پنجمین کنفرانس سیستمهای فازی ایران
هفدهم الی نوزدهم شهریورماه ۱۳۸۳

شبکهٔ عصبی فازی انعطاف پذیر برای گروهبندی و شناسایی اثرانگشت

مهدی حریری[۱]،شهریار برادران شکوهی[۲]
پژوهشکدهٔ پردازش هوشمند علائم، دانشگاه علم و صنعت ایران
Mahdi_hariri@iust.ac.ir

چکیده

میزان عدم قطعیت یکی از مسائل بسیار مهم در تشخیص الگوهای پیچیده بویژه اثر انگشت(Fingerprint) است.
در این مقاله ما باتعریف واستفاده از نرونهای فازی یک شبکهٔ عصبی_فازیFNN(Fuzzy Neural Network) انعطاف پذیروکارآمدبرای گروهبندی و شناسایی الگوها بویژه اثرانگشت ارائه می نماییم.این شبکهٔ پنج لایه با دارابودن محاسن شبکهٔ عصبی و منطق فازی به صورت روبه جلو (Feed Forward) می باشد که از آن برای گروهبندی و شناسایی الگوهای یادگیری شیفت یافته و معوج و بطور کلی الگوهای انعطاف پذیر(Flexible) که بسته به ماهیت خود به طور قطعی قابل شناسایی نمی باشند استفاده می شود.برای بررسی قابلیت ها وتوانایی سیستم پیشنهادی در امر تشخیص، ازالگوهای اثرانگشت که جزءمتنوع ترین و انعطافپذیرترین الگوها می باشد استفاده نموده ایم.
پس ازاخذتصاویر مختلفی که از حالات مختلف هر انگشت برای شناسایی اخذ می شود،الگوی مشخصه ها به شبکه اعمال می شود.شبکه در ابتدااین الگوهارافازی می نمایدوآنگاه تشابهات هر الگو را باهمهٔ الگوهای یاد گرفته شده تحت کلاسهای مشخص بررسی کرده و کلاسی را که دارای تصویری با بیشترین شباهت به الگوی ورودی است بعنوان کلاس شاخص آن الگو بیان کرده وباایجاد یک خروجی غیرفازی متوقف می شود.
در این شبکه بسته به حسن قابل فهم بودن منطق فازی، عملکردوطرح شبکه به راحتی قابل درک بوده وهمچنین دارای پارامترهای تنظیمی مناسب،برای تنظیم دقت در میزان شباهت وکاربا الگوهاوتصاویرمختلف می باشد.حسن کاربردی دیگر آن قابلیت تعمیم و آموزش پذیری در هر مرحله ازکارکرد،بدون بازآموزی تمام الگوها از ابتدامی باشد.

واژه های کلیدی: شبکهٔ عصبی فازی- نرون فازی- اثرانگشت-گروهبندیوشناسایی

۱- مقدمه

شناسایی عبارتست از هنر تخصیص یک شئ به کلاسی از الگوها که به آن تعلق دارد که به زبان ریاضی یعنی تخصیص الگوهای ورودی به یکی از طبقاتی که فضای چند بعدی اقلیدسی برای تصمیم گیری به تعداد متناهی از آنها تقسیم شده است.[۱]

۱- محقق ارشد،پژوهشکدهٔ پردازش هوشمند علائم
۲- استادیار،گروه الکترونیک،علم وصنعت ایران bshokouhi@iust.ac.ir

با توجه به اینکه هر شخص الگوی اثر انگشت منحصر به خود را داراست و کثرت این الگوها به تعداد افراد بشر، پیچیدگی و انعطاف پذیری بی بدیل این الگو آشکار می گردد(تغییرات و دگرگونی های مختلف حتی تصویریک انگشت بسته به ابزار اخذ تصویر، میزان آلودگی و رطوبت انگشت و حتی میزان فشار وارده بر صفحهٔ اخذ تصویر اثر و نحوهٔ قراردادن آن روی این صفحه، تصاویر مختلف و متفاوتی از آن انگشت بدست می دهد.)

طبق موارد ذکر شده سیستم تشخیص الگو علاوه بر جبران چرخش، دگرگونی و تغییراندازه این الگو بایستی قابلیت تصمیم گیری در مورد جابجایی، حذف و اضافه شدن مشخصه های الگو را نیز دارا باشد. بنابر این ما در اینجا با تصاویر و الگوهای کاملاً پویا و غیر قطعی سرو کار داریم و لذا مسألهٔ شناسایی اثر انگشت هنری است که وابستگی زیادی به تجربه و معرفت افراد خبره و مهارتهای تجربی دارد.

شبکهٔ عصبی NN (Neural Network)یک ساختار عظیم موازی، متشکل از تعداد زیادی عناصر پردازشگر است که از طریق وزنها با یکدیگر در ارتباطند. [1] شبکهٔ عصبی دارای قابلیت پردازش موازی، توانایی یادگیری و اخذ تصمیم می باشد که به صورت مدل پردازش موازی توسعه یافته PDP(Parallel Distributed Processing) بیان می شود. [2] [3]

شبکه های عصبی NN در مسائل تشخیص الگو بویژه در سیستمهای مستقل از انتقال و تغییر اندازه الگو مورد بررسی قرار گرفته وکاربرد دارند؛ مانند کارهای Fukumi و Lisoba برای تشخیص الگوهای مستقل از چرخش و دگرگونی[۴]،اما در شبکه های اینچنینی تعداد وزنها با مرتبهٔ شبکه بالاتر رفته و ساختار شبکه پیچیده‌تر می شود.

از طرف دیگر عقیده بر این است که یادگیری مغز انسان نه تنها از ادارک دقیق بوده، بلکه از تصاویر کلی و پیچیدهٔ نامفهوم نیز تأثیر می پذیرد لذا مسألهٔگروهبندی و تشخیص با عدم اطمینان مسأله مهمی د رتشخیص الگو بوده و بنابر این تئوری شبکهٔ فازی خود را بعنوان یک اهمیت ارزشمند در مسائل تشخیص الگو مطرح نموده است. [5] , [6]

ترکیب مشخصه های سیستم های فازی (توانایی پردازش اطلاعات فازی با استفاده از الگوریتم های فازی) و خصوصیات شبکه های عصبی (قابلیت یادگیری و ساختار موازی سرعت بالا) هدف ما برای تشکیل یک شبکه عصبی فازی با قابلیت یادگیری از محیط است.یکی از روشهای نوین ترکیب این دو سیستم استفاده از نرونهای فازی در شبکه های عصبی است که بسته به قابلیت ها و انعطاف پذیری فوق العادهٔ عملگرهای فازی کاربرد آن در حال توسعه است. از جملهٔ این فعالیتها معرفی یک مدل نرون فازی ساده توسط Yamakava و استفاده از آن در یک شبکهٔ عصبی برای تشخیص کاراکترها منتهی بدون ذکر الگوریتم یادگیری این شبکه بوده است.[7]

Cai و Kwan نیز یک شبکهٔ عصبی- فازی متشکل از نرونهای فازی برای تشخیص حروف و اعداد معرفی نموده اند [8] این شبکه با و جود انعطاف پذیری خوبی که دارد منتهی کار خوشه بندی(Clustering) را به جای کلاسه بندی (Classifying) دقیق با استفاده از الگوریتم یادگیری بدون ناظر به انجام می رساند.

نیخیل(Nikhil) وگوتام(Gautam) در سال 1999 طی بررسی مجدد این شبکه برای بهینه سازی عملکرد آن با استفاده از (Soft Computing) تعریف برخی از نرونهای فازی را تغِییر داده و یک رابطه برای تعیین پارامترهای شبکه با استفاده از بردارهای برچسب کلاس (Class label vectors)ذکر کرده اند.[9]

ما در این مقاله از تعدادی از نرونهای فازی معرفی شده درمرجع[8] استفاده کرده وقسمتی از ساختار شبکهٔ معرفی شده توسط CaiوKwan را درشبکهٔ پیشنهادی خود بکار برده ایم،منتهی با تعریف نرونهای جدید و افزودن یک لایهٔ مکمل ساختار شبکه را تاحد زیادی بهبود داده ایم به گونه ای که شبکه کاملا به یک شبکهٔ کلاسه بندی کننده تبدیل شده است و دقت تشخیص شبکه برای کاراکترهای حرفی و عددی نسبت به شبکهٔ ابداعی CaiوKwan افزایش قابل ملاحظه ای یافته وبه ۱۰۰٪ تشخیص درست رسیده است.

دربخش اول ما پس از تعریف نرون فازی،به معرفی نرون های فازی مورد استفاده در شبکه می پردازیم را ذکر کرده ودر بخش های بعدی با ذکر ساختار ابتدایی شبکهٔ CaiوKwan که متشکل از۴ لایهٔ رو به جلو است ، به بررسی مشکلات وکاستی های شبکه پرداخته و راه بهبود آنرا با افزودن یک طبقهٔ پیشنهادی به شبکهٔ قبل وطرح شبکهٔ جدید ۵ لایهٔ رو به جلوی کلاسه بندی کننده همراه با تعریف نرونهای جدید بیان می داریم.

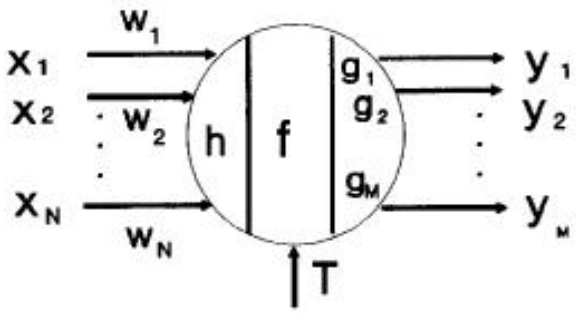
درک ساختار و عملکرداینFNN ساده و قابل فهم و سرعت یادگیری وشناسایی آن زیاد است وطبقات سوم،چهارم وپنجم آن طی فرآیند یادگیری سازماندهی می شوند.در قسمت آخر به بررسی عملکردوذکرنتایج بدست آمده از آن درهنگام اعمال الگوهای اثرانگشت می پردازیم.

۲- نرونهای فازی (Fuzzy Neurons, FNs)

الف_تعریف نرون فازی

یک نرون فازی N ورودی وزن‌دار $(w_i, x_i, i = 1\ to\ N)$ و M خروجی $(j = 1\ to\ M)$ را داراست تمامی ورودی‌ها و وزن‌ها مقادیر حقیقی بوده و خروجیها نیز مقادیر حقیقی مثبتی در بازه [۱و ۰] می‌باشند، که در حقیقت بیانگر یک مقدار عضویت در مفهوم فازی هستند. یعنی خروجیها بیانگر این واقعیتند که یک الگوی ورودی با آرایهٔ $\{x_1, x_2, ...x_N\}$ تا چه حد به یک مجموعهٔ فازی در نظر گرفته شده تعلق دارد.

شکل (۲) نرون فازی را که در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفته است نشان داده و روابط آن نیز در ذیل آن بیان شده است.[۱۳]



شکل ۱- نرون فازی

روابطی که بر عملکرد این نرون حاکم است عبارتند از :

a- h تابع اجتماع(Aggregation Function) در اینجا z ورودی خالص(Net Input) نرون فازی می‌باشد.

$$z = h[w_1x_1, w_2x_2, ..., w_Nx_N] \qquad (۱)$$

b- f تابع فعالیت

$$s = f[z - T] \qquad (۲)$$

c- $g_j[\ ]$ تابع خروجی(Output Function) شبکهٔ FN است.

$$y_j = g_j[s] \qquad for \qquad j = 1\ to\ M \qquad (۳)$$

که توابع عضویت الگوهای ورودی به شکل آرایهٔ $\{x_1, x_2, ..., x_N\}$ را در تمام M مجموعهٔ فازی بیان خواهد کرد. در نتیجه نرونهای فازی می‌توانند اطلاعات فازی را توضیح داده و پردازش نمایند.

در حالت کلی، وزن‌ها، آستانهٔ فعالیت و توابع خروجی که بیانگر روابط داخلی نرونهای فازی و تعامل آنها با یکدیگر می باشند، می‌توانند در طی فرایند یادگیری تنظیم شوند بنابراین نرونهای فازی تطبیق پذیرند(Adaptive) و یک شبکهٔ عصبی_فازی تشکیل شده از نرونهای فازی،قابلیت آموزش و یادگیری از محیط را با الگوهای مختلف داراست.

توابع اجتماع و فعالیت از خصوصیات ذاتی یک نرون فازی می‌باشند و اگر توابع متفاوتی از $h[\ ]$ و $f[\ ]$ در نرونها استفاده شوند، این نرونها خصوصیات و ویژگیهای متفاوتی خواهند داشت و مشخصات آنها تغییر خواهد کرد لذا انواع زیادی از نرونهای فازی را می‌توان با انتخاب $f[\ ]$ و $h[\ ]$ تعریف نمود.

در ابتداپنج نوع نرون فازی مورد استفاده در شبکه را به‌صورت زیر تعریف می کنیم.

الف- نرون فازی ورودی(Input-FN)

هنگامیکه از یک FN در لایهٔ ورودی یک FNN به گونه‌ای استفاده شود که داشته باشیم

$$z = x \quad (۴)$$

ب- نرون فازی بیشینه((Maximum-FN (Max-FN)

هنگامیکه تابع به کار رفته بعنوان تابع اجتماع یک نرون فازی، تابع بیشینه‌یاب باشد

$$z = \max_{i=1}^{N}(w_i x_i) \quad (۵)$$

ج- نرون فازی کمینه((Minimum-FN (Min-FN)

هنگامیکه تابع اجتماع نرون فازی به‌صورت کمینه‌یاب عمل کند.

$$z = \min_{i=1}^{N}(w_i x_i) \quad (۶)$$

د- نرون فازی رقابتی((Competitive-FN (Comp-FN)

در صورتیکه FN دارای یک آستانهٔ متغیر T و فقط یک خروجی به فرم زیر داشته باشد.

$$y = g[s-T] = \begin{cases} 0 & if \quad s < T \\ 1 & if \quad s \geq T \end{cases} \quad (۷)$$

جاییکه s وضعیت FN بوده؛ تابع $t[\ ]$ یک تابع آستانه می‌باشد و $c_k\,(k = 1\ to\ k)$ به‌صورت تابع $T = t[c_1, c_2, ..., c_k]$ مبدل متغیرهای مقایسه‌ای FN می‌باشد.

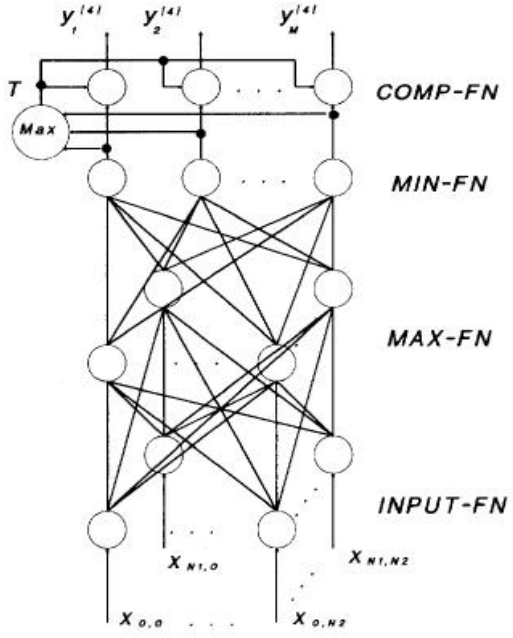
ه- نرون فازی جمع‌کننده (SUM – FN)

$$z = \sum_{i=1}^{n} w_i x_i \quad (۸)$$

که این نرون مجموع ورودیها را محاسبه می‌نماید.

ب- ساختارابتدایی شبکهٔ عصبی_فازی مورد استفاده [۸]

شبکهٔ مورد استفاده در حقیقت دارای چهار لایهٔ پیش‌رو متشکل از نرونهای فازی تعریف شده می‌باشد که ساختار آن در شکل (۲) نمایش داده شده است.



شکل ۲- ساختار شبکهٔ عصبی فازی مورد استفاده

الف- لایهٔ نخست

هر نرون ورودی در این لایه مطابق با یک پیکسل(Pixel) الگوی ورودی است که می‌تواند هم مستقیماً مقدار واقعی پیکسل‌های تشکیل‌دهندهٔ تصویر ورودی ما باشد (چنانکه در مورد الگوهای حروف الفبا مورد استفاده قرار گرفته) و هم می‌تواند حاوی مقدار کدگذاری شده(Encoded) مشخصه‌های موردنظر طراح از تصویر ورودی باشد. (همان کاری که در این تحقیق برای تطبیق اثر انگشت انجام داده‌ایم). در این لایه از نرونهای ورودی $(Input-FN)$ استفاده شده است.

بسته به تصاویر دو بعدی مورد استفاده، FNهای ورودی این لایه به‌صورت دو بعدی نمایش داده شده و شماره‌گذاری شده‌اند . اگر الگوی ورودی ما یک ماتریس $N_1 \times N_2$ باشد آنگاه تعداد نرونهای فازی در این لایه برابر با $N_1 \times N_2$ نرون خواهد بود که روابط حاکم بر نرون فازی (i,j)ام در لایهٔ نخست به‌صورت زیر بیان می‌گردد.

$$s_{ij}^{[1]} = z_{ij}^{[1]} = x_{ij} \qquad for \quad i=1\ to\ N_1, \quad j=1\ to\ N_2 \tag{۹}$$

$$y_{ij}^{[1]} = s_{ij}^{[1]} / X_{\max} \qquad for \quad i=1\ to\ N_1\ , \quad j=1\ to\ N_2 \tag{۱۰}$$

x_{ij} مقدار ورودی (i,j)ام از آرایهٔ ورودی بوده و مقدار آن $0 \le x_{ij} \le X_{\max}$ می‌تواند باشد.با این کار تمامی خروجی‌های $y_{ij}^{[1]}$ این لایه نرمالیزه می‌شوند.

ب_ لایهٔ دوم

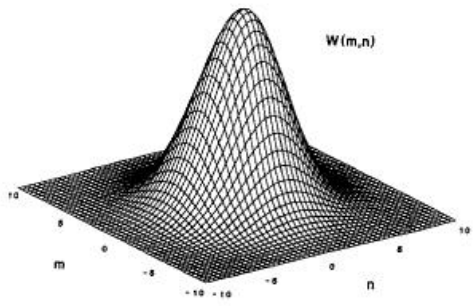
این لایه به‌صورت دو بعدی و شامل $N_1 \times N_2$ نرون فازی بیشینه $(Max\text{-}FN)$ با وظیفهٔ فازی‌سازی الگوهای ورودی بواسطهٔ یک تابع وزنی $w\{m,n\}$ است. حالت نرون (p,q)ام در این لایه به صورت :

$$s_{sq}^{[2]} = \max_{i=1}^{N_1}\left[\max_{j=1}^{N_2}[W[p-i,q-j]y_{ij}^{[1]}]\right] \tag{۱۱}$$

جاییکه $w[p-i,q-j]$ وزن ارتباطی (i,j)نرون ورودی در نخستین لایه به (p,q)امین نرون بیشینه در لایهٔ دوم می‌باشد که به فرم زیر نیز تعریف می‌گردد.

$$w[m,n] = \exp(-\beta^2(m^2+n^2)) \qquad for \quad m=-(N_1-1)to(N_1-1) \quad n=-(N_2-1)to(N_2-1) \tag{۱۲}$$

تابع وزن $w[m,n]$، در حقیقت تابع فازی ساز در این شبکه می‌باشد،که طرحی ازآن برای $\beta = 0.3$ در شکل (۳) نشان داده شده است.



شکل ۳-تابع وزنی فازی ساز w [m,n] با $\beta = 0.3$

با استفاده از این تابع، وزن ارتباطی هر FN برای لایهٔ دوم مانند یک لنز عمل می‌نماید که توسط آن هر FN روی یک پیکسل مرکزی از الگوی ورودی متمرکز(Focus) می‌شود وبسته به مقدار ضریب β علاوه بر آن نقطه، نقاط پیرامون آنرا نیز می‌بینند. که توسط الگوریتم یادگیری بر روی آن تصمیم‌گیری می‌شود.هر نرون فازی بیشینه در این لایه به تعداد M خروجی متفاوت یکی به ازای هر FN در سومین لایه خواهد داشت،که به فرم زیر محاسبه می‌گردد.

$$y_{pqm}^{[2]} = g_{pqm}[s_{pq}^{[2]}] \qquad (۱۳)$$
$$for \quad p=1\ to\ N_1, \quad q=1\ to\ N_2, \quad m=1\ to\ M$$

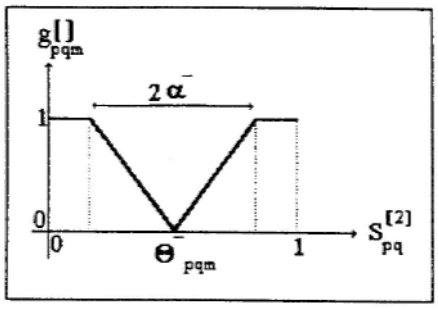
جاییکه $y_{pqm}^{[2]}$، m امین خروجی (q و p)امین $Max-FN$ در لایهٔ دوم است که به mامین نرون فازی کمینه ($Min\text{-}FN$) در لایهٔ سوم متصل شده است.

تابع خروجی $g_{pqm}[s_{pq}^{[2]}]$ توسط الگوریتم یادگیری تعیین می‌گردد که بستگی به نظر طراح و رویه‌ای که برای تطبیق در نظر گرفته است دارد. در حقیقت این تابع بیانگر شکل و نحوهٔ تصمیم‌گیری ما بوده و تابع اساسی برای تصمیم‌گیری و نتایج آتی مقایسه می‌باشد. می‌توان این تابع را به گونه‌ای طراحی کرد که خروجی آن بیانگر عدم شباهت بوده و بر اساس میزان عدم شباهت تصمیم‌گیری نماید [۱۰] شکل (۵)،یا طبق روش مورد استفاده ما تابع را بر اساس میزان شباهت طرح نموده و بر اساس آن نتایج آتی را پایه‌گذاری نماید.

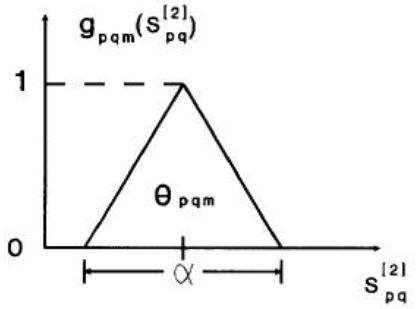
برای سادگی ما مثلث‌های متساوی‌الساقین با ارتفاع برابر با یک و قاعدهٔ برابر α مطابق شکل(۶)را بعنوان تابع خروجی نرونهای فازی بیشینه در لایهٔ دوم انتخاب نموده‌ایم.

$$y_{pqm}^{[2]} = g_{pqm}[s_{pq}^{[2]}] = \begin{cases} 1-2\left|s_{pq}^{[2]}-\theta_{pqm}\right|/\alpha & if \quad \phi \le \left|s_{pq}^{[2]}-\theta_{pqm}\right| \le \alpha/2 \\ \phi & if \quad Otherwise \end{cases} \qquad (۱۴)$$

$$for \quad \alpha \ge 0, \quad p=1\ to\ N_1, \quad q=1\ to\ N_2, \quad m=1\ to\ M$$



شکل ۴- تابع g ، خروجی لایهٔ دوم
(بر اساس عدم شباهت)



شکل ۵- تابع g ، خروجی مورد استفاده برای لایهٔدوم
(میزان شباهت)

در اینجا θ_{pqm} نقطهٔ مرکزی قاعدهٔ تابع $g_{pqm}[s_{pq}^{[2]}]$ می‌باشد و در حقیقت تابع g با دوری و نزدیکی به این نقطهٔ مرکزی است که میزان شباهت یا عدم شباهت به یک الگوی مشخص را تشخیص می‌دهد ،هر قدر از θ_{pqm} در تابع دورتر شویم میزان شبا هت کمتر شده و مقدار خروجی نرون فازی نیز به سمت اعداد کوچکتر متمایل می‌شود یعنی در اینجا

$y_{pqm}=1$ تطبیق کامل

$y_{pqm}=0$ (عدم شباهت کامل) عدم تطبیق کامل

ج_ لایهٔ سوم

نرونهای فازی کمینه در لایهٔ سوم یک الگوی یاد گرفته شده را معرفی نموده لذا تعداد آنها در سومین لایه پس از پایان پروسهٔ یادگیری مشخص خواهد گردید.

خروجی mامین، نرون کمینه در لایهٔ سوم عبارتست از

$$y_m^{[3]} = s_m^{[3]} = \min_{p=1}^{N_1}\left(\min_{q=1}^{N_2}(y_{pqm}^{[2]})\right) \qquad for \qquad m=1\ \ to\ \ M \qquad (۱۵)$$

د_لایهٔ چهارم

با استفاده از نرونهای رقابتی (*Comp-FN*) در لایهٔ چهارم هر الگوی مجزای آموزش یافته یک نرون فازی مقایسه‌ای را به خود اختصاص خواهد داد؛ بنابراین در این لایه M نرون مجزا، با نتیجهٔ خروجی غیرفازی خواهیم داشت.

اگر یک آرایه ورودی، خیلی شبیه به m امین الگوی یادگرفته شده باشد آنگاه خروجی m امین نرون مقایسه‌ای طبق روابط حاکم بر این نرون در لایهٔ چهارم یک می‌شود، در حالیکه خروجیهای دیگر صفر خواهند بود.

$$s_m^{[4]} = z_m^{[4]} = y_m^{[3]} \qquad for \quad m=1 \ to \ M \tag{۱۶}$$

$$y_m^{[4]} = g[s_m^{[4]} - T] = \begin{cases} 0 & if \quad s_m^{[4]} < T \\ 1 & if \quad s_m^{[4]} = T \end{cases} \qquad for \quad m=1 \, to \ M \tag{۱۷}$$

$$T = \max_{m=1}^{M}(y_m^{[3]}) \qquad for \qquad m=1 \ to \ M \tag{۱۸}$$

۳- تغییر و بهینه‌سازی شبکه

این شبکه دارای قابلیت‌های بالقوهٔ بسیاری است که می‌تواند الگوهای مختلف با ویژگیها و شاخصه‌های متنوع را تطبیق نماید. این شبکه با همین ساختار و تعداد ۴ لایه برای تشخیص حروف الفبا و الگوهایی که دارای تغییرات محدود می‌باشند (مثل شیفت به طرفین به اندازهٔ یک یا دو پیکسل، یا چرخش محدود) البته با تنظیم مناسب پارامترهای آن مثل β و α به خوبی عمل می‌کند اما اگر تغییر و دگرگونی تصویر به حدی باشد که میزان شباهت تشخیص داده شده توسط شبکه از یک حد آستانه، بسته به نظر طراح، کمتر شود آنرا بعنوان یک الگوی جدید قلمداد کرده و یک کلاس مجزا برای آن در نظر می‌گیرد و لذا تعداد نرونهای فازی ما در لایه‌های سوم و چهارم شبکه یکی افزایش می‌یابد.

در این شبکه دچار این نقطه ضعف می‌باشیم که اگر دو تصویر از یک الگوی واحد ، منتهی با قدری جابجایی، چرخش، اعوجاج، تاثیر نویز و حتی پاک شدن برخی قسمتها به شبکه اعمال کنیم، دیگر قادر به تشخیص شباهت آن با الگوی اصلی آموزش دیده ، نشده (البته میزان توانایی شبکه در تشخیص و تطبیق به پارامترهای شبکه نیز وابستگی زیادی دارد) و به‌صورت یک الگوی جدید تحت یک کلاس جدید شناخته می‌شود.مخصوصاً در مورد تصاویر اثر انگشت که یکی از متغیرترین و ا نعطا ف پذیرترین الگوهای تصویری می‌باشند. همانگونه که ذکر شد، ایجاد یک تصویر اثر انگشت مناسب به عوامل بسیار زیادی وابسته است و با کوچکترین تغییر در هنگام اخذ تصویر اثر، مشخصه ها به شدت تغییر می‌یابند.

بنابراین در اعمال این آرایه‌های ورودی که از یک انگشت بدست آمده به شبکه ما به جای یک کلاس که مشخص‌کنندهٔ اثر انگشت یک شخص باشد چندین کلاس مختلف (بسته به توانایی شبکه در تشخیص الگوهای مشابه) خواهیم داشت بنابراین تصمیم‌گیری و شناخت ما دچار مشکل می‌شود.

ما در اینجا راه حلی پیشنهاد کرده و به کار بسته‌ایم که تنها مختص اثر انگشت نبوده و به‌طور کل قابلیت شبکه را ارتقاء می‌دهد و بویژه در مسألهٔ شناخت و تشخیص حروف که در ابتدا این شبکه برای همین کاربرد توسط Cai و Kwan ابداع گردید؛ نتایج بسیار عالی و بهینه ایجاد می‌کند.

۴- افزودن طبقهٔ پیشنهادی وطرح شبکهٔ جدید۵لایه

در این شیوه ما برای هر الگو و تصویر که مدنظر داریم و در مورد اثر انگشت، برای هر شخص، یک کلاس مجزی و منفرد در نظر می‌گیریم. سپس در این کلاس تصاویر اثر انگشت شخص را ذخیره می‌نماییم این تصاویر تشکیل می‌شود از

حالتهای مختلف ولی متعارفی که شخص انگشت خود را بر روی صفحهٔ حساس اخذ تصویر قرار می‌دهد و به این طریق ما تصویر تمام حالات ممکن و متعارفی را که شخص ممکن است انگشت خود را قرار دهد بدست آورده‌ایم.

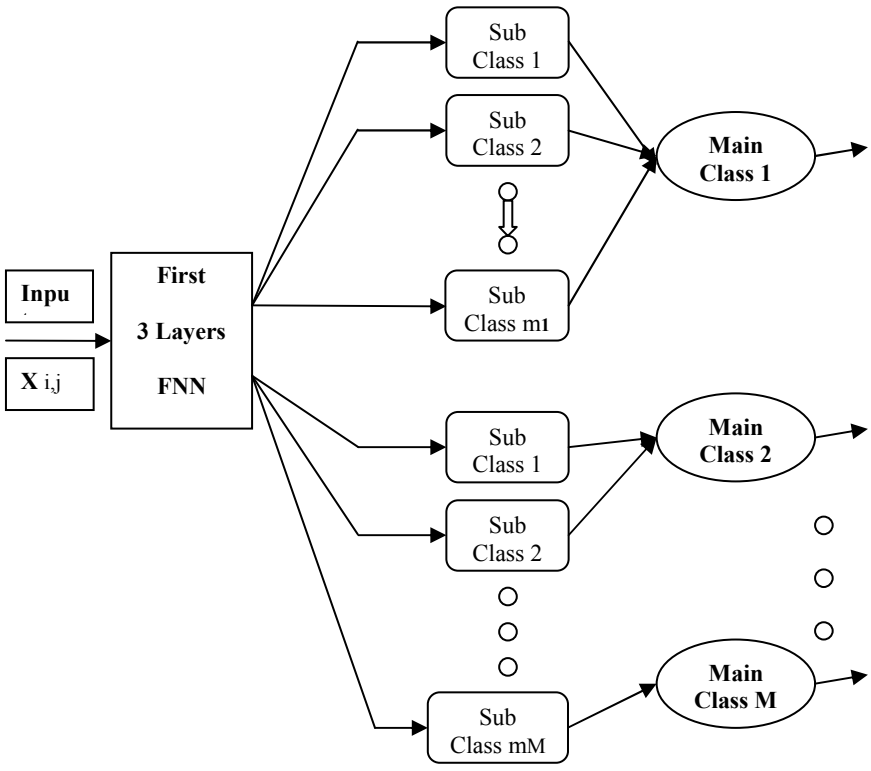
آنگاه پس از مراحل مختلف بازیافت و پردازش ،مشخصات و پیکسلهای هر اثر را به‌صورت آرایهٔ مناسب تبدیل کرده و به شبکه اعمال می‌نماییم. شبکه شروع به یادگیری نموده و طی فرآیند یادگیری خود، تصاویر و آرایه‌های مشابه هم را تشخیص داده و همه را به‌صورت یک زیر کلاس(Sub class) در یک مجموعهٔ واحد ذخیره می‌نماید.

تصاویری را نیز که قادر به تشخیص تشابه آنها با دیگر تصاویر گروه نباشد در یک زیر کلاس مجزای دیگر ذخیره می‌کند و برای آن یک نرون فازی مجزا در لایهٔ سوم و چهارم در نظر می‌گیرد ما طبق شکل(۶) تمام کلاسهایی را که در لایهٔ چهارم ایجاد می‌شوند بعنوان زیر کلاس در نظر می‌گیریم آنگاه تمام این زیرکلاسها را بسته به تعداد کلاسهای اصلی طبقه‌بندی کرده و بررسی می کنیم هر کلاس (شخص) مجزی دارای چند زیرکلاس می‌باشد و آنگاه خروجیهای همهٔ زیرکلاسهای مربوط به آنرا به یک نرون واحد در طبقهٔ پنجم وصل می‌نماییم که این نرون بیانگر کلاس یا شخص منفرد اصلی ماست.تعریف لایهٔ پنجم وقتی بخواهیم بدانیم الگو یا اثر انگشت ورودی به کدام کلاس اصلی وا بسته است:

$$s_m^{[5]} = z_m^{[5]} = \sum_{m=1}^{m_i} y_m^{[4]} \qquad (۱۹)$$

$$y_j^{[5]} = g_j[s_m^{[5]}] \qquad for \qquad j = 1 \ to \ \ M \qquad (۲۰)$$

$$y_j^{[5]} = g[s_m^{[5]}] = \begin{cases} 1 & if \quad sm[5] > 0 \\ 0 & if \quad sm[5] \le 0 \end{cases} \qquad (۲۱)$$



شکل ۶- شبکهٔ عصبی فازی بهینه با یک لایهٔ پنجم

۵- نتایج وجمع بندی

با افزودن لایه پنجم به شبکه قابلیت تشخیص شبکه افزایش چشمگیری می‌یابد چرا که تمام حالات متعارف یک الگو به شبکه آموزش داده شده و الگوی ورودی مثلاً متعلق به اولین کلاس وقتی به شبکه اعمال می‌شود حداقل با یکی از زیر کلاسهای الگوی اصلی تشا به داشته و لذا خروجی مربوط به کلاس اصلی آن فعال می‌گردد.

امتیاز بسیار خوب دیگری که به این شبکه با این لایه اضا فه شده این است که شبکهٔ ابتدایی (۴ لایه نرون فازی) یک شبکهٔ در حقیقت دسته‌بندی کننده بود که از ابتدا ما نمی‌توانستیم بر تعداد کلاسهای نهایی خروجی اشراف داشته باشیم و بدانیم که سر آخر چند کلاس خواهیم داشت و شبکه بسته به تنظیم پارامترهای آن کلاسهای خروجی را بدون کنترل نا ظر ایجاد می‌کرد که می‌توانست بیشتر از تعداد کلاسهای مدنظر باشد. اما با اضافه‌کردن این لایه ما دقیقاً تعداد کلاسهای خروجی را از ا بتدا می‌دا نیم و شبکه را نیز با اشراف کامل آموزش می‌دهیم بنابراین شبکهٔ دسته‌بندی‌کننده تبدیل به شبکهٔ کلاسه‌بندی کننده می‌شود و آموزش آن نیز یادگیری با سرپرست می‌باشد. یعنی ما هم الگوهای ورودی را داریم و هم می‌دانیم که این الگوها بایستی چه نتیجه‌ای را در خروجی ایجاد نمایند. تست این شبکه بایک بانک آثارانگشت مشتمل بر حدودصد اثرانگشت که از انگشت ده نفر متفاوت با حالتهای مخلتف اخذ شده بود انجام گردید.

.شبکه بسته به مقدارپارامترهای تنظیمی خود بین ۳تا۷ زیرکلاس برای هراثرانگشت در بین ده کلاس اصلی نمایندهٔ ده نفر ایجاد نمود.جدول یک یکی از جداولی است که با تنظیم پارامترهای مورد نظر،تشابهات یافته شده توسط شبکه رادر هنگام اعمال الگوهای اثرانگشت نشان می دهد.

آرایهٔ ورودی پس از عبور از سه لایهٔ اول با الگوهای ذخیره شده در شبکه (که طی فرآیند یادگیری آموخته شده‌اند) مقایسه شده و به هر کدام که شبیه‌تر بود جزء آن طبقه قلمداد خواهد گردید و یا در صورت عدم شباهت به هیچکدام ، خود یک طبقهٔ جدید را ایجاد می‌کند یعنی در اینجا ما در مرحلهٔ تست و بررسی، باز هم مرحلهٔ یادگیری را خواهیم داشت و هر دو

شخص	تعداد الگوها		شباهتهای یافت شده				
	کامل	گروهبندی	۱	۲	۳	۴	۵
۱	۱۰	۱	تمام الگوها	-	-	-	-
۲	۱۰	۲	۱و۲و۳و۴و۵و۶و۷	۸و۹و۱۰	-	-	-
۳	۱۲	۴	۱و۴و۷و۹	۲و۳	۵و۶و۸و۱۱و۱۲	۱۰	
۴	۱۲	۵	۱و۲و۴و۶و۱۰	۳و۵و۹	۷و۸	۱۱	۱۲
۵	۱۰	۴	۱	۲	۳و۵و۸	۴و۶و۷و۹و۱۰	-
۶	۵	۲	۱و۴	۲و۳و۵	-	-	-
۷	۵	۲	۱و۲و۳و۴	۵	-	-	-
۸	۷	۴	۱	۲و۳و۴	۵و۶	۷	-
۹	۵	۴	۱	۲و۳	۴	۵	-
۱۰	۱۲	۳	۱و۲و۳و۴و۵و۱۰و۱۲	۶و۷و۸و۹	۱۱	-	-

عمل در این شبکه توأمان قابل اجرایند.همچنین از آنجا که خروجی لایهٔ سوم بیانگر میزان شباهت به الگوهای آموزش یافته است ما می‌توانیم علاوه طبقه‌بندی الگوها درصد شباهت الگوی ورودی به الگوهای کلاسمان را نیز به این صورت بدست آوریم.

جدول۱-تشابهات یافت شده با شبکهٔ عصبی_فازی بهینه با پارامترهای $\alpha = 2.5, Tf = 0.3, \beta = 0.1$

۷- مراجع

[۱] منهاج. محمدباقر،(۱۳۷۸)،"مبانی شبکه‌های عصبی"، انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر.

[2] Rumelhart D. E, McClelland J. L.,(1986),"Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition",MIT Press,Vol.1:Foundations.

[3] Lau C. Ed.,"Neural Networks",(1992),NJ:IEEE Press,Theoritical Foundations and Analysis .Piscataway.

[4] Fukumi .M,Omatu. S, Takeda. F,"Rotation-invariant neural pattern recognition system with application to coin recognition."IEEE Trans.Neural Networks,vol.3,no.2,pp.272-279,Mar.1992

[5] Bezdek .J.C and Pal .S.K,Eds.,"Fuzzy Models for Pattern recognition".Piscataway,NJ:IEEE Press,1992

[6] Hariri .M,"Using Neuro-Fuzzy systems in pattern recognition", fifth conference on Intelligent Systems 14-16 oct,2003.Mashhad,Iran

[7] Yamakawa T,and Tomoda S.,(1989),"A fuzzy neuron and its application to pattern recognition" , Proc.3nd,Fuzzy System Assosiate Congress.Japan, pp.30_38

[8] Kwan.H.K, Cai .Y,"A Fuzzy Neural Network and it's Application to Pattern Recognition".IEEE Trans.Fuzzy Systems, Auguest 1994,vol2.no-3,

[9] Nikhil R. Pal,Gautam K. Mandal,and Eluri V. K.,Comments on" Fuzzy Neural Network and it's Application to Pattern Recognition"IEEE Trans. on fuzzy systems, August 1999 vol.7,No.4.

[۱۰] منهاج. محمدباقر، عزیززاده. حمید، طبقه‌بندی و تشخیص الگو با استفاده از شبکهٔ عصبی _ فازی، مجلهٔ امیرکبیر سال هشتم. شمارهٔ ۳۱، ص ۱۹۵-۲۰۵.