يادگيري بي نظارت تاخيرهاي سيناپسي مبتني بر آتاماتونهاي يادگير در يك شبكه عصبي **RBF** گونه از نورونهاي اسپايكي

پيمان اديبي* محمد رضا ميبدي+ رضا صفابخش*
adibi@ce.aut.ac.ir meybodi@ce.aut.ac.ir safa@ce.aut.ac.ir
* آزمايشگاه بينايي و هوش محاسباتي + آزمايشگاه محاسبات نرم
دانشكدة مهندسي كامپيوتر و فناوري اطلاعات، دانشگاه صنعتي اميركبير، تهران

چكيده

در اين مقاله يك شبكه عصبي RBF گونه متشكل از نورونهاي اسپايكي، با يك ساختار و روش يادگيري جديد معرفي مي‌شود. با در نظر گرفتن اتصالات تأخيري سيناپسي تكي بين نورونهاي ورودي و RBF، يك روش يادگيري بدون نظارت بر اساس انتقال اين تأخيرهاي سيناپسي و بهنگام كردن مقادير تأخيرها بجاي وزنهاي سيناپسي ارائه شده است، بنحوي كه شبكه قادر به خوشه بندي داده ها مي‌باشد. هر اتصال سيناپسي در شبكه با يك آتاماتون يادگير مدل شده است. عمل آتاماتون در هر لحظه مقدار تأخير سيناپس مورد نظر در آن لحظه محسوب مي‌گردد. يك روش يادگيري تركيبي جديد مبتنی بر آتاماتونهاي يادگير براي اين ساختار ارائه شده كه در آزمايشها بر روي مجموعه داده‌هاي با ابعاد كوچك و بزرگ نتايج مناسبي نشان داده است. بعلاوه روش پيشنهادي مشكلات روشهاي مشابه قبلي را با ساختاري ساده‌تر و هزينة اندك برطرف ساخته است.

كلمات كليدي: شبكه‌هاي عصبي، نورونهاي اسپايكي، يادگيري تأخير، اتاماتونهاي يادگير، خوشه بندي.

۱- مقدمه

مدلهاي مختلفي براي واحدهاي محاسباتي يا نورونها در شبكه هاي عصبي مصنوعي ارائه شده است. در [۱] اين مدلها تحت سه نسل دسته بندي شده‌اند. مدل McCulloch and Pitts بعنوان نسل اول معرفي شده است كه در آن اگر مجموع وزن دار ورودیها بيش از يك حد آستانه اي باشد خروجي برابر ۱ و در غير اينصورت برابر ۰ خواهد بود. در نسل دوم، يعني نورونهاي سيگموئيدي، خروجي نورون يك مقدار پيوسته بين ۰ و ۱ اتخاذ مي‌كند، كه توسط يك تابع سيگموئيدي از روي مجموع وزن دار ورودیها بدست مي‌آيد. اين خروجي هم ارز با نرخ شليك نورون بيولوژيكي محسوب شده‌است.

مشاهدات بيولوژيكي نشان داده است كه در بعضي موارد نرخ شليك نمي‌تواند تنها عامل انتقال دهنده اطلاعات به يك نورون باشد، بلكه بنظر مي‌رسد تأخيرهاي زماني اسپايكهاي وارده به يك نورون نيز حاوي اطلاعات باشند [۲]، [۳]، [٤]. بنابر

اين مشاهدات نسل سوم از مدلها يعني نورونهاي اسپايكي (Spiking Neurons)، مطرح شدند. در اين مدلها پتانسيلهاي فعاليت با تأخيرها و وزنهاي متفاوت به نورون وارد مي‌شوند، كه در آنجا با هم تركيب (جمع) شده و پتانسيل غشاء (Membrane Potential) را تشكيل مي‌دهند. هنگامي كه اين پتانسيل به يك حد آستانه اي برسد، نورون شليك نموده و در خروجي اسپايك توليد مي‌كند. مدلهاي مختلفي براي اين نورنها در [٥] ارائه شده است. در بعضي كاربردها شبكه‌هاي متشكل از نورونهاي اسپايكي از لحاظ محاسباتي بسيار كم هزينه تر از شبكه‌هاي سيگموئيدي هستند [٦]، [١]. نسخه هايي از روشهاي يادگيري متداول شبكه‌هاي سيگموئيدي براي شبكه‌هاي اسپايكي نيز ارائه شده است كه از آن جمله مي‌توان به روش هاي ارائه شده در [١٧]، [١٨]، [١٥]، [١٩]، [١٦]، [١٣]، [١١]، [٩]، و [٢٠] اشاره كرد.

در شبكه‌هاي اسپايكي مي‌توان يادگيري تأخيرهاي سيناپسي را مد نظر قرار داد. دو راه براي پياده سازي محاسباتي يادگيري تأخير وجود دارد [٧]. راه اول انتخاب تأخير (Delay Selection) و راه دوم انتقال تأخير (Delay Shift) مي‌باشد. در انتخاب تأخير فرض مي‌شود يك مجموعه خطوط انتقال تأخيري (ترمينالهاي سيناپسي) با تأخيرهاي مختلف، كه يك محدودة زماني را مي‌پوشانند، دو نورون را به يكديگر متصل مي‌نمايند. قوت اين اتصالها بنابر الگوريتمهاي يادگيري اصلاح مي‌شوند. يادگيريهايي بر اين اساس در [٧] و [٩] پيشنهاد شده است. در انتقال تأخير فرض مي‌شود كه تنها يك خط اتصال سيناپسي تأخيري بين دو نورون موجود است. الگوريتم يادگيري با تغيير دادن (شيفت دادن) اين مقدار تأخير سعي در اصلاح اين اتصال سيناپسي دارد. در [٧] و [١٠] نيز مدلي براي اين نوع يادگيري ارائه شده است.

در اين مقاله يك روش جديد يادگيري تأخير، كه از جمله روشهاي انتقال تأخير محسوب مي‌شود، پيشنهاد شده است. اين روش براي عمل خوشه بندي (Clustering) در يك شبكة RBF گونه از نورونهاي اسپايكي، كه اولين بار توسط هاپفيلد [١١] مطرح شد، طراحي شده است. بنابر ايده ارائه شده در [١١]، يادگيري تأخيرهاي سيناپسي معادل با خوشه بندي فضاي ورودي خواهد بود. اين ايده با يافته هاي زيادي در حوزة نئورويولوژي تأييد شده است [١٢]. در [٨] و [٩] يك قانون يادگيري مبتني بر قانون هب براي انتخاب تأخيرها ارائه شده است. در [١٣] اين روش با افزودن يك كدينگ جمعيت براي ورودي و افزودن لايه هاي بعدي به شبكه بهبود داده شده است. شبكة ارائه شده در مقالة حاضر نسخة جديدي از شبكه ارائه شده در [٩] مي‌باشد، كه هم از لحاظ ساختار و هم از لحاظ قانون يادگيري با آن متفاوت است. دقت خوشه بندي در روش پيشنهادي نسبت به روش [٩] بطور قابل ملاحظه‌اي افزايش يافته است. بعلاوه مشكلات مطرح شده براي روش [٩] بدون نياز به افزايش دادن نورونهاي ورودي و يا اضافه كردن لايه هاي جديد (به [١٣] رجوع شود) در روش پيشنهادي برطرف شده است.

سازماندهي مقاله بصورت زير است. در بخش ٢ ساختار و نحوة عملكرد شبكه توضيح داده مي‌شود. در بخش ٣ روش يادگيري پيشنهادي ارائه مي‌شود. در بخش ٤ آزمايشهاي انجام شده و ميزان كارايي شبكه بيان مي‌شود.

٢- ساختار و نحوة عملكرد شبكه

شبكة پيشنهادي در اين مقاله داراي يك ساختار دولاية پيشخور (Feedforward) مي‌باشد (شكل ١-الف). لاية اول يا لاية ورودي شامل m نورون و لاية دوم يا لاية RBF شامل n نورون مي‌باشند. از هر نورون ورودي به هر نورون RBF فقط يك اتصال سيناپسي با وزن ثابت و برابر ١ وجود دارد. بجاي وزنها، تأخيرهاي سيناپسي موضوع يادگيري هستند. نورونهاي RBF لاية دوم، نورونهاي اسپايكي از نوع LIF (Leaky Integrate and Fire) [٥] هستند. بردارهاي ورودي به شبكه بيانگر زمان شليك نورونهاي لاية اول بوده و هر عنصر از بردار در بازة $[0, T_{ref}]$ قرار دارد. هنگاميكه يك ورودي به شبكه داده ميشود، نورونهاي ورودي در زمان مشخص شده با اين بردار در خروجي خود يك اسپايك ايجاد مي‌نمايند. اين اسپايكها

با عبور از سیناپسها دچار تأخیر سیناپسي شده و پهن میشوند، که در این حالت به آنها پتانسیل پس سیناپسي گفته مي‌شود (PSP: Post Synaptic Potential) (شکل ۱-ب). در مدل LIF معادلة مربوط به PSP ها بصورت رابطة (۱) مي‌باشد.

$$\varepsilon(t) = \frac{t}{\tau} e^{(1-t/\tau)} \qquad (۱)$$

که در این رابطه τ پهناي PSP را تعیین مي‌کند (شکل ۲). در حالت کلي، همانطور که در شکل ۱-ب دیده مي‌شود، زمان شروع PSP بر اساس تأخیر سیناپسي (d_j^i) و زمان شلیك نورون ورودي (t_i) تعیین مي‌گردد. پتانسیل غشاء نورون RBF در هر لحظه مجموع PSPهاي وارده به آن است و نورون زماني شلیك مي‌کند که این پتانسیل به حد آستانه برسد (شکل ۳). نورون پس از شلیك تا مدت زماني که دورة سرکشي (Refractory Period) نامیده مي‌شود نمي‌تواند شلیك نماید.

حد آستانه باندازة کافي بزرگ در نظر گرفته مي‌شود تا نورون RBF تنها در مواقعي شلیك کند که PSP هاي وارده به آن از لحاظ زماني به هم نزدیك باشند. مرکز یك نورون RBF بر اساس تأخیرهاي سیناپسي اتصالات وارده به آن (d_i ها) بصورت رابطة (۲) تعریف مي‌شود. هدف ما ارائة یك روش یادگیري بدون نظارت براي شبکة مذکور مي‌باشد. در این یادگیري با ارائة ورودیها به شبکه، مراکز نورونهاي RBF بنحوي اصلاح میشوند که نهایتاً نزدیك به مراکز خوشه هاي موجود در فضاي ورودي قرار گیرند. بدین ترتیب شبکه یك عمل خوشه بندي انجام مي‌دهد.

$$\mathbf{C} = (c_1, \ldots, c_m)^T = (T_{ref} - d_1, \ldots, T_{ref} - d_m)^T, \qquad d_i \in [0, T_{ref}] \qquad (۲)$$

۳-یادگیري

۳-۱- آتاماتونهاي یادگیر

یادگیري در آتاماتونها عبارت است از تعیین یك عمل بهینه از میان یك مجموعه از اعمال مجاز. این عملها به یك محیط تصادفي اعمال مي‌شوند و محیط در پاسخ یك خروجي تولید مي‌کند که بعنوان سیگنال فیدبك در یادگیري آتاماتون بکار مي‌رود. یك آتاماتون که در یك محیط تصادفي عمل مي‌کند و در حین این عمل کارایي خود را بهبود مي‌بخشد، یك آتاماتون یادگیر (LA) نامیده مي‌شود [۱٤].

تقسیم بندیهاي مختلفي براي آتاماتونهاي یادگیر وجود دارد [۱٤]. یك تقسیم بندي بر اساس نوع محیط بصورت زیر است: *۱) مدل P*: در این مدل خروجي محیط تنها مي‌تواند دو مقدار ۰ و ۱ داشته باشد. *۲) مدل Q*: در این مدل خروجي محیط مي‌تواند یك مجموعة گسسته و محدود از مقادیر بازة [۰,۱] را اختیار کند. *۳) مدل S*: در این مدل خروجي محیط یك متغیر تصادفي پیوسته است که مقادیر آن در بازة [۰,۱] مي‌باشد. در یك تقسیم بندي دیگر آتاماتونهاي یادگیر به دو گروه ساختار ثابت (Fixed Structure) و ساختار متغیر (Variable Structure) تقسیم مي‌شوند. ما در این مقاله از آتاماتونهاي یادگیر با ساختار متغیر و مدل P استفاده کرده‌ایم. آتاماتونهاي یادگیر متداول نوع P و S در [۲۱] آزمایش شده‌اند. همچنین دو استراتژي یادگیري ترکیبي جدید بر اساس LA در [۲۱] ارائه شده است که کارایي خوشه بندي شبکه را بهبود داده‌اند. در ادامه نحوة بکارگیري LA در شبکه و یکي از استراتژیهاي مذکور، که در عمل بهتر بوده است، بیان مي‌شوند.

۳-۲- روش یادگیري شبکه

در این شبکه هر نورون RBF پس از یادگیري یك خوشه را ارائه مي‌کند؛ بدین ترتیب که با ارائة داده‌هاي موجود در یك خوشه به شبکه پس از اتمام یادگیري، نورون RBF مربوط به آن خوشه نسبت به بقیه نورونها در نزدیکترین زمان به لحظة

T_{ref} شليك مي‌نمايد. براي هر سيناپس يك آتاماتون يادگير منظور شده است (شكل ٤). بنابراين يادگيري بصورت محلي است. عملهاي هر LA بيانگر تأخير سيناپسي مربوط به آن سيناپس مي‌باشد.

در آغاز هر سيكل يادگيري تمام LA ها بنابر بردار احتمال عملهايشان، يك عمل (تأخير سيناپسي) را انتخاب مي‌كنند. سپس يك بردار ورودي به شبكه داده مي‌شود. بنابر تأخيرهاي سيناپسي، نورونهاي RBF در زمانهاي مختلف شليك مي‌كنند (و يا ممكن است اصلاً شليك نكنند). براي نورونهايي كه شليك كرده‌اند اگر زمان شليك به T_{ref} از يك حد آستانه‌اي نزديكتر بود عمل جاري يا يك مجموعه از عملهاي LA هاي مربوط به آن نورون RBF تشويق مي‌شوند و در غير اينصورت اين عملها تشويق نمي‌شوند (يا تنبيه مي‌شوند). زمان شليك اصلاح شده (mft) براي هر نورون بصورت زير محاسبه مي‌شود:

$$mft = \left| ft - (T_{ref} + Idealft) \right| \qquad (٣)$$

كه در آن ft زمان شليك اين نورون بوده و Idealft يا زمان شليك ايده آل زماني است كه اگر فرضاً PSP هاي تمام سيناپسهاي وارده به نورون RBF از لحظة صفر شروع شوند، نورون در آن زمان شليك مي‌كند. در سيكلهاي يادگيري بعدي از هر خوشه يك ورودي به شبكه داده مي‌شود و احتمال عملها اصلاح مي‌شوند تا ورودیهاي آموزشي تمام شوند. سپس كل اين فرآيند تا رسيدن به همگرايي شبكه و حداكثر به تعداد Maxiteration تكرار مي‌شود. در [٢١] عملكرد آتاماتونهاي يادگير L_{R-I}، L_{R-P}، $L_{R-\varepsilon P}$، SL_{R-I}، و SL_{R-P} معرفي شده در [١٤] آزمايش شده كه نتايج آن رضايتبخش نبوده است.

در استراتژيهاي تركيبي مبتني بر LA [٢١] مي‌توان براي يك سيناپس بسته به نياز در زمانهاي مختلف LA هاي مختلفي بكار برد. يك ايدة ديگر اينست كه بجاي تنها عمل جاري LA، يك همسايگي از عملهاي آن اصلاح شوند [٢١]. بر اساس اين دو ايده استراتژيهاي تركيبي با همسايگيهاي اصلاح در [٢١] پيشنهاد شده‌است. براي تعيين همسايگي مذكور دو حالت در نظر گرفته شده است: (١) مركز همسايگي عمل بهينه باشد. (٢) مركز همسايگي عمل جاري باشد. مشاهده شد كه حالت اول نتايج بهتري مي‌دهد. اين حالت در ادامه توضيح داده مي‌شود.

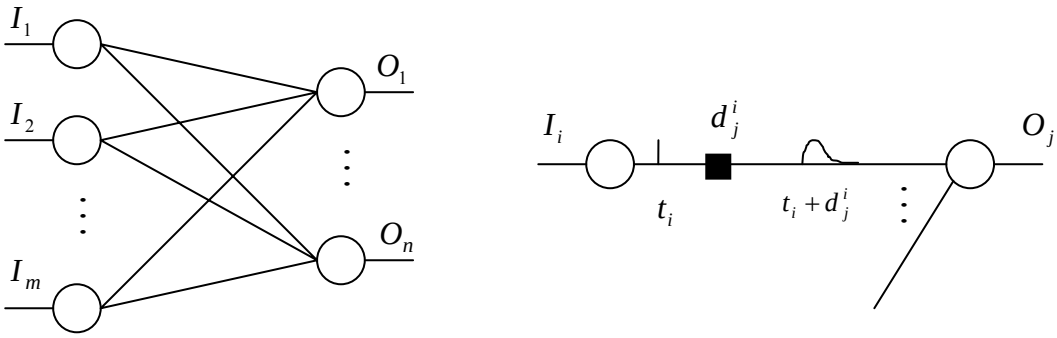
٣-٢-١- استراتژي تركيبي مبتني بر **LA** با در نظر گرفتن همسايگيهاي اصلاح با مركز عمل بهينه

در اين حالت در هر سيكل يادگيري اگر اقلاً يك نورون شليك كرده باشد، براي نورون با كمترين mft (نورون برنده) احتمال يك همسايگي از عملهاي LA هاي مربوط به سيناپسهاي ورودي به آن نورون با روش L_{R-I} با سيگنال بازگشتي از محيط β از رابطة (٤) اصلاح مي‌شوند. براي ساير نورونهايي كه شليك كرده‌اند نيز احتمال يك همسايگي از عملهاي LA هاي ورودي به آن نورون با روش L_{I-P} با سيگنال بازگشتي از محيط β' از رابطة (٥) اصلاح مي‌گردند.

$$\beta = \begin{cases} 1 & mft > MODWID/2 \\ 0 & mft \le MODWID/2 \end{cases} \qquad (٤)$$

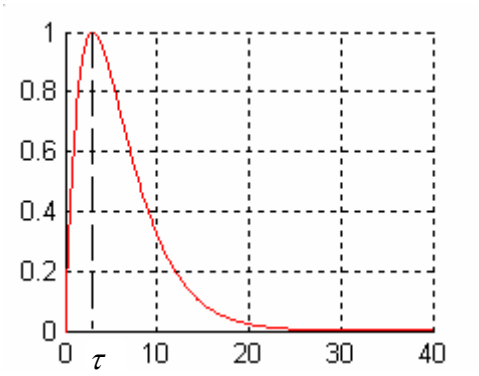
$$\beta' = \begin{cases} 1 & mft < MODWID\_H \\ 0 & mft \ge MODWID\_H \end{cases} \qquad (٥)$$

كه در اين روابط MODWID و MODWID_H دو پارامتر ثابت با شرط MODWID< MODWID_H هستند.

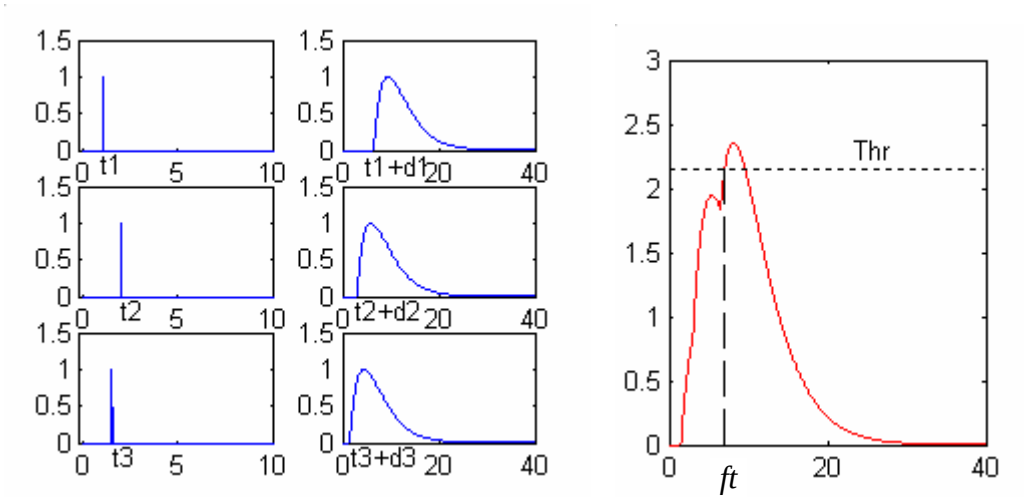


(الف) (ب)

شكل ١- (الف) ساختار شبكه. (ب) يک سيناپس و نحوة عملكرد آن. I_i ورودي i ام، O_j خروجي j ام، t_i زمان شليك نورون ورودي i ، و d_j^i تأخير سيناپس متصل كنندة نورون ورودي i به نورون خروجي j است.

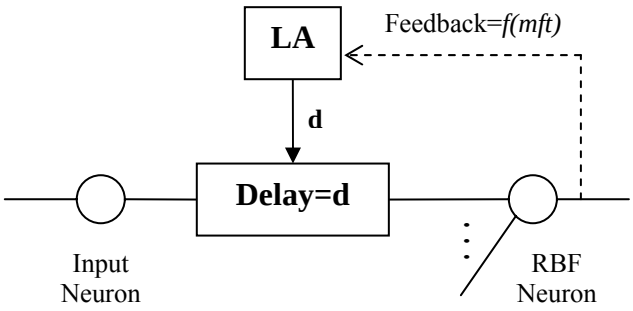


شكل ٢- نمودار يک پتانسيل پس سيناپسی



(الف) (ب) (پ)

شكل ٣- سيگنالهاي مربوط به پتانسيلهاي (الف) پيش سيناپسي، (ب) پس سيناپسي، و (پ) پتانسيل غشاء يك نورون RBF با سه ورودي. [t1,t2,t3] بردار ورودي و بيانگر زمان شليك نورونهاي ورودي، [d1,d2,d3] بردار تأخيرهاي سيناپسي، Thr حد آستانة شليك ، و ft زمان شليك نورون RBF مي‌باشد.



شكل ٤- نقش LA در شبكه. براي هر سيناپس يك LA در نظر گرفته شده است كه تأخير آن سيناپس را در خروجي خود مي‌دهد. سيگنال بازگشتي از محيط تابعي از زمان شليك اصلاح شدة نورون RBF مربوطه است.

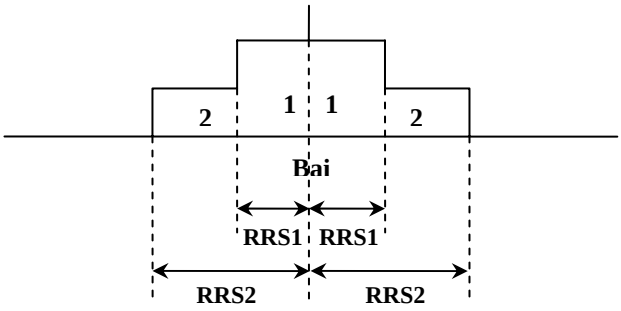
مركز همسايگي را عمل بهينه در نظر گرفته‌ايم كه انديس اين عمل (Bai) بصورت زير بدست مي‌آيد:

$$Bai = Round(\frac{T_{ref} - t_i}{DBA}) \qquad (٦)$$

كه در آن t_i زمان شليك نورون ورودي مربوط به اين سيناپس و DBA=T_{ref}/r فاصلة زماني بين عملها را بيان مي‌كند كه r تعداد عملهاي آتاماتون است. بهينه بودن عمل بدين معناست كه اگر اين عمل، عمل جاري اين سيناپس باشد (با فرض اينكه ديگر سيناپسهاي اين نورون نيز در عمل بهينة خود قرار داشته باشند) نورون دقيقاً در زمان مطلوب شليك مي‌كند، يعني mft آن برابر صفر مي‌شود. بعبارت ديگر عملهاي بهينة سيناپسهاي ورودي به يك نورون RBF بر بردار تأخيري دلالت دارد كه مركز نورون RBF را بر دادة ورودي جاري منطبق مي‌سازد. همسايگي حول عمل بهينه مي‌تواند بطرق مختلف انتخاب شود. ما يك همسايگي به شعاع RRS1 و يك همسايگي ديگر بشعاع RRS2 حول اين عمل تعريف كرده‌ايم كه RRS1<RRS2 (شكل ٥). مقادير اين دو شعاع بصورت زير بدست مي‌آيند:

$$RRS1 = Round(\frac{STDV}{DBA}) \quad , \quad RRS2 = Round(\frac{f * STDV}{DBA}) \qquad (٧)$$

كه در آن STDV تقريبي از انحراف معيار خوشه ها و f يك ضريب بزرگتر از ١ و DBA فاصلة بين عملها مي‌باشد.



شكل ٥- همسايگي‌ها حول عمل بهينه. بيشترين تشويق به عمل Bai تعلق مي‌گيرد و پس از آن بترتيب به عملهاي نواحي ١ و ٢ .

با استفاده از اين همسايگي ها دو ناحية 1 و 2 بنحوي كه در شكل ٥ مشخص شده است با نامهاي مجموعة تشويق 1 (RS1) و مجموعة تشويق 2 (RS2) تعريف مي‌شوند. اصلاح احتمال عملهاي نورون برنده در سه مرحله زير انجام مي‌شود:

١- استفاده از روش L_{R-I} با پارامتر a_1 و با در نظر گرفتن عمل بهينه (Bai) بعنوان عملي كه بايد تشويق شود:

$$p_i(n+1) = \begin{cases} p_i(n) + a_1(1 - p_i(n)) & i = Bai \\ p_i(n) - a_1 p_i(n) & i \neq Bai \end{cases} \qquad (٨)$$

۲-استفاده از روش L_{R-I} با پارامتر a_2 براي تشويق عملهاي موجود در RS1 (NRS1 تعداد عملهاي RS1 مي‌باشد):

$$p_i(n+1)=\begin{cases} p_i(n)-a_2 p_i(n) & \alpha_i \notin RS1\ ,\ i \neq Bai \\ p_i(n)+\dfrac{a_2}{NRS1}\sum\limits_{\substack{j\notin RS1\\ j\neq Bai}} p_j(n) & \alpha_i \in RS1 \end{cases} \qquad (۹)$$

۳- استفاده از روش L_{R-I} با پارامتر a_3 براي تشويق عملهاي موجود در RS2 (NRS2 تعداد عملهاي RS2 مي‌باشد):

$$p_i(n+1)=\begin{cases} p_i(n)-a_3 p_i(n) & \alpha_i \notin \mathrm{RS2}\ ,\ \alpha_i \notin \mathrm{RS1}\ ,\ i \neq \mathrm{Bai} \\ p_i(n)+\dfrac{a_3}{NRS2}\sum\limits_{\substack{j\notin RS1\\ j\notin RS2\\ j\neq Bai}} p_j(n) & \alpha_i \in \mathrm{RS2} \end{cases} \qquad (۱۰)$$

پارامترهاي a_1، a_2، و a_3 با توجه به اندازهٔ همسايگي ها بنحوي تعيين مي‌شوند كه عمل بهينه بيشترين تشويق، عملهاي RS1 كه به آن نزديكتر هستند تشويق كمتر، و عملهاي RS2 كه داراي نزديكي كمتري هستند ميزان تشويق كمتري بدست آورند.

براي نورونهاي ديگر كه شليك كرده‌اند عيناً مانند قبل عمل بهينه و همسايگي ها بدست مي‌آيند، تنها در اينجا بجاي اسامي RRS1، RRS2، NRS1، NRS2، RS1، و RS2 كه به تشويق (R) دلالت مي‌كردند به ترتيب اسامي RPS1، RPS2، NPS1، NPS2، PS1، و PS2 بكار مي‌رود كه به تنبيه (P) دلالت مي‌كنند. پارامترهاي تشويق a_1، a_2، و a_3، نيز با پارامترهاي تنبيه b_1، b_2، و b_3 جايگزين مي‌شوند. اصلاح احتمال عملها براي اين نورونها در سه قدم زير انجام مي‌شود:

۱- استفاده از روش L_{I-P} با در نظر گرفتن عمل بهينه (Bai) بعنوان عملي كه بايد تنبيه شود، با پارامتر b_1 :

$$p_i(n+1)=\begin{cases} p_i(n)-b_1 p_i(n) & i = \mathrm{Bai} \\ \dfrac{b_1}{r-1}\,p_{Bai}(n)+p_i(n) & i \neq \mathrm{Bai} \end{cases} \qquad (۱۱)$$

۲- استفاده از روش L_{I-P} براي تنبيه عملهاي موجود در PS1 با پارامتر b_2 :

$$p_i(n+1)=\begin{cases} p_i(n)-b_2 p_i(n) & \alpha_i \in \mathrm{PS1} \\ p_i(n)+\dfrac{b_2\sum\limits_{j\in PS1} p_j(n)}{r-1-\mathrm{NPS1}} & \alpha_i \notin \mathrm{PS1}, i \neq \mathrm{Bai} \end{cases} \qquad (۱۲)$$

۳- استفاده از روش L_{I-P} براي تنبيه عملهاي موجود در PS2 با پارامتر b_3 :

$$p_i(n+1)=\begin{cases} p_i(n)-b_3 p_i(n) & \alpha_i \in \mathrm{PS2} \\ p_i(n)+\dfrac{b_3\sum\limits_{j\in PS2} p_j(n)}{r-1-\mathrm{NPS1}-\mathrm{NPS2}} & \alpha_i \notin \mathrm{PS2}, \alpha_i \notin \mathrm{PS1}, i \neq \mathrm{Bai} \end{cases} \qquad (۱۳)$$

در اينجا نيز پارامترهاي b_1، b_2، و b_3 با توجه به اندازهٔ همسايگي هاي تنبيه بنحوي انتخاب مي‌شوند كه بيشترين تنبيه نصيب عمل Bai، تنبيه كمتر از آن نصيب عملهاي PS1 و تنبيه كمتر نصيب عملهاي PS2 شود.

توجه داريم كه روابط (۸) تا (۱۰) زماني بكار مي‌روند كه $\beta=0$ بوده و روابط (۱۱) تا (۱۳) نيز هنگامي بكار مي‌روند كه $\beta'=1$ باشد. در حالات $\beta=1$ و $\beta'=0$ تغييري در احتمالهاي عملها ايجاد نمي‌شود.

٤- آزمايشها

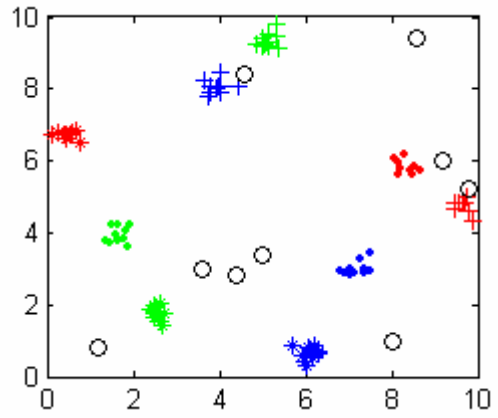
براي ارزيابي روشها ابتدا تعريف خود را از همگرايي بصورتهاي زير بيان مي‌كنيم: *(۱) همگرايي يك LA:* هرگاه يك عمل (يا حداكثر 1+CONVWID*2 عمل مجاور) داراي احتمالي بيش از CONVTHR باشد گوييم LA همگرا شده است. *(۲) همگرايي يك نورون RBF و همگرايي شبكه:* اگر تمام LA هاي يك نورون RBF همگرا شده باشد، گوييم آن نورون همگرا شده است. اگر تمام نورونها همگرا شوند گوييم همگرايي كامل شبكه رخ داده است. *(۳) همگرايي يك نورون*

RBF به يك خوشه: اگر نورون RBF براي اكثريت قريب به اتفاق نمونه‌هاي يك خوشه داراي كمترين mft بوده و براي اكثريت قريب به اتفاق نمونه‌هاي ساير خوشه ها داراي كمترين mft نبود مي‌گوييم نورون به آن خوشه همگرا شده است.

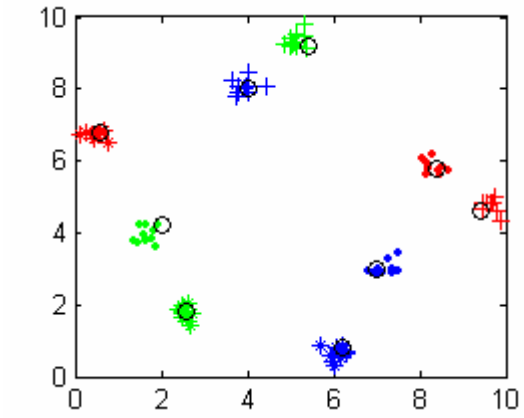
٤-١- خوشه بندي فضاي دو بعدي

يك مسألة خوشه بندي دو بعدي با ٩ خوشه و ١٠ نمونه در هر خوشه در نظر گرفته شده است. عناصر هر بردار ورودي در بازة $[0,T_{ref}]$ مي‌باشند كه در اينجا داريم $T_{ref}=10\,\text{ms}$. توزيع خوشه ها بصورت گاسين با انحراف معيار 0.2 ms است.

براي اين مسألة، يك شبكه با ٢ نورون ورودي (m) و ٩ نورون RBF (n) در نظر گرفته‌ايم. زمان هر سيكل يادگيري 50 ms و دورة سركشي 30 ms است. پارامترها بصورت $T_{ref}=10\,\text{ms}$ ، $\tau=3\,\text{ms}$ ، Thr=1.93 ،Idealft براي τ و Thr مذكور برابر 2.265 ms، MODWID=0.5 ms، MODWID_H=1.57 ms، STDV=0.2، r=50، f=2، Maxiteration=200، $a_1=0.3$ ، $a_2=0.3$ ، $a_3=0.1$ ، $b_1=0.2$ ، $b_2=0.2$ ، $b_3=0.05$ ،CONVWID برابر با RRS2، و CONVTHR=0.95 انتخاب شده‌اند. مقادير اولية تأخيرهاي سيناپسي بطور تصادفي در بازة $[0,T_{ref}]$ انتخاب مي‌شوند. شكل ٦ داده هاي آموزشي را به همراه مراكز اولية نورونهاي RBF (دايره ها) نشان مي‌دهد. پس از ٣٠ تكرار همگرايي كامل بصورت شكل ٧ رخ داده است. مشاهده مي‌شود كه عملكرد مناسب بوده و هر خوشه يك شاخص دارد.



شكل ٦- مقادير اولية مراكز نورونهاي RBF كه به تصادف انتخاب شده‌اند.



شكل ٧- نتيجة روش پيشنهادي.

براي بررسي قابليت اطمينان (Reliability) اين روش نتايج را به ازاء ١٠ مقدار اولية تصادفي متفاوت براي تأخيرها بدست آورده‌ايم كه در هر ١٠ بار همگرايي به خوشه ها با دقت خوب (مشابه شكل ٧) انجام شده است. لذا قابليت اطمينان در اين روش ١٠٠% بوده است. در جدول ١ تعداد تكرارهاي لازم براي رسيدن به همگرايي (ρ) در اين ١٠ آزمايش نشان داده شده است كه مقدار متوسط آن $\rho_{avg}=33.1$ بوده است.

يكي از مشكلات مطرح شده براي روش [٨] اين است كه در صورتي كه تعداد خوشه‌ها از ابعاد ورودي بزرگتر باشد، خوشه بندي مناسبي انجام نمي‌شود [١٣]. در [١٣] براي حل اين مشكل تعداد نورونهاي ورودي بيشتري بكار رفته‌اند تا بعد ورودي بطور مصنوعي افزايش يابد. همانطور كه در آزمايشهاي فوق مشاهده شد با وجود اينكه ابعاد ورودي كمتر از تعداد خوشه‌ها بود نتايج مناسب بوده است. بنابراين روش پيشنهادي بدون افزايش نورونهاي ورودي اين مشكل را حل كرده است.

جدول ۱- تعداد دفعات ارائة داده‌هاي آموزشي براي رسيدن به همگرايي با مقادير اولية تصادفي متفاوت

Rnd-Seed	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ρ	20	48	17	18	66	17	83	23	9	30

٤-٢- آزمايش با ابعاد ورودي بزرگ

در اين بخش آزمايش بر روي يك مسأله با داده هاي ٤٠ بعدي همانند مسألة بكار رفته در [٨] انجام شده است. مشخصات مسألة همانند مشخصات مسألة دو بعدي قبل است، تنها تفاوتها عبارتند از: داده ها ٤٠ بعدي هستند. تعداد خوشه ها برابر ٣ مي‌باشد. در هر خوشه ٥٠ نمونه وجود دارد. انحراف معيار خوشه ها ٠/١ است. مشخصات شبكه نيز همانند مشخصات شبكة بكار رفته در مسألة دو بعدي قبل است، تنها تفاوتها عبارتند از: تعداد نورونهاي ورودي ٤٠ و تعداد نورونهاي RBF برابر ٣ مي‌باشد. پارامترهاي Thr=25 ، Idealft=0.9447 ، STDV=0.1 ، و CONVTHR=0.9 انتخاب شده‌اند.

براي اين مسأله نيز عملكرد شبكه كاملاً مطلوب بوده و در ١٠ آزمايش با مقادير اولية تصادفي مختلف نورونهاي RBF به مراكز خوشه ها همگرا شده‌اند. براي ارزيابي كمي عملكرد، شبكه و روش يادگيري ارائه شده در [٨] را پياده سازي كرده‌ايم و سرعت و دقت يادگيري روش خود را با آن مقايسه كرده‌ايم. تعداد دفعات تكرار يادگيري بر روي كل نمونه ها براي رسيدن به همگرايي و ميانگين مربعات خطا در روش پيشنهادي و روش [٨] به ترتيب در جداول ٢ و ٣ ارائه شده است. در روش ما تعداد دفعات تكرار يادگيري بطور متوسط $\rho_{avg} = 8.9$ و ميانگين مربعات خطا بطور متوسط $MSE_{avg} = 0.00232$ بوده است در حاليكه اين مقادير براي روش [٨] به ترتيب برابر $\rho_{avg} = 7.6$ و $MSE_{avg} = 0.04268$ بوده است. مشاهده مي‌شود كه روش ما با تعداد تكرار نه چندان بيشتر به دقت خوشه بندي بالاتر از [٨] دست يافته است. يكي از دلايل اين بهبود انتخاب پارامتر r=50 است كه نسبت به تعداد تأخيرهاي روش [٨] بيشتر مي‌باشد. بنابراين بر خلاف [١٣] بدون افزايش تعداد نورونها و پيچيده كردن ساختار، ما با يك ساختار ساده تر از [٨] به دقت بالاتر دست يافتيم. ميانگين مربعات خطا از رابطة زير بدست مي‌آيد:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}(c_j^i - u_j^i)^2}{n*m} \qquad (١٤)$$

كه n تعداد نورونهاي RBF (تعداد خوشه ها)، m بعد ورودي، c_j^i مؤلفة i ام از مركز نورون RBF j ام، و u_j^i مؤلفة i ام از مركز واقعي خوشة j ام مي‌باشد. در اينجا n=3 و m=40 مي‌باشد.

جدول ٢- تعداد دفعات ارائة داده‌ها و ميانگين مربعات خطا بازاء مقادير اولية تصادفي متفاوت در روش پيشنهادي براي مسألة ٤٠ بعدي.

Rnd-seed	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
Iteration #	7	4	23	11	4	7	4	7	9	13
MSE	0.0023	0.0023	0.0023	0.0023	0.0023	0.0025	0.0023	0.0023	0.0023	0.0023

جدول ٣- تعداد دفعات ارائة داده‌ها و ميانگين مربعات خطا بازاء مقادير اولية تصادفي متفاوت در روش [٨] براي مسألة ٤٠ بعدي.

Rnd-seed	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
Iteration #	7	8	7	7	7	8	7	11	7	7
MSE	0.0483	0.0264	0.0249	0.0296	0.0147	0.0209	0.0322	0.1601	0.0378	0.0319

٤-٣- ساير آزمايش ها

براي بررسي ساير قابليتهاي روش پيشنهادي، آزمايشهاي بيشتري بر روي آن انجام شد كه در اينجا بطور خلاصه بيان مي‌شوند. براي جزئيات بيشتر به [٢١] مراجعه شود. در يكسري آزمايش تعداد نورونهاي RBF را يك بار بيشتر و يك بار كمتر از تعداد خوشه ها گرفتيم. مشاهده شد كه در هر دو حالت شبكه خوشه بنديهاي نادرست انجام نمي‌دهد. اين ويژگي استفاده از روش را در مسائلي كه در آنها تعداد خوشه‌ها از قبل معلوم نيست ممكن مي‌سازد. در يك آزمايش ديگر نتيجة روش پيشنهادي با روش k-means روي مجموعه داده دو بعدي مقايسه شده است. اگر مراكز اولية k-means مانند روش پيشنهادي بطور تصادفي انتخاب شوند روش پيشنهادي بهتر عمل مي‌كند. همچنين دقت شبكه بر روي مجموعه داده چهاربعدي IRIS بررسي شده است. شبكه با نيمي از ١٥٠ عدد داده كه به تصادف انتخاب شده‌اند آموزش داده شده و با بقيه آزمايش مي‌شود. در يك آزمايش در صد دسته بندي صحيح داده‌هاي آزمايشي 90.7% بوده كه بخوبي روشهاي بي‌نظارت ديگر است.

٥- جمع بندي و نتيجه گيري

در اين مقاله يك ساختار شبكه عصبي RBF گونه متشكل از نورونهاي اسپايكي در نظر گرفته شده است. در اين شبكه اتصالات سيناپسي بين نورونهاي ورودي و RBF تكي هستند و به هر يك از اين اتصالات سيناپسي يك تأخير منسوب ميشود. يك روش يادگيري بدون نظارت بر اساس انتقال اين تأخيرهاي سيناپسي ارائه شده است. يك رويكرد جديد، يعني مدل كردن احتمالاتي سيناپسها، براي روش يادگيري در اين شبكه انتخاب شده است. بدين منظور هر اتصال سيناپسي در شبكه با يك آتاماتون يادگير مدل شده است و عمل آتاماتون در هر لحظه مقدار تأخير سيناپس مورد نظر در آن لحظه محسوب مي‌گردد. يك روش يادگيري تركيبي جديد ارائه شده كه در آزمايشهاي خوشه بندي نتايج مناسبي ارائه داده است. از ويژگيهاي اين شبكه ساده بودن ساختار و تا حدودي بيولوژيكي بودن آن است.

مراجع

[1] W. Mass, "Network of Spiking Neurons: The third generation of Neural Network Models," *Neural Networks,* vol. 10, no. 9, pp. 1659-1671, 1997.

[2] D. I. Perrett, E. T. Rolls, and W. C. Caan, "Visual Neurons Responsitive to Faces in the Monkey Temporal Cortex," *Experimental Brain Research,* vol. 47, pp. 329-342, 1982.

[3] S. T. Thorpe and M. Imbert, "Biological Constraints on Connectionist Modeling," In: R. Pfeifer, Z. Schreter, F. Fogelman-Soulie, and L. Steels, editors, *Connectionism in Perspective,* Elsevier, North Holland, pp. 63-92, 1989.

[4] C. Von der Malsburg, "The Correlation Theory of Brain Function," Internal Report 81-2, Dept. of Neurobiology, Max-Planck-Ins. for Biophisical Chemistry, Gottingen, Germany, 1981.

[5] W. Gerstner, "Spiking Neurons," In: W. Mass and C. M. Bishop, editors, *Pulsed Neural Networks,* Chapt. 1, pp. 3-53, MIT-Press, 1998.

[6] W. Mass, "Computing with Spiking Neurons" In: W. Mass and C. M. Bishop, editors, *Pulsed Neural Networks,* Chapt. 2, pp. 55-85, MIT-Press, (Cambridge), 1999.

[7] C. W. Eurich, K. Pawelzik, U. Ernst, A. Thiel, J. D. Cowan and J.G. Milton, "Delay Adaptation in the Nervous System," *Neurocomputing,* vol. 32, pp. 741-748, 2000.

[8] B. Ruf, "Computing and Learning with spiking Neurons - Theory and Simulations," Ph.D. dissertation, Institue for Theoretical Computer Science Technical University Graz, Austria, 1998.

[9] T. Natschlager and B. Ruf, "Spatial and Temporal Pattern Analysis via Spiking Neurons," *Network: Computation in Neural Systems,* vol. 9, No. 3, pp. 319-332, 1998.

[10] C. W. Eurich, K. Pawelzik, U. Ernst, A. Thiel, J. D. Cowan and J.G. Milton, "Dynamics of Self-organized Delay Adaptation," *Physical Review Letters*, vol. 82, pp. 1594-1597, 2000.
[11] J. J. Hopfield, "Pattern Recognition Computation Using Action Potential Timing for Stimulus Representation," *Nature*, vol. 376, pp. 33-36, 1995.
[12] J. O'keefe and M. L. Reece, "Phase Relationship Between Hippocampal Place Units and the EEG Theta Rhythm," *Hippocampus*, vol. 3, no. 3, pp. 3317-3330, 1993.
[13] S. M. Bohte, A. P. Han and N. K. Kok, "Unsupervised Clustering with Spiking Neurons by Sparse Temporal Coding Multi-layer RBF Networks," in Proceeding of the IEEE-INNS-ENNS International Joint Conference on Neural Networks, pp. 279-284, 2000.
[14] K. S. Narendra and M. A. L. Thathachar, *Learning Automata: An Introduction*, Prentice-Hall : Newjersey, 1989.
[15] Y. Choe and R. Miikkulainen, "Self-Organization and Segmentation in a Laterally Connected Orientation Map of Spiking Neurons," *Neurocomputing,* vol. 21, pp. 139-157, 1998.
[16] F. T. Sommer and T. Wennekers, "Associative Memory in Networks of Spiking Neurons," *Neural Networks,* vol. 14, pp. 825-834, 2001.
[17] S. M. Bohte, J. N. Kok, and H. La Poutre, "Error-Backpropagation in Temporally Encoded Networks of Spiking Neurons," *Neurocomputing,* vol. 48, pp. 17-37, 2002.
[18] B. Ruf and M. Schmitt, "Self Organization of Spiking Neurons using Action Potential Timings," *IEEE Trans. on Neural Networks,* vol. 9, no. 3, pp. 575-578, 1998.
[19] W. Maass and T. Natschlager, "Networks of Spiking Neurons Can Emulate Arbitrary Hopfield Nets in Temporal Coding," *Network: Computation in Neural System,* vol. 8, no. 9, pp. 355-372, 1997.
[20] G. E. Hinton and A. Brown, "Spiking Boltzmann Machines," In *Advances in Neural Information Processing systems,* 12, MIT Press, Cambridge, MA, 2000.
[۲۱] پيمان اديبي، محمدرضا ميبدي، و رضا صفابخش، "خوشه بندي توسط يك شبكه RBF گونه از نورونهاي اسپايكي با يادگيري تاخيرهاي سيناپسي مبتني بر آتاماتونهاي يادگير"، گزارش فني، دانشكدة مهندسي كامپيوتر و فناوري اطلاعات، دانشگاه صنعتي اميركبير، ۱۳۸۲.