

استخراج قوانین فازی از داده‌های GIS با استفاده از شبکه عصبی فازی جهت تشخیص بافت‌های فرسوده مناطق 5 و 11 شهر تهران

دکتر پرویز ضیائی‌ان فیروزآبادی
عضو هیأت علمی دانشگاه شهید بهشتی

دکتر علیرضا متکان
عضو هیأت علمی دانشگاه شهید بهشتی

وحید بابازاده
کارشناس ارشد سنجش از دور و GIS
دانشگاه شهید بهشتی

چکیده

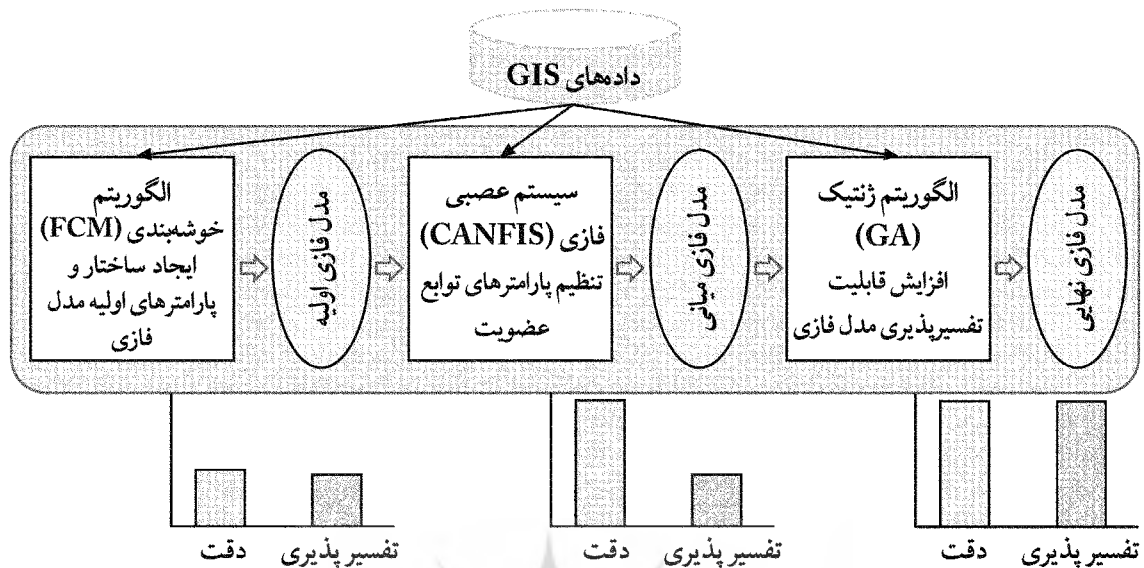
در این تحقیق روشی جهت استخراج قوانین فازی مؤثر و قابل تفسیر از داده‌های GIS با استفاده از سیستم عصبی-فازی ارائه شده است. مدل فازی جهت رسیدن به دقت و تفسیر پذیری بالا از سه مرحله عبور کرده است. در مرحله اول وزن‌های اولیه شبکه عصبی-فازی با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی FCM به دست آمد. به منظور طبقه‌بندی دقیق داده‌های آموزشی در مرحله دوم از یک سیستم عصبی-فازی CANFIS استفاده گردید و بدلیل از دست رفتن قابلیت تفسیر پذیری مدل فازی از الگوریتم‌های ژنتیک جهت غلبه بر این محدودیت استفاده گردید. روش ارائه شده بر روی داده‌های مناطق 5 و 11 شهر تهران جهت تشخیص بافت‌های فرسوده مورد آزمایش قرار گرفته است. مسئله مورد بررسی از نوع طبقه‌بندی بوده و هدف تعیین درجات عضویت بافت‌ها به هر یک از طبقات می‌باشد. فرسودگی بافت‌ها در 4 طبقه شامل فرسودگی کم، متوسط، زیاد و بسیار زیاد مورد بررسی قرار گرفته است. تعداد 300 نمونه آموزشی مورد استفاده قرار گرفت که پس از آموزش شبکه تمام داده‌های آموزشی به صورت صحیح و با $RMS=0.0045$ طبقه‌بندی گردید. نتایج به دست آمده حاکی از آن است که روش ارائه شده در این تحقیق قابلیت تعمیم به مسائلی که در آن دانش کافی از سیستم هدف در دسترس نمی‌باشد را داراست و از دقت و تفسیر پذیری بالایی برخوردار است.

واژگان کلیدی: سیستم اطلاعات جغرافیایی، استنتاج قوانین فازی، الگوریتم خوشه‌بندی FCM، سیستم عصبی-فازی CANFIS، الگوریتم ژنتیک، بافت فرسوده شهری.

1- مقدمه

در سال‌های اخیر بسیاری از سازمان‌ها منابع عظیمی را جهت ایجاد و نگهداری پایگاه‌های داده تخصیص داده‌اند. در GIS داده‌ها مشاهداتی هستند که از پدیده‌ها به صورت فضایی و غیرفضایی جمع‌آوری شده‌اند.

بواسطه فراوانی داده‌ها در زندگی امروزه، فاصله شدیدی بین تولید داده و درک روابط بین آنها وجود دارد. بنابراین یافتن مدل‌هایی که این روابط را نشان دهد از اهمیت زیادی برخوردار است. هدف اصلی در این تحقیق به دست آوردن مدلی از داده‌های GIS است که علاوه بر تخمین دقیق روابط بین ورودی و خروجی قابل فهم و تفسیر نیز باشد. جهت مدل‌سازی این روابط معمولاً از دو منبع اساسی استفاده می‌شود. داده‌های عددی بدست آمده از مشاهدات و دانش قبلی⁽¹⁾ در مورد سیستم (Ljung, 1987). روش‌های متفاوتی برای نشان دادن دانش کیفی از یک سیستم وجود دارد که معمولترین آن‌ها استفاده از سیستم‌های فازی است. مدل‌های فازی از مجموعه‌ای از قوانین زبانی تشکیل شده‌اند که به آسانی توسط انسان قابل درک و ایجاد هستند (عسگرزاده، 1965). به دلیل ابهام و ماهیت زبانی در این نوع مدل‌سازی، بعید است یک کارشناس بطور دقیق رفتار کامل پدیده را توصیف نماید. از طرف دیگر شبکه‌های عصبی بطور گسترده‌ای در مدل‌سازی مبتنی بر داده‌های عددی بکاربرده شده‌اند. این مدل‌ها دارای انعطاف پذیری بالایی بوده و در مدل‌سازی بسیاری از نگاشت‌های ورودی - خروجی با قابلیت یادگیری از داده‌ها مورد استفاده قرار گرفته‌اند. با این وجود یکی از انتقادات بر شبکه‌های عصبی، تولید مدل‌های مبهم⁽²⁾ است به طوری که دانش ذخیره شده در آن به راحتی قابل تفسیر نیست. در سال‌های اخیر جهت غلبه بر محدودیت‌های سیستم‌های فازی و شبکه‌های عصبی، روش‌های مدل‌سازی عصبی-فازی به عنوان شیوه‌ای ایده‌آل در استفاده از داده‌های تجربی و دانش قبلی ارائه شده‌اند. براساس شباهت بین سیستم‌های فازی و برخی از شبکه‌های عصبی، سیستم‌های عصبی-فازی ویژگی‌های بارز هر دو مدل را با هم تلفیق نموده و مدل‌هایی با قابلیت یادگیری از داده‌های تجربی و نمایش زبانی از قوانین فازی را بوجود آورده است.

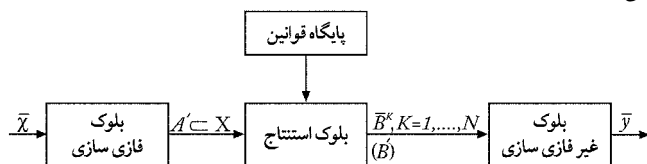


نگاره ۱: مراحل استخراج قوانین فازی از داده‌های GIS

۲- مواد و روش‌ها (استخراج قوانین فازی از داده‌های GIS)

مدل فازی به منظور رسیدن به هدف مورد نظر از سه مرحله عبور می‌نماید. در مرحله اول ساختار اولیه سیستم استنتاج فازی با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی FCM استخراج گردیده و در مرحله دوم پارامترهای توابع عضویت توسط سیستم عصبی - فازی CANFIS تنظیم و در معرض یادگیری قرار گرفته‌اند که در نهایت در مرحله سوم از الگوریتم ژنتیک جهت افزایش قابلیت تفسیرپذیری مدل فازی و بهینه سازی ساختار سیستم استنتاج فازی استفاده گردیده است. روند نمای نگاره ۱ مراحل استخراج قوانین فازی از داده‌های GIS را نشان می‌دهد. جهت استخراج قوانین فازی از داده‌های GIS ابتدا بایستی نوع سیستم استنتاج فازی تعیین گردد.

در این تحقیق از سیستم استنتاج فازی Takagi-Sugeno به دلیل کارایی محاسباتی آن استفاده شده است که نگاره ۲ فرایند استنتاج در این مدل را نشان می‌دهد. (Jung, 1997)



نگاره ۲: سیستم استنتاج فازی Takagi-Sugeno

● بلوک فازی سازی، میزان عضویت ورودی‌ها را به مجموعه‌های فازی مشخص می‌کند.

● پایگاه قوانین، مجموعه‌ای از قوانین فازی به صورت زیر می‌باشد:

$$R^{(K)}: \text{IF } x_1 \text{ is } A_1^K \text{ AND } x_2 \text{ is } A_2^K \text{ AND } \dots \text{ AND}$$

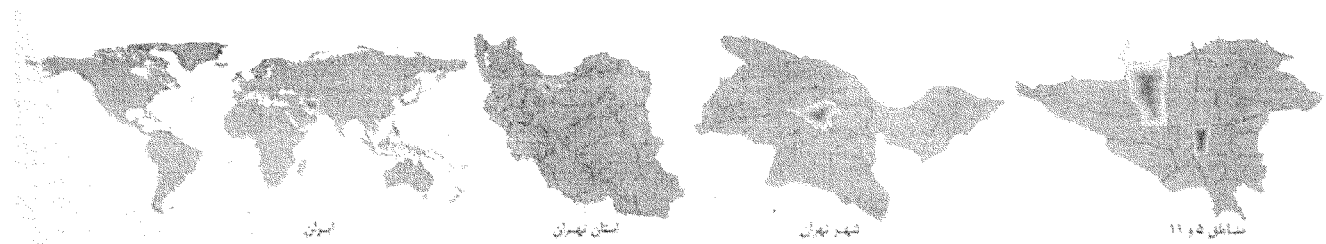
$$x_n \text{ is } A_n^K \text{ THEN } y_1 \text{ is } B_1^K \text{ AND } y_2 \text{ is } B_2^K \text{ AND } \dots \text{ AND } y_m \text{ is}$$

$$B_m^K$$

بر اساس موارد گفته شده به نظر می‌رسد مدل سازی عصبی - فازی رویکردی قدرتمند در مدل سازی باشد. متأسفانه همانند هر تکنیک مدل سازی، این روش محدودیت‌های خود را دارا می‌باشد. یکی از انتقادات مهم از دست رفتن قابلیت تفسیرپذیری سیستم فازی حاصله طی یادگیری پارامترهاست. در عوض به منظور حفظ تفسیرپذیری سیستم فازی، مقداری از دقت مدل کاسته خواهد شد. در این تحقیق سعی گردیده است روشی خودکار جهت استخراج قوانین فازی از داده‌های GIS ارائه گردد که مدل نهایی علاوه بر دقت طبقه بندی، دارای ویژگی تفسیرپذیری نیز باشد. متدولوژی ارائه شده جهت تشخیص بافت‌های فرسوده مناطق ۵ و ۱۱ شهرستان مورد آزمایش قرار گرفته است. هدف تعیین میزان فرسودگی بلوک‌های شهری در این مناطق و همچنین میزان اثرگذاری هر یک از پارامترهای ورودی بر کل خروجی‌هاست.

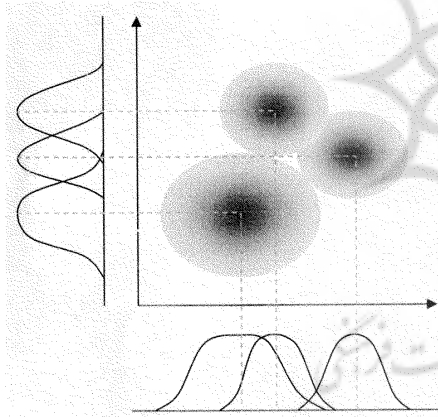
در سالیان گذشته سیستم‌های عصبی - فازی در GIS بصورت گسترده‌ای جهت طبقه بندی مکانی داده‌های فضایی مورد استفاده قرار گرفته است. با رجوع به بانک اطلاعاتی Sciencedirect.org می‌توان موارد زیر را در این ارتباط نام برد.

دیکسون (Dixon, 2004) مدلی را ایجاد نموده است که در آن میزان آسیب پذیری آب‌های زیرزمینی با استفاده از تکنیک‌های عصبی - فازی مورد بررسی قرار گرفته است. پوروال و کارانزا (Porwal & Carranza, 2004) از یک شیوه عصبی - فازی مبتنی بر GIS جهت تهیه نقشه پتانسیل معدنی در ایالت رجستان هند استفاده کردند. ژنگ (Zheng, 2003) از شبکه‌های عصبی - فازی جهت استخراج قوانین فازی از داده‌های GIS در طبقه بندی زمین‌های کشاورزی رادیان چین استفاده نمود. کوبایاشی (Kobayashi, 2004) از سیستم‌های عصبی - فازی جهت استخراج مشخصات هندسی عوارض از تصویر ماهواره‌ای در لس آنجلس استفاده نمود.



نگاره ۳: موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه

با اجرای الگوریتم خوشه‌بندی FCM بر روی فضای ورودی دو نوع اطلاعات به دست خواهد آمد. تعداد K ناحیه یا خوشه که در واقع تعداد قوانین فازی است و بردار C_K که مرکز هر خوشه را نشان می‌دهد. هر خوشه به عنوان یک مجموعه فازی چند بعدی در نظر گرفته می‌شود که نمایانگر بخش مقدم یک قانون فازی است. بنابراین محاسبه پارامترهای مقدم یک قانون وابسته به مرکز خوشه و چگونگی گسترش آن است. نگاره‌های ۴ و ۵ به ترتیب نحوه استخراج پارامترهای بخش مقدم قوانین فازی توسط الگوریتم FCM و روندنمای الگوریتم FCM را نشان می‌دهد.



نگاره ۴: استخراج توابع عضویت بخش مقدم قوانین فازی توسط

الگوریتم FCM

۲-۳- سیستم عصبی- فازی CANFIS

پس از استخراج مجموعه‌ای از قوانین فازی از داده‌ها با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی FCM می‌توان ساختار و وزن‌های اولیه شبکه عصبی - فازی را جهت تنظیم پارامترهای مقدم و مؤخر قوانین فازی نمود. در این مرحله دقت تخمین یا طبقه‌بندی قوانین فازی افزایش خواهد یافت. در این تحقیق از سیستم عصبی- فازی CANFIS که در زمره سیستم‌های Takagi-Sugeno به حساب می‌آید استفاده شده است که ساختار این سیستم‌ها به صورت زیر می‌باشد (Rutkowski, 2008).

اگر فرض کنیم ورودی سیستم فازی سیگنال $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ باشد، به منظور دستیابی به سیگنال خروجی از سیستم، اولین مرحله تعیین بخش مقدم قانون فازی به صورت زیر است:

● بلوک استنتاج، براساس پایگاه قوانین و عملگرهای مختلف T-norm (مینیم یا ضرب) و T-Conorm (ماکزیمم یا جمع) مقدار خروجی قوانین فازی را مشخص می‌نماید.

● بلوک غیرفازی سازی، مقدار خروجی نهایی سیستم فازی را مشخص می‌کند.

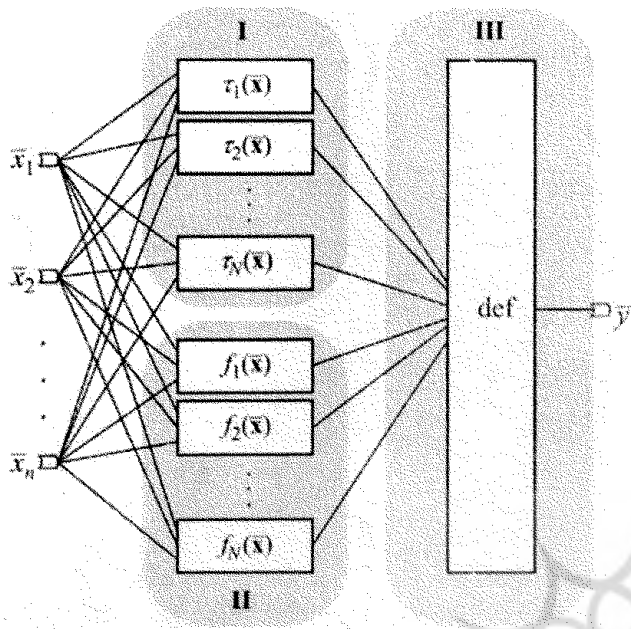
۲-۱- موقعیت جغرافیایی و خصوصیات منطقه مورد مطالعه

محدوده‌ی منطقه ۵ مساحتی بیش از ۵۲۸۷ هکتار عرصه‌ای از اراضی شمال غربی شهر تهران را دربرمی‌گیرد که از شمال به دامنه‌های جنوبی البرز (تراز ۱۸۰۰ از مسیل فرحزاد تاده حصارک و تراز ۱۶۰۰ از ده یادشده تا مسیل کن) از جنوب به جاده‌ی مخصوص تهران - کرج، از غرب به دره‌ی مسیل کن و از شرق به بزرگراه‌های اشرفی اصفهانی و محمدعلی جناح محدود می‌گردد. منطقه ۱۱ شهر تهران با وسعتی حدود ۱۲۰۰ هکتار از مناطق مهم مرکزی کلان شهرتهران به شمار می‌آید. این محدوده از شمال به خیابان انقلاب اسلامی، از جنوب به خیابان‌های شوش و رشیدی جهان، از غرب به بزرگراه نواب صفوی و از شرق به خیابان‌های حافظ و وحدت اسلامی محدود می‌گردد. در سطح منطقه مراکز بسیار مهم سیاسی حکومتی، بازارهای تخصصی با عملکرد فرامنطقه‌ای و فراشهری، واحدهای بزرگ صنعتی، کاربری‌های خاص و ویژه، مراکز درمانی تخصصی استقرار یافته‌اند.

دلیل انتخاب این مناطق بافت جدید و نوساز منطقه ۵ و بافت قدیمی و تاریخی منطقه ۱۱ است که ویژگی‌های متفاوتی را از فرسودگی بافت دارا می‌باشند. موقعیت جغرافیایی این مناطق در نگاره ۳ نشان داده شده است.

۲-۲- الگوریتم خوشه‌بندی FCM

در مرحله اول یادگیری، پایگاه قوانین فازی اولیه به طور خودکار از داده‌ها با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی FCM به دست می‌آید. در این مرحله تعداد قوانین و پارامترهایی که بخش مقدم و مؤخر هر قانون فازی را تعریف می‌کند بطور همزمان ایجاد می‌گردد. اولین گام در این مرحله تقسیم فضای ورودی به تعدادی ناحیه است. با تصویر هر ناحیه در امتداد ابعاد متفاوت ورودی‌ها، توابع عضویت در بخش مقدم یک قانون فازی به دست می‌آید. بنابراین تعداد قوانین و پارامترهای بخش مقدم مستقیماً در طی فرآیند تقسیم‌بندی فضا به دست می‌آیند.



نگاره ۶: ساختار شبکه عصبی - فازی در سیستم Takagi-Sugeno

۲-۴- الگوریتم ژنتیک

در سیستم‌های عصبی - فازی با افزایش تعداد عناصر ورودی و تعداد اصطلاحات زبانی، تعداد قوانین فازی نیز افزایش می‌یابد. بنابراین به منظور کاهش پیچیدگی سیستم و افزایش قابلیت تفسیر پذیری آن بایستی روشی مناسب برای غلبه بر این مشکل اتخاذ گردد. الگوریتم ژنتیک روشی بهینه سازی است که با جمعیتی از افراد که نماینده راه حل بالقوه مسئله هستند آغاز می‌گردد و با ترکیب این افراد توسط عملگرهای ژنتیک افراد بهتری را تولید می‌کند تا یک فرد یا راه حل بهینه بدست آید. با توجه به اینکه در این تحقیق از سیستم عصبی - فازی Takagi-Sugeno استفاده شده است نحوه کدگذاری قوانین فازی این سیستم در یک کروموزوم ارائه می‌گردد. با در نظر گرفتن اینکه سیستم دارای N قانون فازی و n ورودی با توابع عضویت زنگوله‌ای می‌باشد، K امین قانون این سیستم به صورت زیر تعریف می‌شود (Cordon, 2001)

$R^{(k)}: \text{IF}(x_1 \text{ is } A_1^k \text{ AND } x_2 \text{ is } A_2^k \dots \text{AND } x_n \text{ is } A_n^k) \text{ THEN}$

$$y_k = c_0^{(k)} + c_1^{(k)}x_1 + \dots + c_n^{(k)}x_n$$

پارامترهای توابع عضویت بخش مقدم این قانون فازی به صورت زیر در یک کروموزوم کدگذاری می‌گردد:

$$C_K^1 = (a_{1,k}, b_{1,k}, c_{1,k}, \dots, a_{n,k}, b_{n,k}, c_{n,k})$$

در بخش دوم پارامترهای بخش مؤخر این قانون فازی را به صورت زیر خواهیم داشت:

$$C_K^2 = (c_0^{(k)}, c_1^{(k)}, \dots, c_n^{(k)})$$

کل کروموزوم شامل قطعات بخش مقدم و مؤخر قوانین است. یک کروموزوم با N قانون را می‌توان به صورت زیر نوشت:

$$T(\mu A_1^r(x_1), \mu A_2^r(x_2), \dots, \mu A_n^r(x_n)), r=1, \dots, N.$$

مرحله بعد محاسبه خروجی قوانین فازی است:

$$y_r = f^{(r)}(x_1, x_2, \dots, x_n), r=1, \dots, N.$$

سیگنال خروجی سیستم فازی Takagi-Sugeno مجموع وزنی نرمال

شده از ورودی‌های $\bar{y}_1, \dots, \bar{y}_N$ می‌باشد:

$$\bar{y} = \frac{\sum_{r=1}^N \bar{y}_r T_{r-1}(\mu_{r-1}(x_i))}{\sum_{r=1}^N T_{r-1}(\mu_{r-1}(x_i))}$$

سیستم‌های Takagi-Sugeno با متغیرهای خطی در بخش مؤخر

قوانین فازی را می‌توان به صورت زیر نوشت:

$R^{(r)}: \text{IF}(x_1 \text{ is } A_1^r \text{ AND } x_2 \text{ is } A_2^r \dots \text{AND } x_n \text{ is } A_n^r) \text{ THEN}$

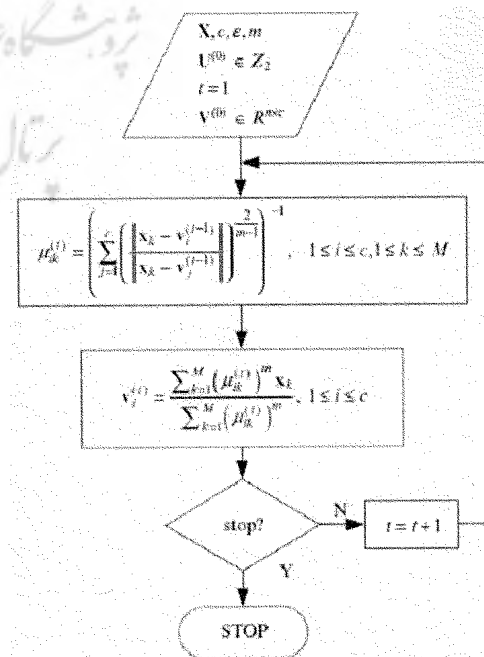
$$y_r = c_0^{(r)} + c_1^{(r)}x_1 + \dots + c_n^{(r)}x_n$$

اگر توابع عضویت در بخش مقدم به صورت گوسی باشند \forall به صورت

زیر خواهد بود:

$$\mu_r = \frac{\prod_{i=1}^n \left[\exp \left(-\frac{(x_i - \bar{x}_i)^2}{\sigma_i^2} \right) \right]}{\sum_{i=1}^n \left[\prod_{i=1}^n \left(\exp \left(-\frac{(x_i - \bar{x}_i)^2}{\sigma_i^2} \right) \right) \right]}$$

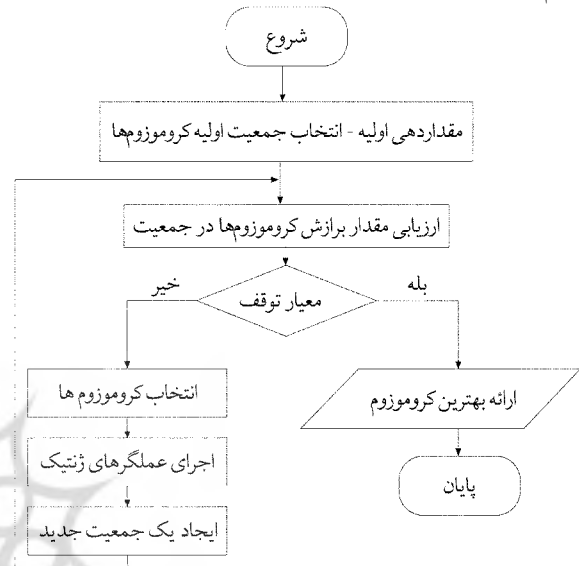
تمامی پارامترهای مراکز و پهنای توابع گوسی در بخش مقدم و همچنین پارامترهای $c_0^{(r)}, \dots, c_n^{(r)}$ در بخش مؤخر توسط روش Error Backpropagation تنظیم و تحت یادگیری قرار می‌گیرند. ساختار سیستم عصبی - فازی Takagi-Sugeno در نگاره ۶ نشان داده شده است.



نگاره ۵: روندنمای الگوریتم FCM

$$C = (C_1^1, C_2^1, \dots, C_N^1, C_1^2, C_2^2, \dots, C_N^2)$$

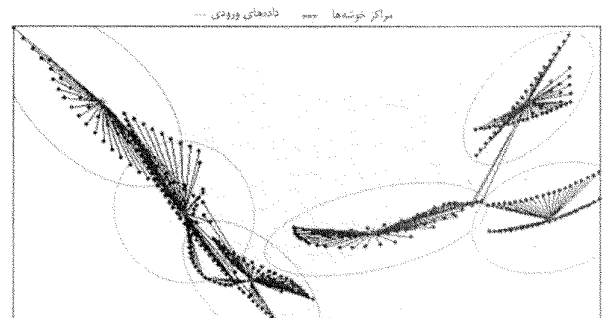
مقدار تابع برازش برای هر کروموزوم از اختلاف خروجی واقعی و خروجی مطلوب در سیستم عصبی - فازی بدست می‌آید. سایر مراحل الگوریتم ژنتیک همانند روند نمای نگاره ۷ می‌باشد.



نگاره ۷: روند نمای الگوریتم ژنتیک

۳- نتایج

در این بخش روش و متدولوژی مدل سازی ارائه شده در بخش گذشته جهت تشخیص بافت‌های فرسوده مناطق ۵ و ۱۱ شهر تهران مورد آزمایش قرار گرفته است. با توجه به مصوبه مورخ ۸۵/۳/۱ کمیسیون ماده ۵ شورای عالی شهرسازی و معماری، بافت‌های فرسوده شهر تهران تنها با سه شاخص ناپایداری، نفوذناپذیری و ریزدنگی شناسایی شده‌اند که در این تحقیق از این شاخص‌ها به عنوان ورودی مدل استفاده شده است. مسئله مورد بررسی از نوع طبقه‌بندی بوده و هدف تعیین درجات عضویت بافت‌ها به هر یک از طبقات شامل فرسودگی کم، متوسط، زیاد و بسیار زیاد می‌باشد.



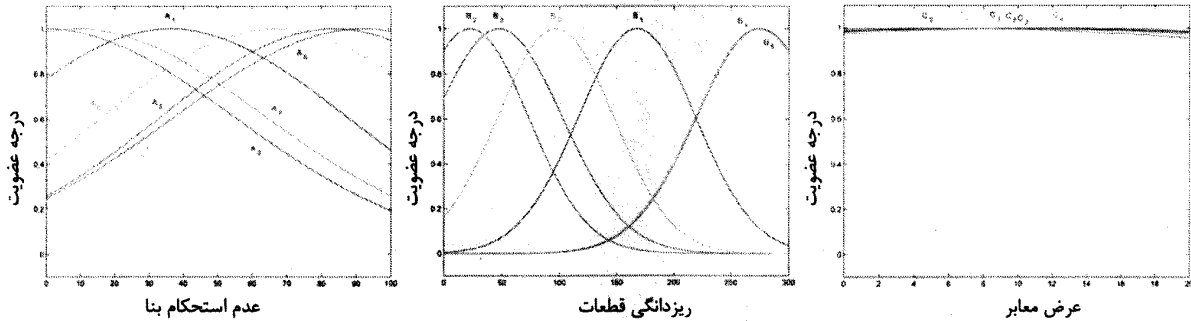
نگاره ۸: داده‌های آموزشی و اعمال الگوریتم خوشه‌بندی FCM بر روی آن‌ها

داده‌های آموزشی مورد نیاز جهت آموزش شبکه عصبی - فازی از مطالعات طرح جامع سال ۱۳۸۵ تهران اقتباس گردیده است. دامنه مقادیر ورودی در فاصله [۰,۱] نرمال شده است. این مرحله تضمین می‌نماید که واریانس عوارض در تمام جهات مساوی باشد. به دلیل قابلیت انعطاف بالا، توابع عضویت مجموعه‌های فازی از نوع زنگوله‌ای شکل انتخاب گردیده است.

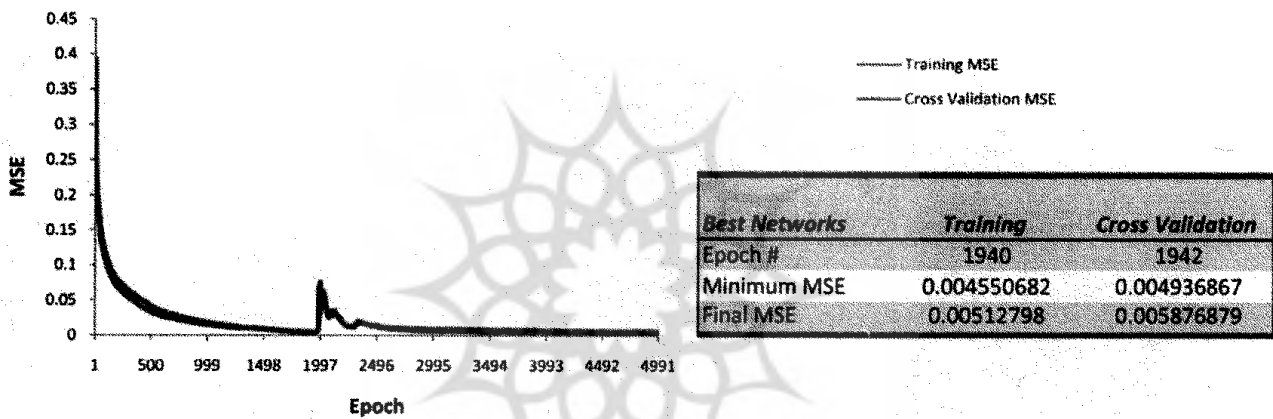
همانگونه که در بخش ۲-۲ اشاره شد الگوریتم خوشه‌بندی FCM فضای ورودی را به K خوشه که در واقع قوانین فازی است تقسیم می‌کند. نگاره ۸ نتیجه اعمال الگوریتم خوشه‌بندی FCM را بر روی داده‌های آموزشی نشان می‌دهد. با تصویر هر خوشه در امتداد ابعاد ورودی‌ها، توابع عضویت بخش مقدم یک قانون فازی بدست می‌آید. نگاره ۹ توابع عضویت به عنوان پارامترهای اولیه سیستم عصبی - فازی استفاده شده است.

به منظور ایجاد یک مدل فازی از داده‌های GIS که بهترین نحو روابط بین ورودی و خروجی را مدل نماید از سیستم عصبی - فازی CANFIS استفاده شده است. از الگوریتم آموزشی Backpropagation با ممتنم جهت آموزش شبکه استفاده شده است. ۳۰۰ داده نمونه برای آموزش شبکه تهیه شده است که از ۲۰ درصد این داده‌ها به عنوان Validation استفاده شده است. الگوریتم آموزشی Backpropagation در هر تکرار شروع به تنظیم پارامترهای شبکه می‌نماید. در مسیر رفت خروجی نورون‌ها تا لایه ۴ محاسبه شده و پارامترهای مؤخر قوانین فازی توسط روش حداقل مربعات شناسایی می‌گردند. در مسیر برگشت سیگنال‌های خطا به سمت عقب از لایه ۴ تا لایه ۱ انتشار یافته و پارامترهای مقدم قوانین فازی توسط روش Gradient Descent تنظیم می‌گردند. با هر دوره تکرار الگوریتم، خطای کلی سیستم کاهش می‌یابد و در دوره تکرار ۱۹۴۲ مقدار خطای داده‌های Validation شروع به افزایش نموده که آموزش شبکه در این زمان پایان می‌پذیرد. افزایش خطای داده‌های Validation به معنای افزایش درجه پلی نومیال و برازش بیش از حد تابع می‌باشد. نگاره ۱۰ تابع خطای شبکه را برای هر تکرار و نگاره ۱۱ توابع عضویت بدست آمده پس از آموزش شبکه برای هر ورودی را نشان می‌دهد.

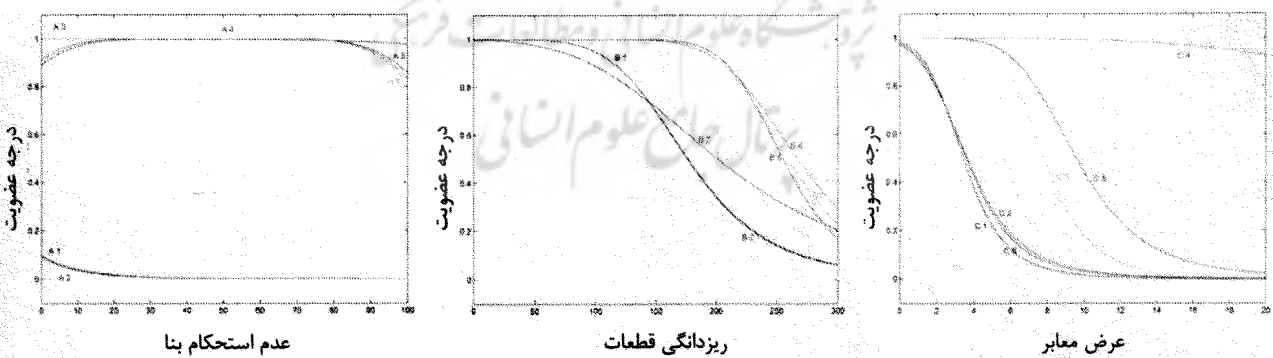
دو مرحله یادگیری اول از سیستم عصبی - فازی روشی را جهت شناسایی ساختار و پارامترهای یک مدل فازی دقیق فراهم می‌آورد. با این وجود مدل فازی بدست آمده دارای عدم شفافیت و قابلیت تفسیرپذیری است که عموماً بواسطه قوانین اضافی و مجموعه‌های فازی بی‌تأثیر روی می‌دهد. به منظور تصحیح این تأثیرات در مرحله سوم یادگیری، پایگاه قوانین فازی جهت بهبود قابلیت تفسیرپذیری بهینه می‌گردد. برای انجام این امر از الگوریتم ژنتیک برای بهینه سازی ساختار و پارامترهای مدل فازی استفاده گردیده است. اجرای مدل در محیط برنامه Neuro Solutions انجام گرفته است و شرط پایان الگوریتم رسیدن به نسل صدم می‌باشد. مشخصات الگوریتم ژنتیک به کار رفته جهت افزایش قابلیت تفسیرپذیری مدل فازی در جدول ۱ نشان داده شده است. نگاره ۱۲ مقدار



نگاره ۹: توابع عضویت بدست آمده از الگوریتم خوشه‌بندی FCM برای هر یک از ورودی‌ها



نگاره ۱۰: تابع خطای شبکه طی فرایند آموزش برای داده‌های آموزشی و داده‌های Validation

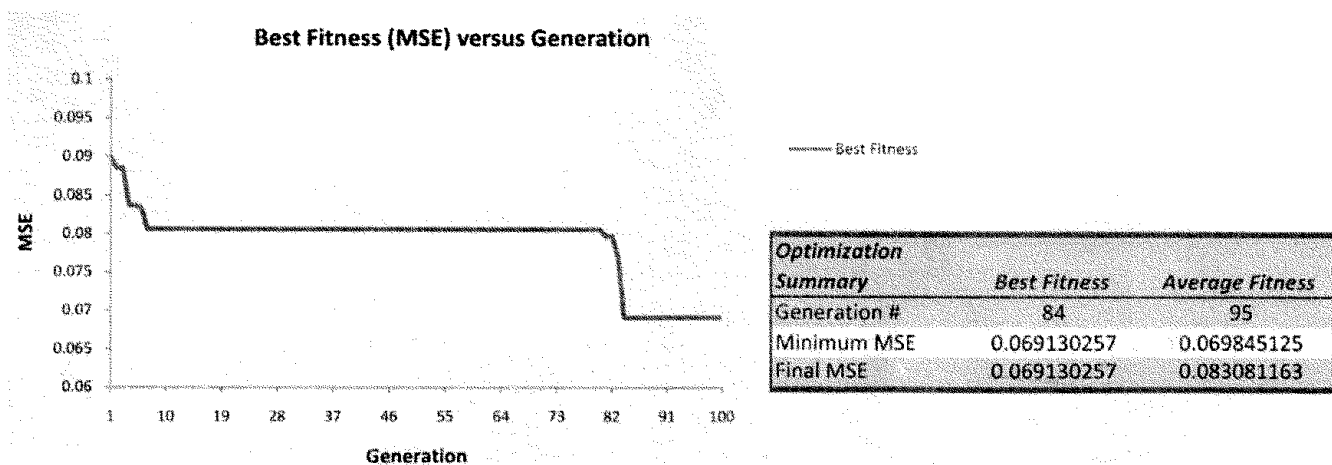


نگاره ۱۱: توابع عضویت ورودی‌های سیستم عصبی - فازی CANFIS پس از آموزش

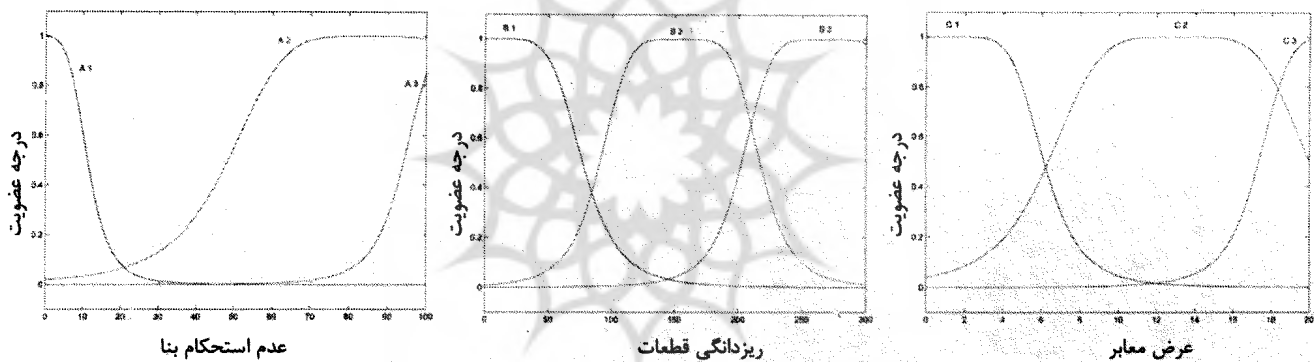
جدول ۱: مشخصات الگوریتم ژنتیک مورد استفاده در مدل فازی

مقدار برازش کروموزوم‌ها	اختلاف خروجی مطلوب و خروجی واقعی شبکه
مقداردهی اولیه جمعیت	پارامترهای بدست آمده از سیستم عصبی-فازی CANFIS
روش انتخاب	چرخ قمار (Roulette Wheel)
نوع ترکیب (Crossover)	Two Point Crossover (احتمال ۰/۹)
نوع جهش (Mutation)	Gaussian Probability (احتمال ۰/۰۱)

برازش را در هر نسل نشان می‌دهد. همانگونه که مشاهده می‌گردد بهترین مقدار برازش در نسل ۸۴ می‌باشد که در واقع کروموزوم‌های این نسل به عنوان راه حل مسئله انتخاب گردیده‌اند. تعداد کروموزوم‌های این نسل برابر ۱۰ بوده که بیانگر تعداد قوانین فازی است (جدول ۲).
تعداد توابع عضویت مؤثر برای هر ورودی به ۳ کاهش یافته است که توابع عضویت نهایی برای هر ورودی در نگاره ۱۳ نشان داده شده است.



نگاره ۱۲: تابع مقدار برازش در هر نسل طی فرایند اعمال الگوریتم ژنتیک



نگاره ۱۳: توابع عضویت نهایی حاصل عملگردهای ژنتیک بر شبکه عصبی - فازی

$y = \text{Class3 With } W=1$

$8 = \text{IF } x_1 = \{A_3\} \text{ and } x_2 = \{B_3\} \text{ and } x_3 = \{C_3\} \text{ THEN}$

$y = \text{Class3 With } W=0.85$

$9 = \text{IF } x_1 = \{A_3\} \text{ and } x_2 = \{B_1\} \text{ and } x_3 = \{C_2\} \text{ THEN}$

$y = \text{Class4 With } W=1$

$10 = \text{IF } x_1 = \{A_2\} \text{ and } x_2 = \{B_1\} \text{ and } x_3 = \{C_1\} \text{ THEN}$

$y = \text{Class4 With } W=0.44$

جدول ۳: میزان اثرگذاری هر یک از ورودی‌ها بر کل خروجی‌های

شبکه عصبی - فازی

عرض معابر	ریزدانگی قطعات	عدم استحکام بنا
۲۶/۹۸	۲۴/۷۹	۴۸/۲۳

به منظور تعیین میزان اثرگذاری هر یک از ورودی‌ها بر خروجی‌ها از ماتریس حساسیت^(۳) استفاده شده است. ماتریس حساسیت روشی جهت استخراج رابطه بین ورودی‌ها و خروجی‌های شبکه است. در این روش

جدول ۲: قوانین فازی استخراج شده از داده‌های GIS جهت تفسیر

بافت‌های فرسوده

$1 = \text{IF } x_1 = \{A_1\} \text{ and } x_2 = \{B_3\} \text{ and } x_3 = \{C_3\} \text{ THEN}$

$y = \text{Class1 With } W=1$

$2 = \text{IF } x_1 = \{A_1\} \text{ and } x_2 = \{B_3\} \text{ and } x_3 = \{C_2\} \text{ THEN}$

$y = \text{Class1 With } W=0.24$

$3 = \text{IF } x_1 = \{A_1\} \text{ and } x_2 = \{B_1\} \text{ and } x_3 = \{C_1\} \text{ THEN}$

$y = \text{Class2 With } W=0.83$

$4 = \text{IF } x_1 = \{A_1\} \text{ and } x_2 = \{B_1\} \text{ and } x_3 = \{C_3\} \text{ THEN}$

$y = \text{Class2 With } W=1$

$5 = \text{IF } x_1 = \{A_1\} \text{ and } x_2 = \{B_2\} \text{ and } x_3 = \{C_2\} \text{ THEN}$

$y = \text{Class2 With } W=0.85$

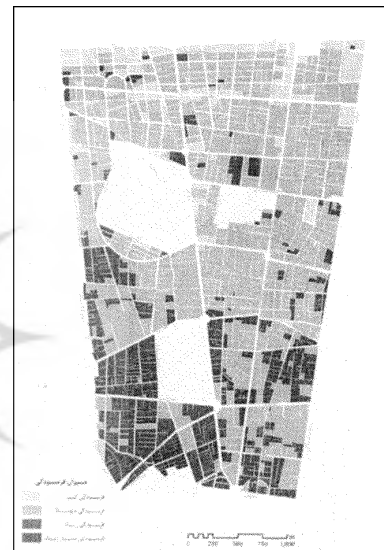
$6 = \text{IF } x_1 = \{A_3\} \text{ and } x_2 = \{B_3\} \text{ and } x_3 = \{C_3\} \text{ THEN}$

$y = \text{Class3 With } W=1$

$7 = \text{IF } x_1 = \{A_3\} \text{ and } x_2 = \{B_1\} \text{ and } x_3 = \{C_3\} \text{ THEN}$

ورودی‌های یک شبکه‌ی آموزش دیده به مقدار اندکی جابجا گردیده و میزان تغییر در خروجی‌ها به صورت درصد بیان می‌گردد. جدول ۳ نتایج اعمال ماتریس حساسیت را نشان می‌دهد.

مدل فازی بدست آمده از مراحل سه‌گانه فوق دارای دقت و قابلیت تفسیر بالایی است و جهت تعیین میزان فرسودگی کل داده‌های مناطق ۵ و ۱۱ شهر تهران قابل استفاده است. با اعمال کلیه داده‌ها به مدل فازی میزان عضویت هر بلوک به هر منطقه مشخص گردیده است و طبقه دارای بیشترین مقدار عضویت به عنوان طبقه نهایی آن بلوک تعیین شده است. نگاره ۱۴ طبقه‌بندی نهایی بافت‌های فرسوده منطقه ۱۱ شهر تهران را نشان می‌دهد.



نگاره ۱۴: طبقه‌بندی فازی نهایی بافت‌های فرسوده منطقه ۱۱ شهر تهران

۴- بحث و نتیجه‌گیری

در این تحقیق روشی جهت استخراج قوانین فازی مؤثر و قابل تفسیر از داده‌های GIS با استفاده از سیستم عصبی- فازی ارائه شده است. مدل فازی جهت رسیدن به دقت و تفسیرپذیری بالا از سه مرحله شامل الگوریتم خوشه‌بندی FCM، شبکه عصبی- فازی CANFIS و الگوریتم ژنتیک عبور کرده است. در مرحله اول الگوریتم خوشه‌بندی FCM تنها پارامترهای کلی سیستم فازی را استخراج نموده و به همین دلیل از دقت مناسب جهت تخمین روابط بین داده‌های ورودی و خروجی برخوردار نمی‌باشد. همچنین بدلیل پوشش زیاد توابع عضویت مجموعه‌های فازی با یکدیگر، مدل به دست آمده از شفافیت لازم برخوردار نمی‌باشد. در مرحله دوم الگوریتم آموزشی Backpropagation در سیستم عصبی- فازی CANFIS شروع به تنظیم پارامترهای محلی مدل فازی می‌نماید. مدل فازی حاصل بدلیل تنظیم دقیق پارامترهای محلی دارای دقت بالایی بوده اما به علت تلفیق کامل توابع عضویت، تعداد قوانین فازی افزایش یافته و از شفافیت مدل کاسته شده است. به منظور افزایش قابلیت تفسیرپذیری مدل

از عملگرهای ژنتیک جهت کاهش قوانین و توابع عضویت فازی که تأثیر چندانی در خروجی نهایی سیستم ندارند استفاده شده است. الگوریتم‌های ژنتیک در شناسایی ساختار و پارامترهای کلی سیستم بسیار خوب عمل کرده اما در تنظیم پارامترهای محلی دچار ضعف هستند. از این رو مقادیر ژن‌های افراد نسل اول در الگوریتم ژنتیک را پارامترهای بدست آمده در مرحله دوم تشکیل می‌دهد. با اجرای الگوریتم ژنتیک بر روی مدل فازی تعداد قوانین کاهش یافته و به عدد ۱۰ می‌رسد. در ضمن توابع عضویت فازی از حالت تخمینی به حالت تشریحی شده‌اند.

تعداد ۵۰ نمونه به صورت تصادفی انتخاب و با نقشه‌های بافت فرسوده طرح جامع و تفصیلی سال ۱۳۸۵ شهر تهران مورد مقایسه قرار گرفت که ارزیابی‌ها حکمی از تطابق یافته‌های تحقیق با مطالعات مذکور است. با توجه به ماتریس اغتشاش تمام داده‌های آموزشی به صورت صحیح و با $RMS=0.0045$ طبقه‌بندی گردیده‌اند. سیستم استخراج فازی حاصل دارای دقت و شفافیت بسیار خوبی بوده و آمادگی تخمین میزان فرسودگی تمامی بلوک‌های مناطق مورد مطالعه را دارا می‌باشد.

۵- منابع

- Cordon, O., Herrera, F., Hoffman, F., and Magdalena, L., 2001. Genetic Fuzzy Systems. Evolutionary Tuning and Learning of Fuzzy Knowledge Bases, World Scientific, Singapore.
- Dubois, D. and Prade, H., 1980. Fuzzy sets and Systems: theory and applications. Academic press, New York.
- Goldberg, D. E., 1989. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning, Kluwer Academic Publishers, Boston, MA.
- Jang, J. S. R., Sun, C. T. and Mizutani, E., 1997. Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence, Prentice Hall Inc.
- Ljung L., 1987. System Identification: Theory for the User. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ.
- Mamdani, E. H. and Assilian, S., 1975. An experiment in Linguistic Synthesis With a Fuzzy Logic Controller, Int. J. Man-Mach. p. 1-13.
- Nauck, D., Klawon, F. and Kruse, R., 1997. Foundations of Neuro-Fuzzy Systems, John Wiley & Sons- Interscience, New York.
- Rutkowski, L., 2008. Computational Intelligence, Methods and Techniques, Springer Press, p. 410-435.
- Zadeh, L. A., 1965. Fuzzy sets. Information and Control, Vol. 8, p. 338-353.

پی‌نوشت

- 1- Priori Knowledge
- 2- Opaque Models
- 3- Sensitivity Analysis