

سیستم طبقه بندی فازی بر اساس بهینه سازی کلونی مورچه برای تشخیص بیماری دیابت

مسعود خاتونی

دانشجوی کارشناسی ارشد رشته مدیریت فناوری گرایش کسب و کار

چکیده

سیستم‌های خبره، برنامه‌های کامپیوتری هوشمندی هستند که دانش و روشهای استنباط و استنتاج را بکار می‌گیرند تا مسائلی را حل کنند که برای حل آن‌ها به مهارت انسانی نیاز است. سیستم‌هایی طبقه بندی شده اند که بطور گسترده ای در حوزه پزشکی به کشف داده های بیمار و استخراج یک مدل پیش بینی مورد استفاده قرار می‌گیرند. این مدل به پزشکان برای بهبود پیش بینی، تشخیص یا برنامه ریزی روش های درمان خود کمک می‌کند. هدف از این مقاله برای استفاده از کلنی مورچه های مبتنی بر سیستم طبقه بندی برای استخراج مجموعه ای از قوانین فازی برای تشخیص بیماری دیابت، به نام FCS-ANTMINER می‌باشد. ما به توصیف یک روش جدید و کارآمد است که ما را به نتایج قابل توجهی برای مشکل طبقه بندی بیماری دیابت است می‌پردازیم.

واژه‌های کلیدی: سیستم‌های خبره، مورچه بهینه سازی کلنی، دیابت تشخیص بیماری، طبقه بندی فازی.

۱- مقدمه

بدن برای تولید انرژی، انسولین مورد نیاز را با استفاده از شکر، چربی و پروتئین در رژیم غذایی تامین می‌کند. (انجمن دیابت امریکا، ۲۰۱۰). دیابت با عوارض همراه است و می‌تواند خطر ابتلا به نابینایی، فشار خون، بیماری‌های قلبی، بیماری کلیوی، آسیب عصبی را افزایش دهد.

دو نوع دیابت عبارتند از: نوع ۱ و نوع ۲.

معمول‌ترین نوع دیابت، دیابت نوع ۲ یا دیابت نوع mellitus است. در دیابت نوع ۲ بدن نسبت به اثرات انسولین مقاوم است. میلیون‌ها تن از مردم با دیابت نوع ۲ تشخیص داده شده است و متأسفانه بسیاری از آنها ناآگاه هستند که در معرض خطر بالا قرار دارند.

تشخیص دیابت نوع ۲ یک کار آسان نیست، چرا که بیماران مبتلا به دیابت نشانه‌های بسیاری دارند که برخی از علائم‌ها در بیماری‌های دیگر دیده می‌شوند یعنی که بسیاری از بیماری‌ها، در علائم سهم دارند؛ بنابراین، علاوه بر ارزیابی از نتایج آزمایش، پزشکان باید به تصمیمات قلبی که برای بیمارانی در شرایط مشابه ساخته شده توجه کنند.

به عبارت دیگر، پزشک نیاز به دانش و تجربه برای تصمیم‌گیری مناسب دارند؛ بنابراین، با توجه به اهمیت مشکل (برنامه‌زندی) و اطمینان از تصمیم‌گیری سریع، دقیق و معنی‌دار، سیستم‌های طبقه‌بندی (و یا سیستم‌های تشخیص الگو) می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد. در کار طبقه‌بندی، هدف تخصیص الگوها (مورد، سابقه، یا مثال) به کلاس مربوطه، خارج از مجموعه‌ای از کلاسهای از پیش تعریف شده و بر اساس ارزش برخی از ویژگی‌ها (صفات پیش‌بینی‌کننده) برای الگوها است.

منطق فازی (زاده ۱۹۶۵)، طبقه‌بندی و سیستم‌های پشتیبانی‌کننده تصمیم‌گیری را بهبود می‌بخشد. استفاده از قوانین اگر آنگاه فازی نیز نتایج را بهبود می‌بخشد و بینش بیشتری را برای ساختار طبقه‌بندی و فرایند تصمیم‌گیری فراهم می‌کند.

پیشینه ساخت یک سیستم طبقه‌بندی فازی

(۱) الگوریتم GAbased: انتخاب تعداد کمی از قواعد اگر آنگاه فازی قابل ملاحظه از قاعده‌کاندید

(۲) از چند الگوریتم مبتنی بر GA: تولید قوانین فازی. اعمال الگوریتم ACO به عنوان روش جستجوی محلی

(۳) ANTMINER

FCS-ANTMINER بهره‌گیری کرده از مورچه‌های مصنوعی به منظور بررسی فضا جستجو و به تدریج قوانین فازی مورد نظر را ساخته است.

روش پیشنهادی با استفاده از مجموعه داده‌ها دیابت‌های عموم مردم پیما هند که در وب سایت دانشگاه کالیفرنیا، دسترس است مورد بررسی قرار گرفته است.

۲- بهینه‌سازی کلنی مورچه

الگوریتم ACO که با الهام از رفتار کلنی‌های مورچه واقعی، مبتنی بر روش‌های جستجوی تصادفی است. مورچه‌های واقعی قادر به پیدا کردن کوتاهترین مسیر از یک منبع غذایی به لانه خود هستند. آنها ماده شیمیایی به نام فرومون را به هنگام راه رفتن بر روی زمین می‌ریزند.

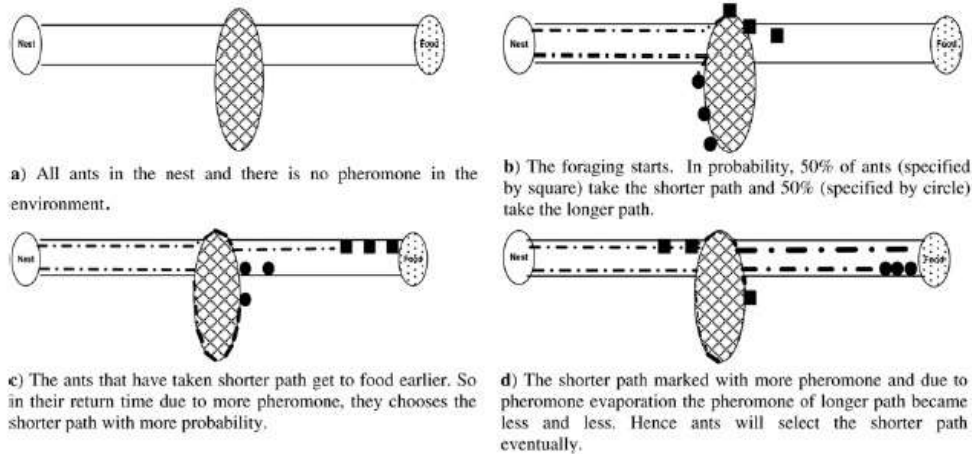


Fig. 1. The ants find the shortest path (Blum, 2005).

فرمون به برقراری ارتباط آنها با یکدیگر کمک می کند.

مورچه ها می تواند بوی فرمون را استشمام کنند و آن وقت راه خود انتخاب کنند، آنها به تمایل، یک راه احتمالی، مسیر ها که با بیش از یک فرمون مشخص می شوند، انتخاب می کنند. اگر هیچ فرمون در محیط زیست وجود نداشت، مورچه ها مسیر را به شیوه ای تصادفی انتخاب می کنند

در ابتدا، هیچ فرمون بر روی زمین وجود ندارد و به همین دلیل، مورچه ها راه های خودسرانه را انتخاب می کنند. فرمون در طول زمان تبخیر می شود؛ بنابراین، در مسیرهای کوتاه تبخیر فرمون کمتر از مسیرهای طولانی است که تعداد کمتری از مورچه ها در آن رفت و آمد می کنند.

به عبارت دیگر، فرمون بیشتری در مسیرهای کوتاه تر انباشته شده است. این بازخورد مثبت به این معناست که از فرمون بیشتر تعداد بیشتری از مورچه ها تحریک می شوند. در نتیجه همه مورچه ها در نهایت کوتاه ترین مسیر را انتخاب خواهد کرد. شکل ۱ نشان می دهد که چگونه مورچه ها می تواند کوتاهترین مسیر را پیدا کنند.

لازم به ذکر است که مورچه های مصنوعی دارای تعدادی قابلیت های اضافی، به شرح زیر است. الف: مورچه ها مصنوعی حافظه دارند ب: آنها به طور کامل کور نیستند و ج: آنها در یک محیط زندگی می کنند که در آن زمان گسسته است.

۳- FCS-ANTMINER

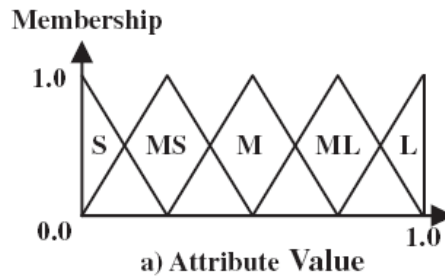
FCS-ANTMINER عمل می کند در دو مرحله اصلی: مرحله آموزش و مرحله آزمون در مرحله آموزش، در ابتدا، الگوریتم ACO اعمال می شود، برای تولید یک مجموعه ای از قوانین فازی از طریق الگوهای آموزش. این قوانین فازی مانند فرم زیر نمایش داده می شود:

$$\text{Rule } R_j \text{ If } x_1 \text{ is } A_{j1} \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } A_{jn}, \text{ then Class } C_j \text{ with } CF = CF_j.$$

هر یک از سه گانه -ویژگی، اپراتور، مقدار یک ترم (term) نامیده می شود. (<attribute,operator,value>)

CF_j درجه اطمینان از قانون اگر آنگاه فازی RJ است.

سابقه هر یک از قانون های فازی در قالب مجموعه ای از نوعی ارزش های زبانی در شکل 2 ارائه شده است. تابع عضویت هر مقدار زبانی در شکل 2 مشخص شده است بوسیله پارتیشن بندی همگن، دامنه هر یک از ویژگی را به مجموعه های فازی سه تایی متقارن می کند.



شکل ۲: سابقه هر یک از قانون های فازی در قالب مجموعه

قوانین مربوط به هر طبقه بطور جداگانه یادگیری می‌شوند.

بنابراین، اگر ما دارای کلاس C باشیم پس از آن ما خواهیم داشت مجموعه C قانون که هر یک به طور مستقل یاد گرفته شده است. ترکیبی از تمام مجموعه قوانین پایان نامه نهایی سیستم طبقه بندی فازی ما را شکل میدهد.

شکل 3 مراحل FCS-ANTMINER نشان می‌دهد.

۳-۱ تولید قانون بوسیله FCS-ANTMINER

در نسخه های قبلی از ANTMINER هر یک از مورچه ها شروع به ایجاد یک قانون می‌کردند و تلاش میکردند بهترین قانون را انتخاب کنند؛ بنابراین مورچه ها برای ساختن بهترین قوانین با یکدیگر به رقابت می‌پرداختند؛ اما افزایش رقابت باعث می‌شود برخی از مورچه ها قواعد با دقت بالا انتخاب کنند در حالی که مورچه های دیگر قادر به پیدا کردن مسیر مناسب برای انتخاب قوانین با کیفیت بالا نبودند.

بنابراین، مجموعه قوانین خروجی شامل هر دو قوانین دقت بالا و پایین بود و علی‌رغم برخی از قوانین با کیفیت بالا، سیستم طبقه بندی نهایی ممکن بود قادر به دسته بندی تعداد قابل توجهی از الگوهای ورودی نباشد.

دلیل اصلی برای این مشکل عدم همکاری کافی در میان مورچه ها است. به این معنا که به جای افزایش دقت سیستم در کل، هر مورچه برای یادگیری قوانین (خودش) فردی با دقت بالا تلاش می‌کرد.

اگر چه فرمون کمک می‌کند تا آنها همکاری داشته باشند، اما با توجه به رقابت شدید و مخرب آنها کافی نیست.

در سوی دیگر، اگر ما همکاری مورچه ها را کنترل نکنیم، ممکن است منجر شود به این که الگوریتم به دام بهینه محلی افتاده شود.

بنابراین، تعریف یک استراتژی برای ایجاد تعادل میان همکاری و رقابت میان مورچه ها ضروری به نظر می‌رسد. در روش پیشنهادی، زمانی که مورچه اول یک قاعده ساخت، مورچه های بعدی این قانون را با توجه به پارامتری تکمیل می‌کنند. مقدار این پارامتر تعداد ترم ها که مورچه ها می‌تواند در هر تکرار تغییر دهند، مشخص می‌کند. این استراتژی را برای مورچه ها قادر می‌سازد قواعد با کیفیت بالا را یادگیرند و به کلنی برای بهبود دقت سیستم طبقه بندی کمک می‌کند.

در این بخش، ما در مورد کشف قوانین طبقه بندی در FCS ANTMINER-دقیقا بحث خواهیم کرد.

۳-۱-۱ مروری بر تولید قانون

همانطور که قبلا اشاره شد فرایند یادگیری قانون، به طور جداگانه برای هر کلاس انجام می‌شود؛ به عبارت دیگر، برای هر کلاس مانند K تابع اصلی تابع یادگیری را فرا می‌خواند که آن قوانین مربوط به کلاس K را بیاموزد.

شکل ۴ گام های تولید قانون توسط FCSANTMINER نشان می دهد.

در تابع یادگیری، لیست قوانین کشف شده خالی است. سپس، مورچه اول (ant0) قانون RJ به طور تصادفی با اضافه کردن یک ترم در یک زمان می سازد. همچنین، عناصر مقدار ماتریس اکتشافی محاسبه می شود مورچه ها از عنصر این ماتریس به عنوان اطلاعات اکتشافی استفاده می کنند.

در حلقه داخلی، مورچه های دیگر (antt) قانون RJ با توجه به بزرگترین پارامتر تغییر یافته تغییر می دهند، که به این معنی antt می تواند بزرگترین ترم قانون RJ تغییر دهد. پس از آن مناسب بودن (خوبی) قانون RJ محاسبه می شود و فرمون بر اساس fitness محاسبه شده، به روز می شود.

وقتی همه مورچه ها (MaxAnts قانون RJ را اصلاح کردند، مورچه ای که بهترین اصلاح انجام داده مجاز به اضافه کردن قانون اصلاح شده به لیست قواعد یادگیری است. عملیات فوق برای یادگیری قوانین باقیمانده مربوط به کلاس جاری تکرار می شوند. تابع قانون یادگیری، فهرست قواعد آموخته شده را به تابع اصلی برمی گرداند. این پروسه مکررا و برای هر کلاس به طور مستقل انجام خواهد شد. در نهایت یک لیست از قوانین آموخته شده موجود خواهد بود.

۳-۱-۲ اصلاح قانون

در تکرار اول ($t = 0$)، مورچه اول قانون تعیین می کند، و در تکرار های بعدی مورچه ها قانون را اصلاح میکنند. حداکثر دفعاتی که هر مورچه می تواند اصلاح کند، در هر تکرار، توسط پارامتر بنام "Max_change" تعیین شده است. هر مورچه انتخاب می کند termij را برای اصلاح (یا ایجاد قانون Rh در تکرار اول) با توجه به احتمال زیر:

$$P_{ij} = \frac{\tau_{ij}(t) \cdot \eta_{ij}}{\sum_i^a \sum_j^{b1} \tau_{ij}(t), \eta_{ij}, \quad \forall i \in I'}$$

۳-۱-۳ اطلاعات اکتشافی

مورچه ها قوانین را با توجه به اطلاعات اکتشافی و میزان فرمون اصلاح می کنند. با استفاده از مجموعه ای از ماتریکسهای دو بعدی، به نام H به عنوان اطلاعات اکتشافی است.

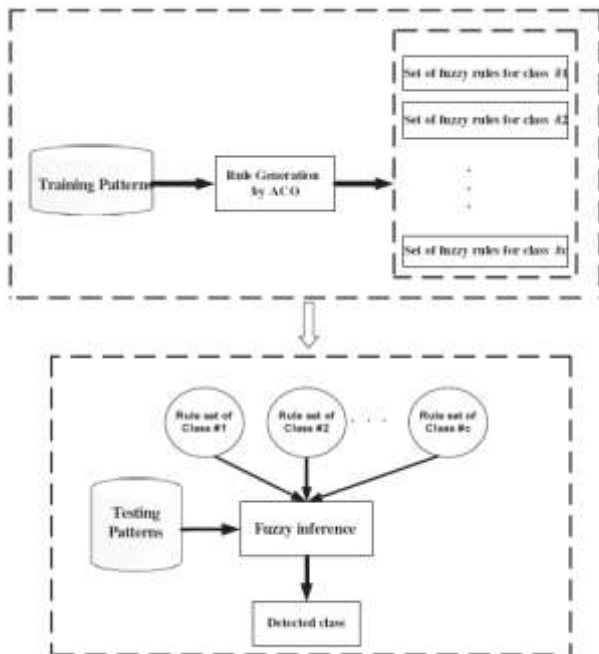


Fig. 3. Stages of FCS-ANTMINER.

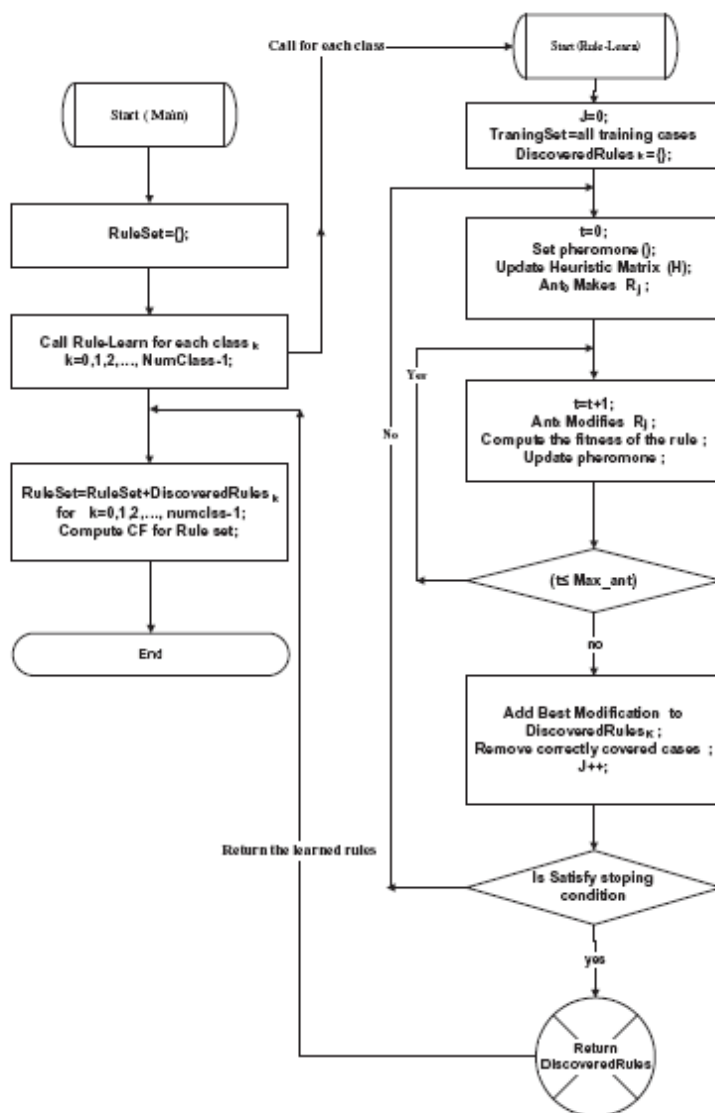


Fig. 4. Rule generation by FCS-ANTMINER.

$$H_k = \begin{matrix} & DC & S & MS & M & ML & L \\ \begin{matrix} Att_1 \\ Att_2 \\ \vdots \\ Att_{n-1} \\ Att_n \end{matrix} & \begin{bmatrix} h_{1,1} & h_{1,2} & h_{1,3} & h_{1,4} & h_{1,5} & h_{1,6} \\ h_{2,1} & & & & & \\ \vdots & & \ddots & & & \vdots \\ h_{n-1,1} & & & & & \\ h_{n,1} & h_{n,2} & h_{n,3} & h_{n,4} & h_{n,5} & h_{n,6} \end{bmatrix} \end{matrix}$$

Matrix H_k shows the distribution of data set values (class k).

این ماتریس به مورچه ها کمک میکند تا ترم مربوط را انتخاب کنند و قوانین با کیفیت بالا تولید کنند.

در سوی دیگر، Heuristic knowledge قرار دارد که غیرقطعی تر و بیشتر مبتنی بر برداشت‌های شخصی است. هرچه حدس‌ها یا دانش هیورستیک یک سیستم خبره بهتر باشد، سطح خبرگی آن بیشتر خواهد بود و در شرایط ویژه، تصمیمات بهتری اتخاذ خواهد کرد.

دانش مبتنی بر ساختار Heuristic در سیستم‌های خبره اهمیت زیادی دارد این نوع دانش می‌تواند به تسریع فرآیند حل یک مسئله کمک کند.

البته یک مشکل عمده در ارتباط با به کارگیری دانش Heuristic آن است که نمی‌توان در حل همه مسائل از این نوع دانش استفاده کرد. به عنوان نمونه، جلوگیری از حمل سموم خطرناک از طریق خطوط هوایی با استفاده از روش Heuristic امکانپذیر نیست.

۳-۱-۴ محاسبه تابع کیفیت

هنگامی که یک قانون توسط یک مورچه اصلاح شد تابع کیفیت قانون را با استفاده از معادله زیر محاسبه می‌کند:

$$Q_j = \frac{TP}{TP + FN} \cdot \frac{TN}{TN + FP},$$

۳-۱-۵ قانون بروز رسانی فرمون

پس از اینکه یک قانون توسط یک مورچه اصلاح شد بروز رسانی فرمون انجام می‌شود.

تعریف یک روش ساده جدید: بروز کردن مقدار فرمون بر اساس میزان کیفیت حاصل از اصلاح قانون

بروز رسانی با استفاده از فرمول زیر انجام می‌شود:

$$\Delta Q = Q_i^{\text{AfterModification}} - Q_i^{\text{BeforeModification}},$$

$$\tau_{ij}(t+1) = \tau_{ij}(t) + \tau_{ij}(t)(\Delta_i^Q \cdot C),$$

کاهش میزان فرمون برای ترم‌هایی که در فرایند یادگیری قانون جاری شرکت نداشته اندبه منظور شبیه سازی تبخیر فرمون.

فرمون کاهش داده می‌شود با تقسیم مقدار ارزش هر ترم به مجموع مقادیر ترم‌ها.

۳-۱-۶ شرایط توقف

متوقف شدن اجرا در حلقه بیرونی تابع Rule-learn در گرو وضعیتی است که کاربر برای پایان دادن به حلقه تعریف کرده است.

برای مثال کاربر می‌تواند از تعداد ثابتی از تکرار حلقه ویا بررسی شرط حداقل موارد کشف شده برای پایان دادن به فرایند یادگیری هریک از کلاس‌ها استفاده کند.

در آزمایش انجام شده یکی شدن مورد کشف شده در دو تکرار متوالی و یا به تعبیری حرکت اغلب مورچه ها به یک مسیر به عنوان شرط پایانی در نظر گرفته شده است.

۳-۲ استنتاج فازی

هنگامی که FCS-ANTMINER مجموعه قوانین فازی را تولید می کند برای طبقه بندی الگوهای آزمایشی ابتدا باید درجه (میزان) اطمینان محاسبه شود.

با سه مرحله زیر درجه اطمینان محاسبه می شود:

۱- محاسبه سازگاری هر الگوی یادگیری

۲- محاسبه مجموع نسبی درجه سازگاری الگوها

۳- تعیین درجه اطمینان

$$\mu_j(x_p) = \mu_{j1}(x_{p1}) \times \dots \times \mu_{jn}(x_{pm}), \quad p = 1, 2, 3, \dots, m,$$

$$\beta_{classin}(R_j) = \sum_{x_p \in Classh} \frac{\mu_j(x_p)}{N_{classh}}, \quad h = 1, 2, \dots, c, \quad CF_j = \frac{\beta_{class} \hat{h}(R_j) - \bar{\beta}}{\sum_{h=1}^c \beta_{Classh}(R_j)}$$

$$\bar{\beta} = \frac{\sum_{h \neq \hat{h}_j} \beta_{Classh}(R_j)}{(c - 1)}$$

اکنون میتوانیم درجه یقین (اطمینان) را برای هر ترکیب از مجموعه فازی مشخص کنیم.

سیستم طبقه بندی فازی ما ترکیبی از مجموعه فازی را برای تولید یک مجموعه قانون S با قابلیت طبقه بندی بالا تولید می کند.

۴ - نتایج آزمایش

منابع داده:

این روش با مجموعه داده های دیابتی پیمای هند (PID) مورد بررسی قرار گرفت.

PID شامل ۷۶۸ نمونه از بیماران زن، ۲ کلاس و ۸ صفت می باشد.

۱- کلاس نرمال ۲- کلاس دیابتی

۸ خصیصه عبارتند از:

-غلظت گلوکز پلاسما -دفعات حاملگی -فشار خون -چین خوردگی پوست پشت بازوها-سرم انسولین-نسبت جرم بدن -علائم نژادی-سن

داده های آماری در مورد خصیصه های PID به شرح زیر می باشد:

جدول ۱: داده های آماری در مورد خصیصه های PID

Feature number	Mean	Standard deviation
1	3.8	3.4
2	120.9	32.0
3	69.1	19.4
4	20.5	16.4
5	79.8	115.2
6	32.0	7.9
7	0.5	0.3
8	32.2	11.8

میزان مطلوب بودن یک سیستم خبره اصولاً به میزان قابلیت دسترسی به آن و میزان سهولت کار با آن بستگی دارد. می توان مزایایی که یک سیستم خبره در برابر انسان خبره دارد را به این صورت نام برد: - برخلاف انسان متخصص که نیاز به خواب، استراحت و غذا و ... دارد، یک سیستم متخصص ۲۴ ساعت در شبانه روز و ۳۶۵ روز در سال قابل دسترس است. - دانش سیستم خبره از بین نمی رود بلکه می توان آن را ذخیره نمود و حتی بسادگی می توان آن را کپی برداری کرد. - یک سیستم متخصص همواره دارای حداکثر کارایی خود است ولی به محض آنکه یک انسان متخصص خسته شود صحت توصیه های وی ممکن است کاهش یابد. - یک سیستم متخصص دارای شخصیت نیست. همانطور که شما هم درک کرده اید شخصیت های افراد مختلف اغلب با یکدیگر سازگار نیستند. اگر شما با یک متخصص رفیق یا دوست یا حداقل موافق نباشید، آنگاه احتمالاً شانس اندکی برای استفاده از دانش این فرد خواهید داشت. عکس این حالت نیز صحیح است. - آخرین برتری سیستم های خبره این است که به سادگی و با کپی برداری این برنامه از دستگاهی به دستگاه دیگر و در کمترین زمان ممکن می توان یک سیستم متخصص دیگر بوجود آورد در حالی که تبدیل یک انسان به یک متخصص زمانی طولانی نیاز دارد.

مزایای سیستم های خبره را می توان به صورت زیر دسته بندی کرد:

۱- افزایش قابلیت دسترسی: تجربیات بسیاری از طریق کامپیوتر در اختیار قرار می گیرد و به طور ساده تر می توان گفت یک سیستم خبره، تولید انبوه تجربیات است.

۲- کاهش هزینه: هزینه کسب تجربه برای کاربر به طور زیادی کاهش می یابد

۳- کاهش خطر: سیستم خبره می تواند در محیط هایی که ممکن است برای انسان سخت و خطرناک باشد نیز بکار رود.

۴- دائمی بودن: سیستم های خبره دائمی و پایدار هستند. عبارتی مانند انسان ها نمی میرند و فنا ناپذیرند.

۵- تجربیات چندگانه: یک سیستم خبره می تواند مجموع تجربیات و آگاهی های چندین فرد خبره باشد.

۶- افزایش قابلیت اطمینان: سیستم های خبره هیچ وقت خسته و بیمار نمی شوند، اعتصاب نمی کنند و یا علیه مدیرشان توطئه نمی کنند، در صورتی که اغلب در افراد خبره چنین حالاتی پدید می آید.

۷- قدرت تبیین (Explanation): یک سیستم خبره می تواند مسیر و مراحل استدلالی منتهی شده به نتیجه گیری را تشریح نماید؛ اما افراد خبره اغلب اوقات بدلائل مختلف (خستگی، عدم تمایل و...) نمی توانند این عمل را در زمانهای تصمیم گیری انجام دهند. این قابلیت، اطمینان شما را در مورد صحت بودن تصمیم گیری افزایش می دهد.

۸- پاسخ دهی سریع: سیستم های خبره سریع و در اسرع وقت جواب می دهند.

۹- پاسخ دهی در همه حالات: در مواقع اضطراری و مورد نیاز، ممکن است یک فرد خبره بخاطر فشار روحی و یا عوامل دیگر، صحیح تصمیم گیری نکند ولی سیستم خبره این معایب را ندارد.

۱۰- پایگاه تجربه: سیستم خبره می‌تواند همانند یک پایگاه تجربه عمل کند و انبوهی از تجربیات را در دسترس قرار دهد.
 ۱۱- آموزش کاربر: سیستم خبره می‌تواند همانند یک خودآموز هوش (Intelligent Tutor) عمل کند. بدین صورت که مثالهایی را به سیستم خبره می‌دهند و روش استدلال سیستم را از آن می‌خواهند.

۱۲- سهولت انتقال دانش: یکی از مهمترین مزایای سیستم خبره، سهولت انتقال آن به مکان‌های جغرافیایی گوناگون است. این امر برای توسعه کشورهای که استطاعت خرید دانش متخصصان را ندارند، مهم است.

نرخ طبع بندی: تعداد نمونه هایی که بدرستی طبقه بندی میشوند با فرمول زیر:

$$\text{Classification rate} = \frac{(TP + TN)}{TP + TN + FN + FP}$$

جدول زیر نشان میدهد که روش ارائه شده با دقت و صحت طبقه بندی ۸۴.۲۴٪ بالاترین دقت را نسبت به روشهایی که تاکنون ارائه شده نشان میدهد.

جدول ۲: تعداد نمونه هایی که بدرستی طبقه بندی

Classification rate obtained with different methods for PID.

Method	Classification Rate (%)
C4.5 rules	67.0 ± 2.9
SMART	76.8
Decision Table	71.224
Bays	72.2 ± 6.9
Regression coefficients	72.3958
C4.5	75.44
NNGE	73.5677
RBF	75.8
Naive Bayes	75.30
SVM	77.32
IBK	74.52
GRNN (Kayaer and Yildirim, 2003)	80.21
LS-SVM (Polat et al., 2008)	78.21
GDA-LS-SVM (Polat et al., 2008)	79.16
ESOM (Deng and Kasabov, 2001)	78.4
SA (Mohamadi et al., 2008)	75.71 ± 4.41
IncNet (Jankowski and Kadirkamanathan, 1997)	77.6
FC-ANTMINER	84.32
Other methods reported in Polat et al. (2008)	

۵- نتیجه گیری

FCS-ANTMINER الگوریتم طبقه بندی جدیدی است که از ترکیب بهینه سازی کلنی مورچه و منطق فازی برای تشخیص بیماری دیابت بدست آمده است؛ و آن را از روش های موجود که از بهینه سازی کلنی مورچه (ACO) برای طبقه بندی کارها استفاده می کنند متفاوت ساخته است.

ترکیب بهینه سازی کلنی مورچه و منطق فازی در تشخیص بیماری دیابت بسیار موثر خواهد بود.

منابع

1. Blum, C. (2005). Review Ant colony optimization: Introduction and recent trends. *Physics of Life Reviews*, 2, 353–373.
2. Deng, D., & Kasabov, (2001). On-line pattern analysis by evolving self-organizing maps. In *Proceedings of the fifth biannual conference on artificial neural networks and expert systems*.
3. Dorigo, M., & Blum, C. (2005). Ant colony optimization theory: A survey. *Theoretical Computer Science*, 344, 243–278.
4. Dorigo, M., Maniezzo, V., & Coloni, A. (1996). The ant system: Optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 26, 1–13.
5. Dorigo, M., & Stützle, T. (2004). *Ant colony optimization*. Cambridge, MA: MIT Press.
6. Ishibuchi, H., Nakashima, T., & Murata, T. (1999). Performance evaluation of fuzzy classifier systems for multidimensional pattern classification problems. *IEEE Transactions on Systems, Part B*, 29(5).
7. Ishibuchi, H., Nozaki, K., Yamamoto, N., & Tanaka, H. (1995). Selecting fuzzy if-then rules for classification problems using genetic algorithms. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 3(3), 260–271.
8. Ishibuchi, H., & Yamamoto, T. (2004). Fuzzy rule selection by multi-objective genetic local search algorithms and rule evaluation measures in data mining. *Fuzzy Sets and Systems*, 141, 59–88.
9. Jankowski, N., Kadiramanathan, V. (1997). Statistical control of RBF-like networks for classification. In *Proceedings of the seventh international conference on artificial neural networks (ICANN)*, Lausanne, Switzerland (pp. 385–390).
10. Joseph C. Giarratano, Gary Riley *Expert Systems, Principles and Programming* (2005), ISBN 0-534-38447-1.
11. Kahramanli, H., & Allahverdi, N. (2008). Design of a hybrid system for the diabetes and heart diseases. *Expert Systems with Applications*, 35, 82–89.
12. Kayaer, K., & Yıldırım, T. (2003). Medical diagnosis on Pima Indian diabetes using general regression neural networks. In *Proceedings of the international conference on artificial neural networks and neural information processing*.
13. Leon, W. D, IV (2006). *Enhancing pattern classification with relational fuzzy neural networks and square BK-products*. Ph.D dissertation in computer science. FL, USA: Springer, pp. 71–74.

13. Liu, B., Abbass, H. A., & McKay, B. (2002). Density-based heuristic for rule discovery with ant-miner. In The 6th Australia-Japan joint workshop on intelligent.
14. Liu, B., Abbass, H. A., & McKay, B. (2003). Classification rule discovery with ant colony optimization. In Proc. IEEE/WIC int. conf. on intell. agent techno.
15. Martens, D., De Backer, M., Haesen, R., Vanthienen, J., Snoeck, M., & Baesens, B. (2007). Classification with ant colony optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 11, 651–656.
16. Michalski, R. S., Bratko, I., & Kubat, M. (1998). *Machine learning and data mining: Methods and applications*. New York: Wiley.
17. Mohamadi, H., Habibi, J., Abadeh, M. S., & Saadi, H. (2008). Data mining with a simulated annealing based fuzzy classification system. *Pattern Recognition*, 41, 1824–1833.
18. Nozaki, K., Ishibuchi, H., & Tanaka, H. (1996). Adaptive fuzzy rule-base classification systems. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 4(3).
19. Parpinelli, R. S., Lopes, H. S., & Freitas, A. A. (2002). Data mining with an ant colony optimization algorithm. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6, 321–332.
20. Peng, L., Chen, Y., Yang, B., & Chen (2005). A novel classification method based on data gravitation. *Neural Networks and Brain, ICNN&B'05*.
21. Polat, K., Günes, S., & Arslan, A. (2008). A cascade learning system for classification of diabetes disease: Generalized discriminate analysis and least square support vector machine. *Expert Systems with Applications*, 34, 482–487.
22. Roubos, H., & Setnes, M. (2001). Compact and transparent fuzzy models and classifiers through iterative complexity reduction. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 9(4), 516–524.
23. Saniee Abadeh, M., Habibi, J., & Lucas, C. (2007). Intrusion detection using a fuzzy genetics-based learning algorithm. *Journal of Network and Computer Applications*, 30, 414–428.

Fuzzy classification system based on ant colony optimization for the diagnosis of diabetes

Masoud Khatooni

M.A student in Technology Management, Business orientation

Abstract

Expert systems, intelligent computer programs that infer knowledge and methods they employ to solve the problems they need to solve their human skills. Systems sorted widely in the medical field to detect patient data and derive a predictive model can be used. This model allows doctors to improve the prediction, diagnosis or treatment planning help her. The purpose of this paper is to use the ant colony based classification system for extracting a set of fuzzy rules for the detection of diabetes, called FCS- ANTMINER respectively. We describe a new and efficient way for us to pay significant results for the classification problem is diabetes.

Keywords: expert systems, ant colony optimization, diabetes diagnosis, fuzzy classification.
