DOI: 10.22041/ijbme.2008.13546

Signature Verification based on the Control Theory of Skilled Movements

S. Rashidi [1]★, A. Fallah [2], F. Twohidkhah [3]

[1] Instructor, Department of Bioelectric, Biomedical Engineering School, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

[2] Assistant Professor, Department of Bioelectric, Biomedical Engineering School, Amir Kabir University, Tehran, Iran, fallah@aut.ac.ir

[3] Associate Professor, Department of Bioelectric, Biomedical Engineering School, Amir Kabir University, Tehran, Iran, towhidkhah@aut.ac.ir

---

Abstract

Dynamic signature verification based on temporal features are more precise than the static methods because in addition to position information of the drawing pattern, it uses local and global features extracted from velocity, acceleration, pressure and pen angle signals, while static methods only use image information. In this study, we segmented the signature patterns using the basic role of velocity in the control process of skilled movements and then the function features were extracted. In order to signal the matching evaluation, we applied five generalized functions and five weighting strategies for score level fusion. The results showed that the correlation criterion had the minimum error. The experiments on the database, consisting of persons of Persian, Chinese and English, showed that the skilled forgeries obtained an equal error rate (EER) of 0.87% and 1.24% for the user and universal thresholds, respectively.

Keywords: Dynamic signature verification; Dynamic time warping; Model of delta log-normal; Motor control; Segmenting

* **Corresponding author**
Address: *Saeid Rashidi, Biomedical Engineering School, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Golzar (B) All., Sardar'e Jangal Bol., Pounak Squ.,Tehran, Iran*
Tel: *+98 21 44474321-4*
Fax: *+98 21 44474319*
E-mail: *rashidi.saeid@gmail.com*

DOI: 10.22041/ijbme.2008.13546

تصديق امضا بر پايه فرضيه كنترل حركات ماهرانه

سعيد رشيدي[۱*]، علي فلاح[۲]، فرزادتوحيدخواه[۳]

[۱] مربي گروه بيوالكتريک، دانشكده مهندسي پزشكي، واحد علوم و تحقيقات، دانشگاه آزاد اسلامي، تهران

[۲] استاديار گروه بيوالكتريک، دانشكده مهندسي پزشكي، دانشگاه صنعتي اميركبير، تهران fallah@aut.ac.ir

[۳] دانشيار گروه بيوالكتريک، دانشكده مهندسي پزشكي، دانشگاه صنعتي اميركبير، تهران towhidkhah@aut.ac.ir

چكيده

تصديق امضاي پويا بر پايه ويژگي‌هاي زماني علاوه بر بهره جستن از ويژگي‌هاي مكاني الگوي ترسيمي، به دليل استفاده از ويژگي‌هاي پوياي محلي و كلي مبتني بر سيگنال‌هاي سرعت، شتاب، فشار و زاويه قلم نسبت به روش ايستا، كه فقط از ويژگي‌هاي تصويري سود مي‌جويد، از دقت افزونتري برخوردار است. در اين مطالعه با استفاده از نقش محوري سرعت در فرايند كنترل حركات ماهرانه به‌ويژه الگوهاي ترسيمي- تحريري، الگوي امضا را تقطيع و سپس ويژگي‌هاي سيگنالي استخراج مي‌شود. به منظور براورد شباهت سيگنال‌هاي زماني از پنج معيار فاصله تعميم يافته همراه با پنج روش وزن‌دهي، استفاده و نشان داده شد كه معيار فاصله همبستگي كمترين خطا را در ارزيابي شباهت سيگنال‌ها دارد. با اعمال روش پيشنهادي به پايگاه دادگان مشتمل بر افراد فارسي، چيني و انگليسي زبان خطاي EER براي جاعلان ماهر برابر ۰/۸۷% و ۱/۲۴% به‌ترتيب براي سطح آستانه فردي و عمومي حاصل شده‌است.

واژه‌هاي كليدي: پيچش زماني پويا؛ تصديق امضاي پويا؛ تقطيع الگو؛ كنترل حركت؛ مدل دلتا لگ- نرمال

* عهده‌دار مكاتبات

نشاني: تهران، ميدان پونک، سردار جنگل، گلزار يكم (ب)، دانشكده مهندسي پزشكي، واحد علوم و تحقيقات دانشگاه آزاد اسلامي

تلفن: ۴-۴۴۴۷۴۳۲۱، **دورنگار:** ۴۴۴۷۴۳۱۹، **پيام نگار:** rashidi.saeid@gmail.com

۱- مقدمه

امروزه با گسترش سريع اينترنت، زمينه تجارت الكترونيک ابعاد جديدي يافته است و اين امر لزوم برقراري سيستم‌هاي سريع و دقيق براي تبادل اسناد هويت در راستاي شناسايي فرد را تأكيد مي‌كند. آنچه اكنون مشاهده مي‌گردد استفاده از اوراق هويت، كارت‌هاي شناسايي و در نظر گرفتن رمزهاي شخصي در كارت‌هاي اعتباري است كه داراي مشكلاتي مانند فراموشي و سرقت‌اند. در اين راستا بهره‌گيري از ويژگي‌هاي منحصر به‌فرد و يكتا از جمله شاخصه‌هاي فيزيولوژيكي نظير اثر انگشت، الگوي عنبيه، شبكيه و هندسه پنجه دست و ويژگي‌هاي رفتاري همچون صدا و امضا به‌شدت مورد توجه واقع شده‌اند.

امضا به‌عنوان يكي از شاخصه‌هاي رفتاري كه از مزاياي سرعت و سهولت در اجرا و عدم فراموشي برخوردار است، مي‌تواند قابليت شناسايي شخص را فراهم سازد. هر چند خصوصيات رفتاري چون امضا قابل جعل هستند اما پيشرفت‌هاي اخير خطاي تشخيص را تا ۰/۱ % كاهش داده‌اند كه اين امر بسيار دقيق‌تر از روش‌هاي شناسايي صدا و چهره مي‌باشد. از سوي ديگر روش تصديق امضا نيازمند دادگان ورودي اندک است و هزينه پايين و سريعي دارد.

روش‌هاي تصديق امضا از نظر دادگان ورودي به دو دسته تقسيم مي‌شوند: روش ايستا كه از اطلاعات تصويري سود مي‌جويد و روش پويا كه با استفاده از يک صفحه ترسيم و قلم الگوي زمان- مكان امضا را حين اجرا ثبت و پردازش مي‌كند. روش‌هاي پويا به دليل استفاده از اطلاعات توامان زمان- فضا و بردار ويژگي غني بسيار دقيق‌تر از روش‌هاي ايستاست به نحوي كه بردار ويژگي‌ها مي‌تواند افزون بر ۳۰۰ مورد را شامل شود [۱،۲].

روش‌هاي پويا خود به دو گروه عمده طبقه‌بندي مي‌شوند: گروه اول روش‌هائي‌اند كه توابع سيگنالي مانند موقعيت $(x(t),y(t))$، سرعت $(v_x(t),v_y(t))$، شتاب، فشار، انحنا يا سيگنال‌هاي بازنمايي شده به وسيله توابع رياضي را به‌عنوان ويژگي مدنظر قرار مي‌دهند. گروه دوم پارامترهاي تعريف شده بر پايه سيگنال‌هاي گروه اول را به‌عنوان ويژگي فرض مي‌نمايند. اين ويژگي‌ها محلي يا عمومي بوده‌اند كه مي‌تواند حاوي اطلاعات فضايي يا زماني باشند.

راهكارهاي بسياري در زمينه بازشناخت و تصديق امضاي پويا ارائه شده‌اند كه از جمله تطابق پوياي زماني[1] [۳]، شبكه عصبي [۴]، مدل مخفي ماركوف[2] [۵] و ويولت [۶] را مي‌توان نام برد. هر چند محققان تلفيقي از اين روش‌ها را نيز مورد استفاده قرار داده‌اند. در اين مقاله الگوهاي امضا با بهره‌گيري از تئوري كنترل حركت درباره الگوهاي نوشتاري ماهرانه، به مؤلفه‌هاي پايه حركتي تقطيع شده و سپس شباهت ويژگي‌هاي سيگنالي در قطعات متناظر امضاي فرد حقيقي و جاعل بررسي شده‌اند.

۲- فرضيه كنترل حركات مهارتي و تقطيع امضا

در زمينه كنترل حركت به‌ويژه فرايند الگوهاي ترسيمي- تحريري دست، مطالعات گسترده‌اي صورت پذيرفته است. اين مهارت خاص انساني كه از جمله پيچيده‌ترين ويژگي‌هاي كنترلي- حركتي بوده، نياز به تعامل تعداد زيادي ماهيچه و مفصل (۴۳ عدد) با ۲۶ درجه آزادي دارد. نوشتار در دو دهه اخير از ديدگاه‌هاي گوناگون و به وسيله گروه‌هاي تحقيقاتي مختلف از قبيل مهندسان علوم كنترل و رايانه، روانشناسان تجربي، متخصصان اعصاب، خط‌شناسي و علوم شناختي به منظورهاي متنوعي نظير كنترل و يادگيري رفتارهاي حركتي، تشخيص بيماري‌هاي عصبي و بهبود ناتواني‌هاي آموزشي مورد بررسي و توجه قرار گرفته‌است [۷].

فرايند فوق همانند هر مهارت حركتي به‌صورت از پيش برنامه‌ريزي شده و با حداقل اطلاعات حسي تحقق مي‌يابد. بدين معني كه در ابتدا حركت به‌طور مناسب برنامه‌ريزي و سپس اجرا مي‌شود، بدون آنكه نياز به پسخورد[4] لحظه‌اي موقعيت يا عامل كنترلي ديگري در خلال حركت داشته‌باشد. اين فرايند از دو منظر پژوهشي بررسي مي‌شود:

اول ديدگاه بالا- پايين كه اساساً به وسيله محققان علاقه‌مند به شناخت و درك موضوعاتي همچون: طبيعت واحدهاي حركتي پايه، كنترل و يادگيري حركت و نقش محتواي الگوي مرجع مورد استفاده قرار مي‌گيرد.

[1] Dynamic Time Warping [2] Hidden Markov Model [3] Wavelet [4] Feedback

دوم نگرش پايين- بالا مورد توجه محققان در زمينه‌هاي كنترل، هوش مصنوعي و رباتيك بوده‌است كه درصدد شناخت، تجزيه و تحليل، مدلسازي و كاربردهاي عملي فرآيندهاي حركتي مي‌باشند. درباره ماهيت ساختار اجزاي فراگرفته شده سؤالي اساسي مطرح است: كدام يك از مشخصه‌هاي الگوي حركت بدون تغيير و ثابت باقي مي‌ماند؟

پاسخ به سؤال فوق در گرو آن است كه بدانيم دستگاه اعصاب مركزي[۵] (CNS) عضلات را در چه فضايي كنترل مي‌نمايد و كدام متغير عضلاني (طول، نيرو، سختي و سرعت) نقشي تعيين‌كننده ايفا مي‌كند؟ بر اساس مطالعات صورت گرفته، بسته به نوع و محتواي حركت يك يا چند متغير عضلاني كنترل مي‌شوند [۸].

شواهد بيانگر آن است كه كنترل و بازآفريني الگوهاي ترسيمي در فضاي سرعت دقيق‌تر و با خطاي كمتري صورت مي‌گيرد. البته معناي سخن آن نيست كه سيستم عصبي- عضلاني فقط متغير سرعت را كنترل مي‌كند بلكه منظور كارايي مطلوب‌تر فضاي سرعت است. همچنين مطالعات ديگر صورت گرفته در حوزه الگوهاي نوشتاري، حاكي از نقش محوري متغير سرعت در كنترل حركات ماهرانه سريع است به‌گونه‌اي كه در اين فرايندها سرعت داراي طرح زنگوله‌اي‌شكل و پايدار است و با تغييرات دامنه، دوره زماني حركت و نوع هدف، ساختار كلي آن حفظ مي‌شود [۷].

۲-۱- مدلسازي طرح سرعت

تاكنون مدلهاي مختلفي براي بازآفريني طرح سرعت و با هدف پيشنهاد مجموعه‌اي از پارامترهاي معنادار و قدرتمند با بيشينه ارزش اطلاعاتي براي گروهي خاص از حركات ارائه شده‌است. جامع‌ترين توصيف درباره مدل طرح سرعت به وسيله پلامندون[۶] ارائه شده است. نتايج اين مطالعه حاكي از آن بود كه مدل دلتا لگ- نرمال[۷] از لحاظ حداقل خطاي بازسازي، تعداد پارامترها و انعطاف‌پذيري در ايجاد عدم تقارن منحني كاراترين مدل است. اين مدل بر پايه تئوري احتمالات، سيستم عصبي- عضلاني را به‌صورت يك مولد و كنترل‌كننده سرعت فرض مي‌نمايد [۹، ۱۰].

حركات ماهرانه و سريع ناشي از فعاليت سيستمي پيچيده متشكل از عضلات و اعصاب است كه در ساختار سلسله مراتبي كنترل مي‌گردند. اين سيستم با دو مجموعه شبكه اعصاب و ماهيچه‌هاي آگونيست[۸] و آنتاگونيست[۹] نمايش داده شده‌اند (شكل ۱).

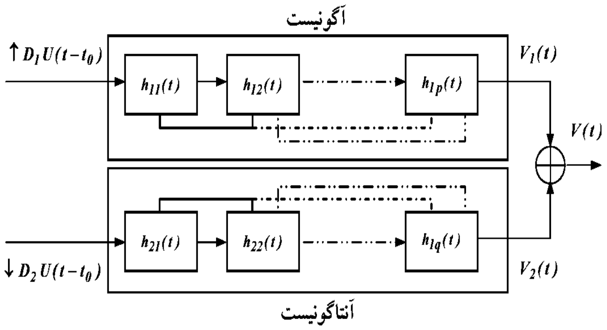
$h_{ij}(t)$ بيانگر پاسخ ضربه يک فيبر عضلاني است. مطابق قضيه‌اي مشابه با قضيه حد مركزي، پاسخ كلي سيستم به سمت منحني لگ- نرمال ميل خواهد كرد. مدل با رابطه‌اي موسوم به قانون دلتا لگ- نرمال توصيف مي‌شود كه طرح سرعت را با يك زوج دستور ورودي بازآفريني مي‌كند.

$$A(t;t_0,\mu,\sigma)=\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}(t-t_0)}exp\left[\frac{Ln(t-t_0-\mu)}{2\sigma^2}\right] \quad (۱)$$

$$V(t)=D_1A(t;t_0,\mu_1,\sigma_1)-D_2A(t;t_0,\mu_2,\sigma_2) \quad (۲)$$

D_i بيانگر دامنه فرمان ورودي و پارامترهاي σ_i,μ_i به ترتيب زمان تأخير و مدت زمان پاسخ شبكه عضلاني در مقياس لگاريتمي و t_0 زمان تأخير است.

رابطه (۱) نمايانگر يك ضربه يا مؤلفه پايه نوشتاري[۱۰] است. در واقع مدل پلامندون نگرشي گسسته به فرايند نوشتار دارد. اين نگرش به دنبال تجزيه حركات به اجزاي پايه تشكيل دهنده آن (ضربه نوشتاري) است و به عبارت ديگر درصدد ارائه مدلي، حاصل از برهم‌نهي اين ضربات نوشتاري مي‌باشد.



شكل ۱- ساختار سلسله مراتبي در مدل پلامندون.

[5] **C**entral **N**ervous **S**ystem
[6] Plamondon
[7] Delta Log-Normal
[8] Agonist
[9] Antagonist
[10] Stroke

۲-۲- تقطيع الگوي امضا

اگر هدف، بازآفريني الگوهاي ترسيمي در حوزه زمان- فضا باشد آنگاه ۳ متغير ايستاي P_0: نقطه آغازين، θ_0: جهت آغازين ترسيم و C_0: انحناي مسير که منعکس کننده خواص هندسي مجموعه ماهيچه‌ها و مفاصل است براي هر مؤلفه پايه در فرامين ورودي در نظر گرفته مي‌شود. بنابراين قانون دلتا لگ- نرمال در حالت برداري به‌وسيله روابط (۳) تا (۵) بازنويسي مي‌گردد [۱۰]:

$$V(t)=D_1\Lambda(t;t_0,\mu_1,\sigma_1)-D_2\Lambda(t;t_0,\mu_2,\sigma_2) \quad (۳)$$

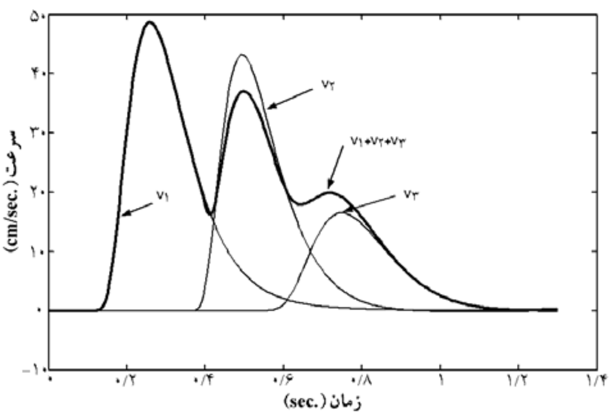
$$\angle V(t)=\theta(t)=\theta_0+C_0\int_{t_0}^{t}\left|\vec{V}(\tau)\right|d\tau \quad (۴)$$

$$\omega(t)=\frac{d\theta(t)}{dt}=C_0\left|\vec{V}(t)\right| \quad (۵)$$

تجزيه الگو به منحني‌هاي پايه در فضاي برداري سرعت صورت مي‌گيرد و سپس بر اساس مؤلفه‌هاي به‌دست آمده مي‌توان الگوهاي متناظر را در فضاي مکاني (x,y) تعيين نمود. در شکل ۲ منحني سرعت الگو و نيز ۳ ضربه نوشتاري نشان داده شده است. اين الگوهاي پيچيده که حاصل جمع جبري بردارهاي سرعت همپوشان است در فضاي قطبي (سرعت منحني‌الخط و فاز) توسط روابط (۶) و (۷) توصيف مي‌شوند:

$$V(t)=\left|\sum_{i=1}^{n}\vec{V}_{(i)}(t)\right| \quad (۶)$$

$$\theta(t)=\arctan\left[\frac{\sum_{i=1}^{n}\vec{V}_{(i)}(t).\sin(\theta_{(i)}(t))}{\sum_{i=1}^{n}\vec{V}_{(i)}(t).\cos(\theta_{(i)}(t))}\right] \quad (۷)$$



شکل ۲- اندازه منحني سرعت الگوي ورودي

سرعت لحظه‌اي و زاويه‌اي ارتباطي مستقيم دارند:

$$V_{\theta(i)}(t)=C_{0(i)}\times V_{(i)}(t) \quad (۸)$$

در ابتدا تعيين تعداد واحدهاي پايه ضروري است. براي اين مسأله چنين بيان مي‌شود که به تعداد بيشينه‌هاي نسبي، مؤلفه پايه نوشتاري خواهيم داشت. البته در بين هر دو اکسترمم[11] نسبي چنانچه نقاط عطف بيش از يک عدد وجود داشته باشد يک مؤلفه پايه نوشتاري پنهان نيز در آن محدوده قابل فرض است. تخمين t_0 در دو مرحله انجام مي‌شود:

۱. استفاده از تخمين اوليه برمبناي $V_{\max(i)}$ ۰/۰۱؛

۲. کمينه‌سازي مجموع مربعات خطاي منحني سرعت با در نظر گرفتن t_0 و تصحيح آن

چنانچه ضربه‌ها داراي همپوشاني نبودند مقدار انحنا از رابطه (۸) به‌دست مي‌آمد. در حالت کلي با تقريب مناسبي داريم:

$$C_{0(i)}\approx\frac{V_\theta(t_{max\_v(i)})}{V(t_{max\_v(i)})} \quad (۹)$$

بهتر است ميانگين مقدار فوق حول $t_{\max\_v(i)}$ محاسبه شود. به منظور تخمين $\theta_{0(i)}$ با استفاده از انتگرال رابطه (٤) داريم:

$$\theta_{0(i)}\approx\theta(t_{max\_v(i)})-C_{0(i)}\int_{t_0(i)}^{t_{max\_v(i)}}V_{(i)}(t)dt \quad (۱۰)$$

بعد از يک مرحله تخمين مقدماتي براي بهينه‌سازي تمام پارامترها و براي تمام ضربه‌ها فرايند ذيل را تکرار مي‌کنيم:

۱. شروع: مؤلفه پايه نوشتاري مورد تخمين = منحني سرعت الگوي پيچيده- مجموع تخمين ديگر مؤلفه‌هاي پايه نوشتاري؛

۲. مرحله تخمين پارامترهاي يک مؤلفه پايه نوشتاري در فاصله بين دو کمينه متوالي منحني سرعت؛

۳. تکرار مرحله ۲ براي تمام ضربه‌ها؛

۴. اگر خطاي تخمين از مقدار آستانه کمتر شد: پايان در غير اين صورت تکرار مرحله ۱؛

با خاتمه الگوريتم فوق براي هر مؤلفه پايه، برداري متشکل از $\left[t_0,P_0,\theta_0,C_0,D_{1,2},\mu_{1,2},\sigma_{1,2}\right]$ حاصل مي‌شود که براي بازنمائي سيگنال‌هاي برداري پايه نظير: موقعيت، سرعت و ديگر سيگنال‌هاي منتج از آنها مورد نياز است.

[11] Extermum

۳- دریافت دادگان و پیش‌پردازش

مجموعه دادگان مورد استفاده از دو بخش تشکيل شده است. پايگاه اول که در اين تحقيق تهيه شده داراي مشخصات زير است: ۵۰ نفر به عنوان افراد حقيقي در اين بخش حضور داشته‌اند که از آنها به تعداد ۲۵ نمونه، امضاي مرجع دريافت شده‌است. سپس دو گروه فرض شد: گروه اول به‌عنوان جاعلان مبتدي[12] (۲۰ نفر) و گروه دوم جاعلان ماهر[13] (۳۰ نفر) که هر کدام وظيفه جعل تمام الگوهاي مرجع را عهده‌دار بودند و از هر فرد جاعل ۱۰ نمونه امضا دريافت شد. افراد شرکت‌کننده در بازه سني ۱۷ تا ۳۵ قرار داشته که ۱۳ نفر از آنها زن و از مجموع افراد، ۶ فرد شرکت‌کننده چپ دست بوده‌اند. براي دريافت الگوها از صفحه قلم وکوم[14] مدل گرافير[15] چهار با نرخ نمونه‌برداري HZ ۱۰۰ استفاده شد.

پايگاه دوم با ۸۰ فرد حقيقي شامل افراد انگليسي و چيني زبان است که هر کدام ۲۰ بار امضاي خويش را تکرار کرده‌اند و براي هر الگو نيز ۲۰ نمونه جاعل ماهر وجود داشت [۱۱]. در شکل ۳ تعدادي از امضاهاي موجود در پايگاه دادگان پژوهش مشاهده مي‌شود.

جاعل مبتدي فقط به اطلاعات تصويري امضاي فرد دسترسي دارد حال آنکه جاعل ماهر به اطلاعات ديگري مانند ترتيب ترسيم قطعات و سرعت ترسيم واقف است که اين اطلاعات مي‌تواند از طريق توضيحات مجري آزمون يا نمايش فيلم فرد امضا کننده کسب شود.

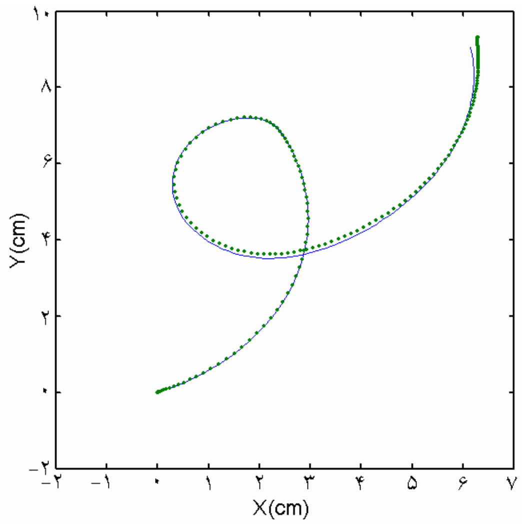
شکل ۳- تعدادي از نمونه امضاهاي مورد استفاده

پيش‌پردازش شامل فرايندهاي هموارسازي، مشتق‌گيري عددي، تقطيع، حذف زاويه چرخش الگو و مقياس کردن سيگنال‌هاست. در هموارسازي از يک فيلتر گوسي ۷ نقطه‌اي استفاده شد که بر روي هر دو محور (x, y) انجام مي‌شود [۱۲]. مزيت اين خانواده از فيلترها در عدم تغيير ساختار نقاط بحراني سيگنال است. مشتقات سيگنال موقعيت به کمک توابع اسپلاين انجام پذيرفته که به لحاظ خطاي تقريب، حساسيت به نويز و فرکانس نمونه‌برداري روشي بهينه است.

پس از مراحل فوق جهت تقطيع سيگنال سرعت ورودي از الگوريتم برازش غيرخطي لونبرگ- مارکوارت[16] براي تخمين پارامترهاي مدل بهره جسته‌ايم. براي حذف زاويه چرخش با استفاده از پارامتر θ_0 مي‌توان آن را به مقدار ثابت صفر تغيير داد و از خطاي حاصل از آن در فرايند مقايسه سيگنال‌ها جلوگيري نمود. به منظور مقياس کردن سيگنال‌ها نيز داريم:

$$S_{N_i}(t)=\frac{S_i(t)-\mu_i}{\sigma_i} \qquad (۱۱)$$

که σ_i, μ_i بيانگر ميانگين و انحراف معيار سيگنال iام است. در شکل ۴ الگوي ترسيمي اوليه و بازسازي شده پس از عمل تقطيع مشاهده مي‌گردد که داراي خطاي $PRD=\%۰/۱۹$ است.



شکل ۴- الگوي اوليه (--) و بازسازي شده پس از تقطيع (...)

[12] Simple Forgeries [13] Skilled Forgeries [14] Wacom [15] Graphier
[16] Levenberg-Marquardt

$$PRD=\sqrt{\frac{\sum_{t_0}^{t_n}(v(t)-\hat{v}(t))^2}{\sum_{t_0}^{t_n}v(t)^2}} \qquad (12)$$

كه $\hat{v}(t)$ تخمين مدل از سيگنال سرعت است.

۴- ويژگي‌ها و روش مقايسه

ويژگي‌هاي مورد بررسي شامل ۱۳ سيگنال است كه عبارت‌اند از: مؤلفه‌هاي موقعيت $(X,Y,[X,Y])$، سرعت $(V_x,V_y,[V_x,V_y])$، سرعت مماسي $V=\sqrt{V_x^2+V_y^2}$، فاز بردار سرعت $(\theta,Cos(\theta),Sin(\theta))$ و مختصات قطبي بردار سرعت (V,θ) و براي هر جزء حاصل از تقطيع الگوي امضا محاسبه مي‌گردد.

براي ارزيابي شباهت و تطابق دو سيگنال، معيارهاي فاصله مختلفي مانند: اقليدسي، ماهالانوبيس، همبستگي تعريف مي‌شود كه البته استفاده از اين معيارها در زمينه تصديق امضا داراي دو مشكل اوليه است:

اول يكسان نبودن طولهاي دو سيگنال زيرا زمان صرف شده در ترسيم الگوي امضا حتي براي يک فرد، كه امضاي خويش را تكرار مي‌كند، نيز متفاوت است. مشكل دوم، تغييرات غيرخطي محور زمان براي دو قطعه متناظر از دو سيگنال مشابه است. يک فرد در تكرار الگوي امضا كاملاً مشابه رفتار نمي‌كند و بخشهايي را با سرعت كمتر يا بيشتر اجرا مي‌كند.

براي حل مشكلات فوق الگوريتم‌هاي چندي از جمله نمونه‌برداري مجدد، پيچش زماني پويا[17] (DTW)، همبستگي ناحيه‌اي و تطابق درختي پيشنهاد شده‌اند [۳] كه روش DTW نسبت به بقيه ضمن برخورداري از عملكرد بهتر داراي انعطاف‌پذيري بالاتري نيز مي‌باشد. اين امر به نحوي است كه در تحقيقات اخير از تركيب آن با روش‌هاي ديگر براي دستيابي به خطاي كمتر، سود جسته‌اند. روش DTW براي تطابق نقاط متناظر دو سري يا سيگنال زماني مي‌تواند استفاده شود و روشي شناخته شده در تحقيقات است [۱۳]. ايراد عمده الگوريتم DTW حجم و زمان محاسبات است كه با استفاده از روش‌هاي سريعي نظير IDDTW[18] و EPW[19] سرعت اجرا در آن افزايش يافته است [۱۴، ۱۵].

در الگوريتم DTW پيچيدگي با حاصل‌ضرب طول دو سيگنال متناسب است در حالي كه در دو الگوريتم IDDTW و EPW اين تناسب با جذر حاصل‌ضرب طول دو سيگنال برقرار است؛ ضمن آنكه روش EPW خطا را به ميزان ۲۳% كاهش مي‌دهد [۱۵]. در روش EPM تطابق سيگنال‌ها در چهار مرحله انجام مي‌شود:

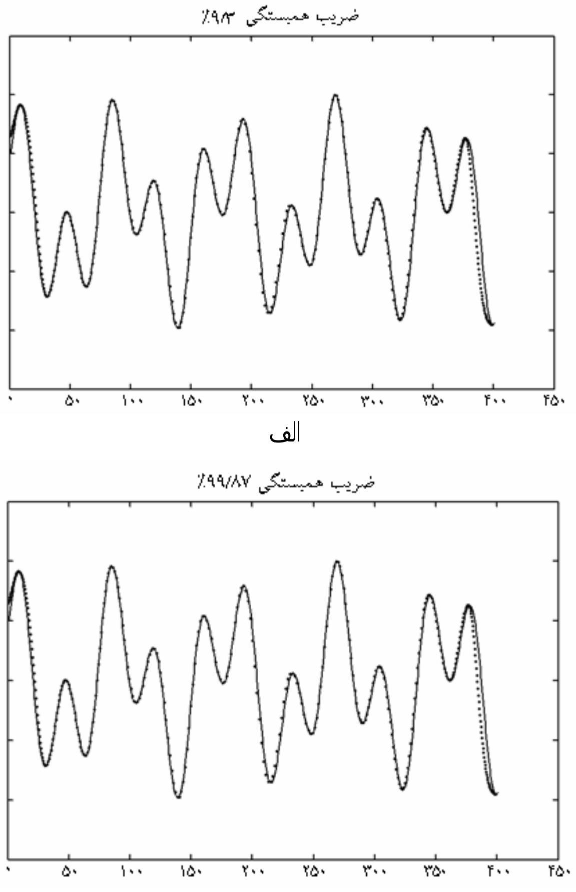
۱. يافتن نقاط بيشينه و كمينه دو سيگنال؛

۲. تطابق نقاط به صورت يک به يک با استفاده از DTW: هر نقطه فقط داراي يک نقطه متناظر در سيگنال مرجع است؛

۳. تقطيع سيگنال بر مبناي تناظر حاصل؛

۴. انعكاس بر روي سيگنال مرجع به كمک درونيابي خطي.

با اعمال EPW نقاط متناظر دو سيگنال با دقت بالايي شناسايي مي‌شود. در شكل ۵ تأثير اعمال EPW بر افزايش ضريب همبستگي در دو سيگنال داراي ساختار كاملاً مشابه نشان داده شده است.



ب

شكل ۵- سيگنال‌هاي مرجع و مورد بررسي: الف) قبل از تطابق؛ ب) پس از تطابق: مرجع (--) و آزمون (...).

[17] **D**ynamic **T**ime **W**arping
[18] **I**terative **D**eeping **D**ynamic **T**ime **W**arping
[19] **E**xtreme **P**oints **W**arping

محاسبه فاصله دو الگوي امضا در دو مرحله انجام مي‌شود:

مرحله اول: محاسبه فاصله دو مؤلفه پايه نوشتاري متناظر به ازاي تمام ويژگي‌هاي سيگنالي (P,Q) تعريف شده با استفاده از الگوريتم‌هاي DTW يا EPW به شکل زير:

$$D_S(stroke)=\sqrt{\sum_{f=1}^{F}\left(\frac{D_{S_f}(P,Q)-\mu_{S_f}(P,Q)}{\sigma_{S_f}(P,Q)}\right)^2} \quad (۱۳)$$

در رابطه فوق F تعداد ويژگي‌هاي مفروض، $D_{s_f}(P,Q)$ فاصله دو ويژگي که در بخش (۵-۱) تعريف مي‌شود، $\mu_{s_f}(P,Q)$ ميانگين و $\sigma_{s_f}(P,Q)$ انحراف معيار f امين ويژگي از sامين ضربه نوشتاري است.

مرحله دوم: تعيين فاصله دو الگوي امضا به‌کمک رابطه (۱۲) و به صورت رابطه (۱۴):

$$D_{signature}=\sqrt{\frac{\sum_{s=1}^{S}D_S(stroke)^2}{S}} \quad (۱۴)$$

که S تعداد مؤلفه‌هاي يا ضربه‌هاي نوشتاري است.

۵- نتايج

در اين بخش ابتدا به بررسي‌هاي تطبيقي انجام شده بر روي معيارهاي سنجش فاصله (شباهت) و روش‌هاي ترکيب اين معيارها به منظور دستيابي به عملکرد بهتر مي‌پردازيم. همچنين تعيين درجه اهميت نسبي ويژگي‌ها در راستاي انتخاب مجموعه‌اي از آنها که نسبت به تنوع الگوها و افراد داراي پايداري و نيز استقلال نسبي در تفکيک الگوها باشند، مد نظر قرار مي‌گيرد. سپس به ارزيابي فرايند تصديق پيشنهادي خواهيم پرداخت. در تمام بررسي‌ها پس از پيش پردازش دادگان، ۵ نمونه از امضاهاي واقعي به عنوان نمونه‌هاي مبنا براي مقايسه با ديگر نمونه‌ها انتخاب کرده‌ايم و سپس با تقطيع الگو، براي هر جزء بردار ويژگي محاسبه شد.

۵-۱- معيارهاي فاصله

براي سنجش شباهت يا فاصله دو سيگنال معيارهاي فاصله مختلفي تعريف شده‌است که اگر سيگنال‌ها mبعدي با طول n باشند آنگاه:

$$P=p_{ij} \quad i=1,2,...,n \mid j=1,2,...,m$$
$$Q=q_{ij} \quad i=1,2,..,n \mid j=1,2,...,m \quad (۱۵)$$

- فاصله اقليدسي[۲۰]

$$D(P,Q)=\sqrt{\frac{\sum_{j=1}^{m}\sum_{i=1}^{n}(p_{ij}-q_{ij})^2}{\sum_{j=1}^{m}\left[\sum_{i=1}^{n}p_{ij}^2+\sum_{i=1}^{n}q_{ij}^2\right]}} \quad (۱۶)$$

- فاصله سيتي بلاک[۲۱]

$$D(P,Q)=\frac{\sum_{j=1}^{m}\sum_{i=1}^{n}\left|p_{ij}-q_{ij}\right|}{\sum_{j=1}^{m}\left[\sum_{i=1}^{n}\left|p_{ij}\right|+\sum_{i=1}^{n}\left|q_{ij}\right|\right]} \quad (۱۷)$$

- فاصله کانبرا[۲۲]

$$D(P,Q)=\frac{1}{n\times m}\sum_{j=1}^{m}\sum_{i=1}^{n}\frac{\left|p_{ij}-q_{ij}\right|}{\left|p_{ij}\right|+\left|q_{ij}\right|} \quad (۱۸)$$

- فاصله کسينوسي[۲۳]

$$D(P,Q)=1-\frac{\sum_{j=1}^{m}\sum_{i=1}^{n}p_{ij}q_{ij}}{\sqrt{\sum_{j=1}^{m}\left[\sum_{i=1}^{n}p_{ij}^2.\sum_{i=1}^{n}q_{ij}^2\right]}} \quad (۱۹)$$

- فاصله همبستگي[۲۴]

$$D(P,Q)=1-\frac{\sum_{j=1}^{m}\sum_{i=1}^{n}(p_{ij}-\mu_{p_j})(q_{ij}-\mu_{q_j})}{\sqrt{\sum_{j=1}^{m}\left[\sum_{i=1}^{n}(p_{ij}-\mu_{p_j})^2.\sum_{i=1}^{n}(q_{ij}-\mu_{q_j})^2\right]}} \quad (۲۰)$$

μ_{q_j},μ_{p_j} به ترتيب ميانگين بعد j ام دو سيگنال است. پس از اعمال الگوريتم‌هاي DTW (ويژگي با بعد بزرگتر از يک) و EPW (ويژگي‌هاي يک بعدي) به ويژگي‌ها و يکسان‌سازي طول آنها، فاصله هر زوج ويژگي (زوج الگوهاي حقيقي- حقيقي و حقيقي- جعلي) محاسبه مي‌شود

[20] Euclidian Distance
[21] City Block Distance
[22] Canberra Distance
[23] Cosine Distance
[24] Correlation Distance

(رابطه ۱۳). سپس با تعيين فاصله كلي دو الگو به كمک رابطه (۱۴)، فاصله‌هاي حاصل به بازه [۰، ۱] نگاشت مي‌گردد.

$$D_{Normalized} = exp(-\frac{D_{signature}}{k.Max(D_{signature})}) \quad (۲۱)$$

K عددي صحيح و مثبت است ($1 \le k \le 2$).

براي ارزيابي قابليت روش از معيار نرخ خطاي برابر[۲۵] (EER) استفاده شده‌است. EER نقطه‌اي است كه خطاي نوع اول يا نرخ پذيرش اشتباه[۲۶] (FAR) و خطاي نوع دوم يا نرخ رد اشتباه[۲۷] (FRR) برابر مي‌شوند. با تغيير سطح آستانه از صفر به ۱۰۰% شاخص خطاي EER تعيين مي‌گردد كه مي‌تواند در دو حالت سطح آستانه فردي يا عمومي بيان شود. در حالت فردي مقدار $Max(D_{signature})$ براي هر شخص جداگانه به‌دست مي‌آيد. با تعيين EER براي هر معيار فاصله و متوسط‌گيري روي آن جدول ۱ حاصل مي‌شود. نتايج نشان مي‌دهند كه معيار همبستگي كمترين مقدار EER را دارد؛ همچنين با استفاده از سطح آستانه فردي ميزان متوسط خطا تا ۳۴% كاهش مي‌يابد. همچنين تشخيص جاعلان مبتدي از ماهر با دقت ۱۰ برابر افزونتر انجام مي‌شود.

جدول ۱- مقايسه معيارهاي فاصله بر مبناي خطاي EER (بر حسب درصد)

معيار فاصله	جاعل ماهر		جاعل مبتدي		ميانگين
	سطح آستانه				
	فردي	عمومي	فردي	عمومي	
همبستگي	۳/۳۴	۵/۱۷	۰/۱۳	۰/۳۶	۱/۸۰
كسينوسي	۳/۵۹	۵/۴۲	۰/۱۷	۰/۴۹	۱/۹۳
كانبرا	۳/۹۷	۶/۲۵	۰/۳۱	۰/۷۷	۲/۲۶
اقليدسي	۴/۲۳	۶/۳۹	۰/۴۷	۰/۸۵	۲/۳۹
سيتي بلاک	۴/۶۷	۶/۷۳	۰/۴۲	۰/۹۶	۲/۵۶
ميانگين	۳/۹۶	۵/۹۹	۰/۳۰	۰/۶۹	
ميانگين كل	۴/۹۸		۰/۴۹		

۵-۲- تركيب معيارهاي فاصله

در بخش گذشته هدف مشخص نمودن بهترين معيار فاصله بود كه اين امر با ميانگين‌گيري بر روي تمام دادگان حاصل شد. از سويي تعيين معيار مناسب فاصله، وابسته به فرد و نوع سيگنال است. در اين راستا دو سؤال مطرح مي‌شود:

۱. آيا استفاده از تركيب فواصل مختلف در تشخيص و طبقه‌بندي الگوها مؤثر است؟

۲. معيار تركيب چه باشد؟

براي تركيب فواصل روش‌هاي متنوعي قابل پيشنهاد است كه در ادامه به پنج روش اشاره مي‌شود. در تمام روش‌ها ملاحظات زير مدنظر است:

$$\begin{array}{ll} Distances: & d_1, d_2, ..., d_k \\ Weigths: & w_1, w_2, ..., w_k \\ Condition: & w_1 + w_2 + ... + w_k = 1 \\ & k = 5 \end{array} \quad (۲۲)$$

$$D_{Total} = w_1 d_1 + w_2 d_2 + ... + w_k d_k$$

- وزن‌دهي صفر- يک: در اين روش بهترين الگوريتم شباهت با وزن يک و بقيه صفراند.

$$d_i = max(d_1, d_2, ..., d_k) \Rightarrow \begin{cases} w_i = 1 \\ w_j = 0 & j \ne i \end{cases} \quad (۲۳)$$

- وزن‌دهي يكنواخت: تمام الگوريتم‌ها داراي وزن برابر مي‌باشند.

$$w_1 = w_2 = ... = w_k = \frac{1}{k} \quad (۲۴)$$

- وزن‌دهي خطي ۱: وزن بهترين الگوريتم، وابسته به خطاي EER بدترين الگوريتم است. چنانچه الگوريتم‌ها را براساس ميزان خطاي آنها مرتب كنيم آنگاه داريم:

$$eer_1 < eer_2 < ... < eer_k$$

$$w_{k-i+1} = \frac{err_i}{\sum_{j=1}^{k} eer_j} \quad (۲۵)$$

- وزن‌دهي خطي ۲: با استفاده از روش قبل خواهيم داشت:

$$w_i = \frac{\left(\sum_{j=1}^{k} eer_j\right) - eer_i}{(k-1)\sum_{j=1}^{k} eer_j} \quad (۲۶)$$

[25] **E**qual **E**rror **R**ate

[26] **F**alse **A**cceptance **R**ate

[27] **F**alse **R**ejection **R**ate

• وزن‌دهي مربعي: در اين ارزش‌دهي، الگوريتم‌هاي مناسب نسبت به روش چهارم از وزن بيشتر و الگوريتم‌هاي ضعيف از وزن كمتري برخوردارند. با استفاده از معادله (۲۵) مي‌توان نوشت:

$$w_i = \frac{w_i^2(linear\ 1)}{\sum_{j=1}^{k} w_j^2(linear\ 1)} \qquad (۲۷)$$

• نتايج در جدول ۲ مشاهده مي‌شود، بسته به مهارت جاعل يكي از دو روش صفر- يک يا مربعي داراي بيشترين دقت است. شايد برخلاف انتظار است كه روش وزن‌دهي صفر- يک (با تأكيد بر عدم تركيب معيارهاي فاصله)، مناسب‌ترين معيار معرفي شود.

۵-۳- اهميت نسبي سيگنال‌ها

در بخش‌هاي گذشته درباره معيارهاي فاصله و تركيب آنها و تأثيرشان بر تشخيص و طبقه‌بندي الگوها بحث گرديد. در اين بررسي‌ها از ۱۱ ويژگي معرفي شده در بخش ۳ استفاده شده‌است. با كاهش ابعاد ويژگي‌ها، كاهش حجم و زمان محاسبات را خواهيم داشت؛ ضمن آنكه با حذف اطلاعات زائد، احتمال وضوح بيشتر مرزهاي طبقه‌بندي متصور است. براي اين منظور استفاده از ايده فرضيه آماري آزمون t در عين سادگي بسيار مؤثر است. با توجه به وجود دو جامعه آماري افراد حقيقي و جاعل و اينكه مي‌توان توزيع دو جامعه را نرمال با واريانس مجهول و از يكديگر مستقل فرض نمود؛ مي‌توان براي مقايسه ميانگين‌هاي دو جامعه از معيار ذيل بهره جست:

$$t = \frac{|\mu_1 - \mu_2|}{\sqrt{\frac{\sigma_1^2}{N_1} + \frac{\sigma_2^2}{N_2}}} \qquad (۲۸)$$

N_1, N_2 حجم دو جامعه فرض مي‌شود. با استفاده از ايده فوق و با توجه به آنكه خطاي EER معياري برگرفته از هر دو جامعه آماري است، مي‌توان شاخص اهميت نسبي را چنين فرض كرد:

$$C_i = \frac{\mu(EER_{signal_i})}{Mean(\sigma(EER_{signal_{i=1:N}}))} \qquad \mu \le \mu_0 \qquad (۲۹)$$

جدول ۲- مقايسه معيارهاي وزن‌دهي بر مبناي خطاي EER (بر حسب درصد)

معيار وزن‌دهي	جاعل ماهر		جاعل مبتدي		ميانگين
	سطح آستانه				
	فردي	عمومي	فردي	عمومي	
صفر- يک	۳/۳۴	۵/۱۷	۰/۱۳	۰/۳۶	۲/۲۵
مربعي	۳/۴۲	۵/۳۷	۰/۱۱	۰/۲۵	۲/۲۹
خطي ۱	۳/۵۷	۵/۷۳	۰/۲۱	۰/۴۹	۲/۵۰
يكنواخت	۳/۶۹	۵/۹۲	۰/۳۱	۰/۶۱	۲/۶۳
خطي ۲	۳/۸۱	۶/۰۸	۰/۲۹	۰/۶۴	۲/۷۱
ميانگين	۳/۵۷	۵/۶۵	۰/۲۱	۰/۴۷	
ميانگين كل	۴/۶۱		۰/۳۴		

μ_0 عددي مثبت؛ بيانگر آستانه پذيرش ويژگي است. $\mu(EER_{signal_i})$ و $Mean(\sigma(EER_{signal_{i=1:N}}))$ به‌ترتيب ميانگين خطاي EER سيگنال i ام و ميانگين متوسط انحراف معيار خطاي EER تمام سيگنال‌ها به ازاي تمام افراد جامعه هستند. براي محاسبه اين پارامترها، ابتدا براي سيگنال iام يک فرد مشخص، خطاي EER تعيين مي‌شود. اين روند تكرار مي‌شود تا به ازاي تمام افراد موجود در پايگاه دادگان خطاي EER مربوط به‌دست آيد. سپس با ميانگين‌گيري بر روي خطاي تمام افراد عبارت $\mu(EER_{signal_i})$ حاصل مي‌گردد. براي تعيين $\sigma(EER_{signal_{i=1:N}})$، به ازاي يک فرد و براي N ويژگي سيگنالي خطاي EER به‌دست آمده و سپس با محاسبه انحراف از معيار خطاهاي EER، عبارت $\sigma(EER_{signal_{i=1:N}})$ براي يک فرد حاصل مي‌شود. با تكرار اين مراحل براي تمام افراد و سپس متوسط‌گيري بر روي آنها مقدار $Mean(\sigma(EER_{signal_{i=1:N}}))$ تعيين مي‌شود. به بيان ديگر معيار $\frac{1}{C_i}$ عنوان مي‌كند كه هر ويژگي با خطاي EER كمتر بهتر بوده و علاوه بر آن چنانچه فضاي خطاي EER براي همه افراد و سيگنال‌ها ترسيم شود، ويژگي‌هايي در طبقه‌بندي مؤثرتر عمل مي‌كند كه از پراكندگي بين گروهي بيشتري برخوردار است. C_i بزرگ‌تر نشان از اعتبار كمتر نسبت به ديگر ويژگي‌ها و تغييرپذيري و وابستگي بيشتر به افراد جامعه خواهد بود.

براي تعيين خطا، ابتدا براي تمام مؤلفه‌هاي پايه نوشتاري دو الگو فاصله ويژگي مورد نظر محاسبه شده و آنگاه به كمک رابطه (۱۳) فاصله كلي آنها معين مي‌گردد و اين عمل

براي تمام ويژگي‌ها تكرار مي‌شود. شايان ذكر است براي سيگنال‌هاي با بعد يک، از الگوريتم EPM و براي مابقي از روش DTW و محاسبات با لحاظ معيار فاصله همبستگي انجام شده‌است. پس از تعيين C_i، سيگنال‌ها به‌ترتيب اندازه مرتب و بر حسب بزرگي رتبه‌بندي شدند (جدول ۳). ملاحظه مي‌شود ويژگي‌هاي دوبعدي $[V_x,V_y]$، $[X,Y]$، $[V,\theta]$ داراي شاخص بالاتري بوده و ويژگي‌هاي برگرفته از سرعت از اهميت و پايداري بيشتري در طبقه‌بندي الگوهاي حقيقي و جعلي برخوردارند. همچنين توابع اعمال شده به فاز سرعت يعني $Cos(\theta)$ و $Sin(\theta)$، آن را نسبت به ويژگي اوليه قدرتمندتر ساخته‌است [۱۵].

۴-۵- راهكار برگزيده و مقايسه

اكنون بر اساس نتايج به‌دست آمده، به توصيف مشخصات روش اتخاذ شده براي تصديق امضا مي‌پردازيم. با استفاده از ۱۰ ويژگي اول مندرج در جدول ۳ و با در نظر داشتن معيار فاصله همبستگي و روش تركيب صفر- يک سيستم تصديق شكل مي‌گيرد. براي طبقه‌بندي از شبكه عصبي پرسپترون سه لايه (يک لايه پنهان با ۱+۱۰×۲ نرون) با الگوريتم پس انتشار خطا استفاده شده‌است.

جدول ۱- مقايسه و مرتبه اهميت نسبي سيگنال‌ها

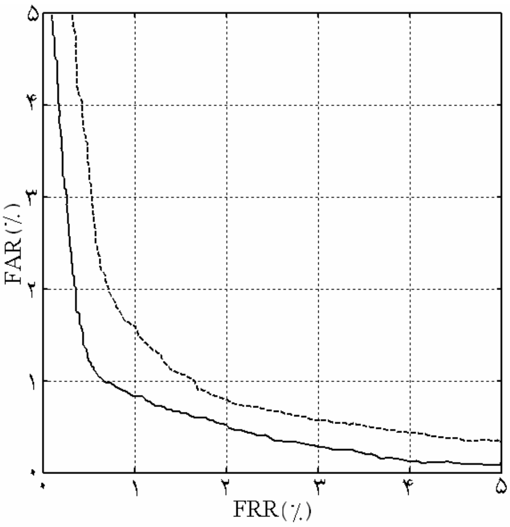
سيگنال		جاعل ماهر (سطح آستانه) فردي	جاعل ماهر (سطح آستانه) عمومي	جاعل مبتدي (سطح آستانه) فردي	جاعل مبتدي (سطح آستانه) عمومي
دو مؤلفه $[V_x,V_y]$	DTW	۱	۱	۱	۱
دو مؤلفه $[V,Cos(\theta)]$	DTW	۲	۳	۲	۳
مؤلفه y سرعت:Vy	EPM	۳	۲	۳	۵
دو مؤلفه $[V,Sin(\theta)]$	DTW	۴	۴	۵	۴
دو مؤلفه $[V,\theta]$	DTW	۵	۶	۶	۶
دو مؤلفه [X, Y]	DTW	۶	۵	۴	۲
مؤلفه x سرعت: V_x	EPM	۷	۷	۸	۷
$Cos(\theta)$	EPM	۸	۹	۱۰	۱۰
اندازه سرعتV	EPM	۹	۸	۷	۸
مؤلفهY	EPM	۱۰	۱۰	۹	۹
$Sin(\theta)$	EPM	۱۱	۱۱	۱۱	۱۲
فاز سرعت θ	EPM	۱۲	۱۲	۱۳	۱۳
مؤلفه X	EPM	۱۳	۱۳	۱۲	۱۱

به لايه ورودي(شامل ۱۰ نرون)، فاصله همبستگي دو الگوي امضاي بررسي شده (الگوي مرجع و آزمون)، بر مبناي ويژگي انتخاب شده و به ازاي تمام مؤلفه‌هاي پايه نوشتاري تزريق مي‌شود (روابط ۱۳ و ۲۰). لايه خروجي داراي يک نرون است كه با تغيير سطح آستانه از مقدار صفر به ۱۰۰% و اعمال آن به خروجي شبكه ميزان خطاي EER به‌دست مي‌آيد.

دادگان ورودي براي آموزش و آزمايش شبكه به سه بخش تقسيم شد. تعداد ۵ امضا به عنوان الگوهاي مرجع براي هر فرد حقيقي وتعداد ۱۰ الگوي حقيقي به علاوه ۵ الگو از جاعلان ماهر و مبتدي براي آموزش و بقيه الگوها به منظور آزمايش شبكه استفاده گرديد. نتيجه حاصل در جدول ۴ مشاهده مي‌شود. شكل ۶ تغييرات خطاي FAR را بر حسب خطاي FRR در گروه جاعلان ماهر نشان مي‌دهد.

جدول ۲- خطاي حاصل از طبقه‌بندي شبكه عصبي: EER(%)

	سطح آستانه فردي	سطح آستانه عمومي
جاعل ماهر	۰/۸۷	۱/۲۴
جاعل مبتدي	۰/۰۶۲	۰/۱۳



شكل ۶- تغييرات خطا براي جاعلان ماهر: سطح آستانه فردي (--) و عمومي (...).

نتايج بيانگر خطاي بسيار كمتر در شناسايي جاعلان مبتدي نسبت به ماهر است. اين امر بدان دليل است كه جاعل مبتدي فقط اطلاعات محدودي از الگو و نحوه ترسيم آن به وسيله فرد حقيقي دارد؛ بنابراين ممكن است شخص جاعل ترتيب ترسيم را حين امضا رعايت نكند و فقط تصوير الگو را مورد توجه قرار دهد. همچنين استفاده از سطح آستانه فردي كه براي هر فرد تعريف مي‌شود، دقت بيش‌تري را به‌دست مي‌دهد. در واقع به دليل يكسان نبودن توزيع آماري خطاي جاعلان براي هر فرد حقيقي، سطح آستانه بهينه به‌منظور تشخيص و طبقه‌بندي جاعل براي تمام افراد حقيقي برابر نخواهد بود.

مقايسه بين روش‌هاي مختلف تصديق امضا به علت پايگاه دادگان غير يكسان دشوار است. بنابراين ما نتايج را با آن دسته از تحقيقات كه در آن از دادگان پايگاه اينترنتي SVC2004 استفاده شده‌است، مقايسه خواهيم نمود. در اولين رقابت بين‌المللي تصديق امضاي پويا كه با شركت بيش از ۱۵ گروه صنعتي و دانشگاهي صورت گرفت، بهترين نتيجه EER براي جاعلان ماهر ۲/۸۴% به‌دست آمد [۱۷]. در كار پژوهشي ديگري كه جايزه بهترين پژوهش دوره دكترا را در زمينه فناوري اطلاعات كشور اسپانيا دريافت كرد، با استفاده از ۹ ويژگي سيگنالي مقدار خطا ۲/۷۹% براي جاعل ماهر به‌دست آمد [۱۸]. البته اين گروه در تحقيق ديگري و با پايگاه اطلاعاتي شامل ۳۳۰ فرد حقيقي، با استفاده از تركيب ويژگي‌هاي سيگنالي و پارامتري به خطاي ۲/۱۲% در حالت سطح آستانه فردي دست يافت [۱۸]. همچنين در تحقيق ديگري كه با استفاده از تغييرات ويژگي‌هاي سيگنالي انجام شد خطاي EER برابر ۳/۳۹% در گروه جاعلان ماهر حاصل شد [۱۹].

نتايج حاصل در مطالعه حاضر در مقايسه با روش‌هاي فوق بهبود چشمگيري را در طبقه‌بندي امضاهاي حقيقي و جعلي نشان مي‌دهد.

۶- نتيجه‌گيري

در اين مقاله با استفاده از ويژگي‌هاي سيگنالي حاصل از تقطيع الگوي امضا بر اساس تئوري كنترل حركت، نشان داده‌شد كه فرايند تصميم‌گيري و طبقه‌بندي گروه‌ها با خطاي به مراتب كمتري نسبت به ويژگي‌هاي مرسوم به‌دست مي‌آيد. به بيان ديگر ويژگي‌هاي برگرفته از فرايند حركت به علت تغييرناپذيري و پايداري فوق‌العاده الگوي سرعت گوسي‌شكل در مهارت‌هاي تحريري- ترسيمي از ثبات بيشتري برخوردار بوده و قابليت افزون‌تري براي شناسايي فرد خواهد داشت. ضمن آنكه پايگاه دادگان مورد استفاده از تنوع زباني فارسي، انگليسي و چيني نسبت به تحقيقات فوق برخوردار است. اين تنوع را مي‌توان در نوع و تصوير امضا و به‌ويژه تعداد مؤلفه‌هاي پايه نوشتاري ملاحظه كرد.

همچنين بهره‌گيري از معيار مناسب ارزيابي فاصله (شباهت) مانند ضريب همبستگي نسبت به فاصله اقليدسي خطاي EER را ۲۵% بهبود مي‌بخشد. ضمن آنكه تلفيق نمودن معيارهاي متفاوت موجب افزايش دقت نمي‌گردد.

علاوه بر اين بهره‌گيري از ويژگي‌هاي چند بعدي و در نظر گرفتن همزمان آنها مانند ويژگي‌هاي $[X, Y]$، $[V_x, V_y]$، $[V,\theta]$، $[V,Cos(\theta)]$ و $[V,Sin(\theta)]$ خطاي كمتري را سبب مي‌شود كه اين امر حاكي از تأثير چشمگير چنين ويژگي‌هايي بر فضاي طبقه‌بندي الگوهاست.

انتظار مي‌رود استفاده همزمان از ويژگي‌هاي سيگنالي و پارامتري مي‌تواند ضمن غني‌سازي فضاي اطلاعات، نتايج بهتري را به‌دست دهد كه در كارهاي آتي بررسي خواهد شد.

مراجع

[1] Plamondon R., Lorette G., Automatic Signature Verification and Writer Identification - The State of the Art; Pattern Recognition; 1989; 22(2): 107-131.

[2] Nalwa V.S., Automatic On-line Signature Verification; Proceedings of the IEEE; 1997; 85(2): 213-239.

[3] Parizeau M., Plamondon R., A Comparative Analysis of Regional Correlation, Dynamic Time Warping, and Skeletal tree matching for Signature Verification; IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence; 1990; 12(7): 710-717.

[4] Lee L.L., Neural approaches for human signature verification; In Third International Conference on Signal Processing Proceedings; 1996: 1346-1349.

[5] Yang L., Widjaja B.K., Prasad R., Application of Hidden Markov Models for Signature Verification; Pattern Recognition; 1995;28(2): 161-170.

[6] Lejtman D.Z., George S.E., On-line handwritten signature verification using wavelets and back-propagation neural networks; Proceedings on the Sixth International Conference on Document Analysis and Recognition; 2001: 992-996.

[7] Plamondon R., Alimi A.M., Yergeau P., Leclerc F., Modeling velocity profiles of rapid movements: a comparative study; Bilogical Cybernetics; 1993; 69: 119-128.

[8] Stein R.B, What muscle variable(s) does the nervous system control in limb movements?; The Behavioral and Brain Science; 1982; 5: 535-577.

[9] Plamondon R., A kinematic theory of rapid human movements: 1 Movement representation and generation; Biological Cybernetics; 1995(a); 72: 295-307.

[10] Guerfali W., Plamondon R., The delta-lognormal theory for the generation and modeling of cursive characters; Proceedings of the International Conference on Document Analysis and Recognition; 1995:495-498.

[11] SVC; The First International Signature Verification Competition; http://www.cs.ust.hk/svc2004.

[۱۲] رشيدي سعيد؛ براورد كمي فرايند يادگيري مطلوب الگوهاي حركتي دست به‌كمك مدلسازي در افراد سالم و داراي برخي ضايعات عصبي- عضلاني، پايان‌نامه كارشناسي ارشد مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۱۳۷۷.

[13] Salvador S., Chan M., Fast DTW: Toward Accurate Dynamic Time Warping in Linear Time and Space; Proc. On Advanced Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining, Seattle, USA; 2004: 70-80.

[14] Chu S., Keogh E., Hart D., Pazzani M., Iterative Deepening Dynamic Time Warping for Time Series; In Proc. of the Second SIAM Intl. Conf. on Data Mining; Arlington; Virginia; 2002: 237-246.

[15] Feng H., Wah C., Online Signature Verification Using a New Extreme Points Warping Technique; Pattern Recognition Letters; 2003; 24(16): 2943-2951.

[16] Yeung D., Chang H., Xiong Y., George S., Kashi R., Matsumoto T., Rigoll G., SVC2004 First International Signature Verification Competotion; Lecture Notes in Computer Science, Springer-Verlag; 2004; 3072: 16-22.

[17] Fierrez-Aguilar J., Adapted Fusion Schemes for Multimodal Biometric Authentication; PHD Thesis , Univ. Madrid, 2006.

[18] Doroz R., Porwik P., Para T., Wrobel K., Dynamic Signature Recognition Based on Velocity Change of Some Features; Int. J. Biometrics; 2008; 1(1): 47-62.