده های محدود و این حقیقت باشد که این روش تنها به شکل طبقه بندی استفاده گردیده بود.

کاربرد RFANN یک توانایی بزرگ برای تعمیم و شناسایی الگوهای رفتاری و امکان معیار یک مکانیسم استنباط در سیستم های فوق العاده پیچیده را نشان می دهد.

هنگام بکارگیری به یک پایگاه داده های دنیای واقعی، RFANN قادر به شناسایی خصوصیات معنی دار بنا به تعریف یک متخصص انسان می باشد. مزیت اصلی استفاده از RFANN کاهش وابستگی به متخصص انسان برای انتخاب و ساخت قوانین مکانیسم استنباط است. این بازده مهم است بادر نظرگیری اینکه یکی از نقاط ضعف این رهیافت استفاده از مجموعه های فازی وابستگی آن به متخصص انسان است. اگر تعداد منطقی خصوصیات و یک پایگاه داده ساختارمند وجود داشته باشد، می تواند حتی امکان پذیر باشد که نیاز به حمایت از متخصص انسان را برای ساخت قوانین استنباط حذف نمود و در عوض از حمایت انسان تنها در ساخت توابع عضویت استفاده نمود.

ما RFANN را در مدلسازی سایر مسائل مانند مسيردهی پویا یا پایگاه های داده تجاری برای ارزیابی اثر این رهیافت روی وابستگی متخصص انسان در ایجاد مکانیسم تداخل پیشنهاد می کنیم.

References

- Affonso, C., & Sassi, J. R. (2010). An inference mechanism for polymer processing using rough-neuro fuzzy network. In K. Diamantaras, W. Duch, & L. S. Iliadras (Eds.), *Computational Intelligence* (pp. 441–450). Berlin Heidelberg: Springer-Verlag ICANN 2010, Part III, LNCS 6354.
- Bisoi, R., & Dash, P. K. (2014). A hybrid evolutionary dynamic neural network for stock market trend analysis and prediction using unscented Kalman filter. *Applied Soft Computing*, 19, 41–56.
- Bong, Chin-Wei, & Rajeswari, M. (2011). Multi-objective nature-inspired clustering and classification techniques for image segmentation. *Applied Soft Computing*, 11(4), 3271–3282.
- Castellani, M., & Rowlands, H. (2009). Evolutionary artificial neural network design and training for wood veneer classification. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 22(Issues 4–5), 732–741.
- Dassanayake, D. (2000). Software project on fracture dynamics of wood and artificial neural network model for prediction of fracture toughness. A PHD Thesis submitted in partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Applied Science at Lincoln University.
- Diago, L., Kitaoka, T., Hagiwara, I., & Kambayashi, T. (2011). Neuro-fuzzy quantification of personal perceptions of facial images based on a limited data set. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 22(12), 2422–2434.
- Farid, D. Md., Zhang, L., Rahman, C. M., Hossain, M. A., & Strachan, R. (2014). Hybrid decision tree and naive Bayes classifiers for multi-class classification tasks. *Expert Systems with Applications*, 41(4), 1937–1946 Part 2.
- Funck, J. W., Zhong, Y., Butler, D. A., Brunner, C. C., & Forrer, J. B. (2003). Image segmentation algorithms applied to wood defect detection. *Computers and Electronics in Agriculture*, 41(1–3), 157–179.
- Gomide, F., Figueiredo, M., & Pedrycz, W. (1998). A neural fuzzy network: structure and learning, fuzzy logic and its applications. *Information sciences and intelligent systems* (pp. 177–186). Dordrecht, Netherlands: Kluwer Academic Publishers.
- Hassanien, A. E., Abraham, A., Peters, J. F., & Schaefer, G. (2008). An overview of rough-hybrid approaches in image processing. *Proceedings of the IEEE international conference on fuzzy systems* (pp. 2135–2142). Hong Kong, China.
- Hassanien, A. E., Abraham, A., Peters, J. F., Schaefer, G. & Henry, C. (2009). Rough sets and near sets in medical imaging: a review. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 13(Issue 6), 955–968.
- Haykin, S. (2001). *Neural networks: a comprehensive foundation*. New York: Wiley & Sons.
- He, J.A. (1997). Comparison of artificial neural network classifiers for analysis of ct images for the inspection of hardwood logs. PHD Thesis submitted to the Faculty of the Bradley Department of Electrical and Computer Engineering of Virginia.
- Jensen, R. (2005). *Combining rough and Fuzzy set for feature selection*. Ph.D. Thesis at University of Edinburgh.
- Jordan, M. M., & Perkins, W. J. (1988). An expert system approach to the identification and categorisation of features of biological images. *Machine Intelligence and Pattern Recognition*, 7, 461–470.
- Juneja, M., Walla, E., Sandhu, P. S., & Mohana, R. (2009). Implementation and comparative analysis of rough set, artificial neural network (ann) and fuzzy-rough classifiers for satellite image classification. In *Proceedings of the international conference on intelligent agent & multi-agent systems* (pp. 1–6).
- Khalid, M., Lee, E. L., Yusof, R., & Nadaraj, M. (2008). Design of an intelligent wood species recognition system. *International Journal of Simulation, Systems, Science and Technology*, 9(3), 9–19.
- Komorowski, J., Polkowski, L., & Skowron, A. (2002). *Handbook of data mining and knowledge discovery* (pp. 134–149). NY USA: Oxford University Press.
- Kuang, F., Xu, W., & Zhang, S. (2014). A novel hybrid KPCA and SVM with GA model for intrusion detection. *Applied Soft Computing*, 18, 178–184.
- Li, D., Wang, J., Zhao, X., Liu, Y., & Wang, D. (2014). Multiple kernel-based multi-instance learning algorithm for image classification. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 25(5), 1112–1117.
- Luo, M., & Zhang, K. (2014). A hybrid approach combining extreme learning machine and sparse representation for image classification. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 27, 228–235.
- Marzuki, K., Eileen, L. L., Rubiyah, Y., & Miniappan, N. (2008). Design of an intelligent wood species recognition system. *International Journal of Simulation, Systems, Science and Technology*, 9(3), 9–19.
- Mirani, A., & Abdollahzade, M. (2013). Developing a local least-squares support vector machines-based neuro-fuzzy model for nonlinear and chaotic time series prediction. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 24(2), 207–218.
- Owusu, E., Zhan, Y., & Mao, Q. R. (2014). A neural-AdaBoost based facial expression recognition system. *Expert Systems with Applications*, 41(7, 1), 3383–3390 1.
- Patel, S., & Patnaik, K. S. (2012). Analysis of clustering algorithms for MR image segmentation using IQI. *Procedia Technology*, 6, 387–396.
- Pawlak, Z. (1982). Rough sets. *International Journal of Computer and Information Sciences*, 11, 341–356.
- Petrosino, A., & Salvi, G. (2006). Rough fuzzy set based scale space transforms and their use in image analysis. *International Journal of Approximate Reasoning*, 41, 212–228.
- Pham, D. T. J., Soroka, A. J., Ghanbarzadeh, A., & Koc, E. (2006). Optimising neural networks for identification of wood defects using the bees algorithm. In *Proceedings of the IEEE international conference on industrial informatics* (pp. 1346–1351).
- Samarasinghe, S., Kulasiri, D., & Jamieson, T. (2007). Neural networks for predicting fracture toughness of individual wood samples. *Silva Fennica*, 41(1), 105–122.
- Seera, M., & Lim, C. P. (2014). A hybrid intelligent system for medical data classification. *Expert Systems with Applications*, 41(5), 2239–2249.
- Shang, C., & Barnes, D. (2013). Fuzzy-rough feature selection aided support vector machines for Mars image classification. *Computer Vision and Image Understanding*, 117(3), 202–213.
- Shang, C., & Qiang, S. (2008). Aiding zction. In *Proceedings of the IEEE international conference on fuzzy systems* (pp. 976–982).
- Stepaniuk, J. (2008). *Rough-granular computing in knowledge discovery and data mining*. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag.
- Topalova, I., & Tzokev, A. (2011). Modular structure of neural networks for classification of wooden surfaces with plc industrial implementation. In *Proceedings of the seventh international conference on autonomous and autonomous systems* (pp. 13–17).
- Xiong, Xing-Chuang, Fang, X., Ou, Yang-Zheng, Jiang, Y., Huang, Ze-Jian, & Zhang, Yu-Kui (2012). Artificial neural networks for classification and identification of data of biological tissue obtained by mass-spectrometry imaging. *Chinese Journal of Analytical Chemistry*, 40(1), 43–49.
- Yu, J., & Duan, H. (2013). Artificial bee colony approach to information granulation-based fuzzy radial basis function neural networks for image fusion. *Optik - International Journal for Light and Electron Optics*, 124(17), 3103–3111.
- Zadeh, L. (1964). A fuzzy sets. *Information and Control*, 8, 338–353.
- Zhang, R., Chiang, Wen-Chyuan & Wu, C. (2014). Investigating the impact of operational variables on manufacturing cost by simulation optimization. *International Journal of Production Economics*, 147(C), 634–646.
- Zhang, Ren-Long, Shan, Ren-Long, Liu, Xiao-Hong, & Zhang, Li-Hong (2014). A novel fuzzy hybrid quantum artificial immune clustering algorithm based on cloud model. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 35, 1–13.
- Zhang, Z., Gao, G., & Shi, Y. (2014). Credit risk evaluation using multi-criteria optimization classifier with kernel, fuzzification and penalty factors. *European Journal of Operational Research*, 237(1, 16), 335–348.

برای خرید فرمت ورد این ترجمه، بدون واتر مارک، اینجا کلیک نمائید.



این مقاله، از سری مقالات ترجمه شده رایگان سایت ترجمه فا میباشد که با فرمت PDF در اختیار شما عزیزان قرار گرفته است. در صورت تمایل میتوانید با کلیک بر روی دکمه های زیر از سایر مقالات نیز استفاده نمایید:

لیست مقالات ترجمه شده ✓

لیست مقالات ترجمه شده رایگان ✓

لیست جدیدترین مقالات انگلیسی ISI ✓

سایت ترجمه فا ؛ مرجع جدیدترین مقالات ترجمه شده از نشریات معتبر خارجی