

زمان دریافت مقاله: ۹۵/۷/۱۷

زمان پذیرش مقاله: ۹۵/۹/۱۹

## به کارگیری بردار ویژگی I-Vector به منظور تصدیق بر خط امضای دست نویس

حسین زینلی

دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی کامپیوتر دانشگاه صنعتی شریف، تهران  
پست الکترونیکی: zeinali@ce.sharif.ir

باقر باباعلی\*

استادیار، دانشکده ریاضی، آمار و علوم کامپیوتر پردیس علوم، دانشگاه تهران  
پست الکترونیکی: babaali@ut.ac.ir

### چکیده

طول ثابت از هر امضا استخراج می شود که بردار ویژگی I-Vector نامیده می شود و بر مبنای آن کار تطبیق الگو انجام می شود. در حین تطبیق الگو، امتیازدهی بر مبنای معیار شباهت کسینوسی انجام می شود و به منظور کاهش تنوعات درون کلاسی از دو روش NAP و WCCN بهره گرفته شده است. نتایج حاکی از برتری دقت روش پیشنهادی بر روی دادگان SigWiComp2013 به میزان ۱۷ درصد نسبت به بهترین دقت گزارش شده بر روی این دادگان موجود می باشد. واژه های کلیدی: شناسایی الگو، تشخیص برخط امضا، بردار ویژگی I-Vector

تصدیق امضای دست نویس یکی از روش های مرسوم تصدیق هویت افراد در حوزه بانکداری محسوب می شود که معمولاً به دو صورت برخط و برون خط انجام می شود. با پیشرفت فناوری، در مجامع پژوهشی صورت برخط بیشتر مورد توجه قرار گرفته است و تکنیک های متعددی برای انجام آن پیشنهاد شده است. در این مقاله یک روش جدید بر مبنای ویژگی I-Vector پیشنهاد می کنیم. این روش در اصل برای تصدیق هویت گوینده پیشنهاد شده است که ما در اینجا آن را برای مسئله تصدیق برخط امضای دست نویس اختصاصی کرده ایم. در این روش یک بردار ویژگی با

\* نویسنده مسئول

پویا هم گفته می‌شود. در این روش‌ها علاوه بر اطلاعاتی که در روش برون‌خط وجود دارد اطلاعات دیگری که از پویا امضا به دست می‌آید نیز وجود دارد. از اطلاعات پویا می‌توان به فشار، سرعت، زاویه قلم (altitude, and azimuth) و ... اشاره کرد. در این روش معمولاً از تغییرات در جهت عمودی و افقی به عنوان ویژگی‌های شکلی استفاده می‌شود. از آنجایی که در این روش از ویژگی‌های بیشتری استفاده می‌شود جداسازی امضاها ساده‌تر شده و از این رو این روش دقت بهتری نسبت به روش برون‌خط دارد و از آن روش قابل اطمینان‌تر است. علاوه بر این برتری‌ها، از آنجایی که در این روش ویژگی‌های پویایی اهمیت زیادی دارند و این ویژگی‌ها تحت تاثیر سرعت و جهت امضا هستند، جعل امضا سخت‌تر شده و قابلیت اطمینان این روش از این منظر نیز بهتر است. در اینجا نیز تمرکز ما بر روی این روش است.

ادامه این مقاله به این ترتیب است که در بخش بعدی به مرور کارهای پیشین خواهیم پرداخت. در بخش سوم ابتدا نظریه‌های مربوط به بردار هویت و روش‌های کاهش تغییرات درون‌کلاسی شرح داده می‌شود. روش ارائه شده در بخش چهارم توضیح داده می‌شود. در بخش پنجم توضیحات مربوط به استخراج ویژگی آورده شده و سپس آزمایش‌ها و نتایج نیز در بخش ششم بیان می‌شوند. در انتها نیز در بخش هفتم جمع‌بندی آورده شده است.

## ۲- مرور کارهای پیشین

تاکنون تحقیقات زیادی در رابطه با تصدیق امضای برخط انجام شده است که می‌توان آن‌ها را به دو دسته کلی زیر تقسیم کرد.

الف) روش‌های برپایه ویژگی‌های سراسری امضا: در این دسته روش‌ها سعی بر این است که یک بردار ویژگی با طول ثابت از کل امضا استخراج کرد تا بتوان به راحتی این بردارها را با هم مقایسه کرد. روش‌های موجود در این دسته را خود می‌توان به دو زیردسته تقسیم کرد. در

تصدیق هویت به عملی گفته می‌شود که طی آن هویت یک شخص از روی ویژگی‌های فیزیکی و یا ویژگی‌های رفتاری‌اش تایید می‌شود. این کار به روش‌های مختلفی انجام می‌شود. در دسته اول از ویژگی‌های زیست‌سنجی افراد استفاده می‌شود که از این دسته می‌توان به استفاده از اثر انگشت، چشم به ویژه عنبیه و قرنیه و گفتار اشاره کرد. در دسته دوم که در آن از ویژگی‌های رفتاری فرد استفاده می‌شود می‌توان به تصدیق امضا و تصدیق نویسنده از روی دست‌خط اشاره کرد. گفتار را نیز از منظر ویژگی‌های رفتاری افراد در بیان کلمات و یا استفاده از کلمات خاص می‌توان در دسته دوم قرار داد. از نظر دقت، کارایی روش‌های دسته اول بیشتر از روش‌های دسته دوم است. استفاده از اثر انگشت از بین دسته اول بیشتر از روش‌های دیگر فراگیر شده است. از این روش در کاربردهای مختلفی به ویژه دستگاه‌های حضور و غیاب به وفور استفاده می‌شود. گرچه دقت روش‌های دسته دوم نسبت به دسته اول کمتر است، اما سهولت استفاده از آن‌ها به ویژه استفاده از امضا باعث شده در کاربردهای مختلفی به ویژه کاربردهای بانکی بیشتر از این روش استفاده شود. در روش مرسوم تصدیق هویت با استفاده از امضا که در بانک‌ها مرسوم است، مسئول باجه کار تایید و یا رد امضا را انجام می‌دهد. اما در سال‌های اخیر روش‌های جدیدی ارائه شده که بتوان این کار را به صورت ماشینی انجام داد. این کار به دو صورت انجام می‌شود. تصدیق به صورت برون‌خط و تصدیق به صورت برخط. در تصدیق برون‌خط که به آن روش ایستا هم گفته می‌شود، فقط تصویر امضا در دسترس است. در این روش‌ها پس از پیش‌پردازش‌های اولیه اندازه تصویر نرمال می‌شود. در این دسته از روش‌ها معمولاً تصویر را پنجره‌بندی کرده و از هر پنجره ویژگی‌هایی استخراج می‌کنند. سپس از این ویژگی‌ها برای مقایسه دو امضا استفاده می‌کنند. در طرف مقابل روش‌های برخط هستند که به آن‌ها روش‌های

زیردسته اول سعی بر این است که ویژگی‌های سراسری به صورت دستی از امضا استخراج شود. به عنوان مثال در [۱] از تعداد حرکت‌های قلم<sup>۱</sup> به عنوان یک ویژگی سراسری استفاده کرده است. در [۲] از ویژگی‌های دیگری از جمله متوسط سرعت، متوسط فشار و تعداد دفعاتی که قلم در هنگام امضا برداشته شده استفاده شده است. در [۳] ویژگی‌های متعددی برای این منظور معرفی شده است. در آن مقاله تعداد ۱۰۰ ویژگی سراسری معرفی شده که آن‌ها بر اساس کارایی هر کدام مرتب شده‌اند. از زیرمجموعه‌ای از این ویژگی‌ها در کاربردهای متعدد دیگری نیز استفاده شده است [۴-۸]. در زیردسته دوم با استفاده از اعمال یک تبدیل بر روی امضا یک بردار با طول ثابت از امضا استخراج می‌شود. به عنوان مثال در [۹] با استفاده از تبدیل موجک یک بردار ویژگی از کل امضا استخراج شده است. در کار دیگری از تبدیل گسسته کسینوسی<sup>۲</sup> برای استخراج بردار ویژگی از امضا استفاده شده است [۱۰].

ب) روش‌های عملکردی: روش‌های این دسته بیشتر به مقایسه امضاها می‌پردازند و به نحوی فاصله بین دو امضا را محاسبه می‌کنند. در این دسته هر امضا توسط دنباله‌ای از ویژگی‌های محلی که از آن استخراج شده است نشان داده می‌شود. این دسته نیز خود به دو زیردسته تقسیم می‌شود. در زیردسته اول روش‌هایی قرار می‌گیرند که هیچ‌گونه مدل‌سازی ندارند. این روش‌ها معمولاً یک مجموعه مرجع برای هر فرد نگه می‌دارند و در زمان آزمایش از مقایسه امضای ورودی با مجموعه مرجع برای تصمیم‌گیری استفاده می‌کنند. معروفترین روش در این دسته انطباق پویایی زمانی (DTW)<sup>۳</sup> است که در مقالات متعددی از آن استفاده شده است [۱۱-۱۴]. دومین زیردسته روش‌هایی هستند که برای هر فرد با استفاده از امضاها موجود در مجموعه مرجع یک مدل احتمالاتی آموزش می‌دهند و برای امتیازدهی هم معمولاً از درست‌نمایی استفاده می‌کنند. معروف‌ترین روش‌های

1- Strokes  
2- Discrete Cosine Transform  
3- Dynamic Time Warping

این دسته مدل مخفی مارکوف (HMM)<sup>۴</sup> [۱۵-۱۹] و مدل مخلوط گاوس (GMM)<sup>۵</sup> [۲۰-۲۲] هستند.

هدف این مطالعه ارائه روشی برپایه بردار هویت (I-vector) برای تصدیق برخط امضا است. بردار هویت اولین بار برای کاربرد بازشناسی گوینده [۲۳] ارائه شد و بعدها از آن در کاربردهای دیگری از جمله بازشناسی زبان [۲۴-۲۵]، بازشناسی لهجه [۲۶]، تشخیص جنسیت، تخمین سن [۲۷]، بازشناسی احساس در گفتار و موسیقی [۲۸-۲۹] استفاده شد. در این روش از گفتار با طول دلخواه، یک بردار با طول ثابت استخراج می‌شود که به آن بردار هویت گفته می‌شود. در مراحل بعد برای به دست آوردن امتیاز و بازشناسی از این بردارها استفاده می‌شود. در اینجا ما دو انگیزه برای استفاده از این روش برای تصدیق امضا داریم. اول این که امضاها برخط مثل گفتار دارای طول‌های مختلفی هستند. این‌رو اگر بتوان به روشی از امضاها با طول متفاوت یک بردار با طول ثابت استخراج کرد این کار باعث ساده‌تر شدن مراحل بعدی تصمیم‌گیری می‌شود. بدین سبب در این روش بعد از استخراج ویژگی‌های زمانی از امضا، از هر امضا یک بردار هویت استخراج می‌شود. از آنجایی که در اینجا برای هر امضا یک بردار با طول ثابت به دست می‌آید، می‌توان این روش را به نوعی در دسته اول قرار داد. دومین انگیزه این است که به‌طور معمول امضاها یک فرد در هر بار تکرار تفاوت‌هایی با هم دارند. این تفاوت‌ها باعث یک سری تغییرات درون کلاسی شده که خطای رد اشتباه را افزایش می‌دهد. در کاربردهای مختلف بردار هویت در پردازش گفتار روش‌های متعددی برای کاهش تغییرات درون‌کلاسی تاکنون ارائه شده است که از آن‌ها به خوبی می‌توان در اینجا استفاده کرد. از روش‌های معروف برای این کار می‌توان به تبدیل از بین‌برنده جهت‌های مزاحم (NAP)<sup>۶</sup> [۳۰-۳۲، ۳۲]، نرمال‌سازی کواریانس درون‌کلاسی (WCCN)<sup>۷</sup> [۳۳-۳۴، ۳۴]، و تحلیل تفکیک‌کننده خطی (LDA)<sup>۸</sup> [۲۳] اشاره کرد.

4- Hidden Markov Model  
5- Gaussian Mixture Model  
6- Nuisance Attribute Projection  
7- Within-Class Covariance Normalization  
8- Linear Discriminant Analysis

### ۳- بردار هویت

همان‌طور که در قسمت قبل توضیح داده شد، بردار هویت در فضای تغییرات کل بهترین روش در بازشناسی گوینده در سال‌های اخیر است [۲۳]. این روش که در ادامه روش قبلی خود یعنی تحلیل عامل توام (JFA) [۳۵-۳۶] ارائه شد، سعی بر آن دارد که از یک سیگنال با طول دلخواه، یک بردار با طول ثابت استخراج کند. برای این که بتوان از یک سیگنال بردار هویت استخراج کرد باید مراحل مختلفی طی شود. در ابتدا باید از سیگنال ورودی ویژگی استخراج شود و سپس از ویژگی‌های استخراج شده آمارگان‌های Baum-Welch استخراج شود [۳۷] و سپس با استفاده از این آمارگان بردار هویت به دست آید. مراحل مختلف برای به دست آوردن این بردار در زیر شرح داده می‌شوند.

### ۳-۱ مدل پس‌زمینه جهانی (UBM)

اولین مرحله از سیستم‌های بردار هویت ساخت یک مدل جهانی است که به آن مدل پس‌زمینه جهانی [۳۸] گفته می‌شود. این مدل در کاربردهای مختلف متفاوت است. در بازشناسی گوینده مستقل از متن [۲۳] معمولاً از مدل مخلوط گاوسی و در کاربردهای وابسته به متن [۳۹] از مدل مخفی مارکوف بدین منظور استفاده می‌شود. چون امضاهای افراد با هم فرق می‌کنند، مسئله مشابه بازشناسی گوینده مستقل از متن است. بنابراین از مدل مخلوط گاوسی استفاده کرده‌ایم. بدین منظور با استفاده از ویژگی‌های استخراج شده از تمام افراد موجود در مجموعه آموزش یک مدل GMM آموزش داده می‌شود. برای آموزش این مدل باید به میزانی داده آموزشی وجود داشته باشد که بتوان بخوبی فضای تغییرات ویژگی‌های استفاده شده را پوشش دهد. یک GMM مجموعه وزن‌داری از  $M$  توزیع گاوسی چندبعدي است که فرمول آن در رابطه ۱ آورده شده است.

$$p(x|\lambda) = \sum_{c=1}^M w_c N(x|\mu_c, \Sigma_c) \quad (1)$$

جایی که  $x$  یک بردار  $D$  بعدی با مقادیر پیوسته،  $w$  نشان دهنده وزن هر مولفه مخلوط و  $N$  توزیع گاوسی با میانگین  $\mu_c$  و ماتریس کواریانس  $\Sigma_c$  است. مجموع وزن‌های مولفه‌ها باید برابر یک شود. به‌طور معمول از مدل GMM با ماتریس کواریانس قطری استفاده می‌شود که در اینجا نیز ما از این نوع کواریانس استفاده کرده‌ایم.

### ۳-۲ تخمین آمارگان Baum-Welch

در این مرحله برای هر دنباله ویژگی، آمارگان Baum-Welch مرتبه صفر و یک با استفاده از مدل UBM به دست آورده می‌شود [۳۶-۳۷]. فرض کنید  $X_i$  نشان‌دهنده بردار ویژگی برای امضای آموزشی  $i$ -ام باشد. آنگاه آمارگان مرتبه صفر و یک برای مولفه  $c$ -ام مدل با استفاده از روابط ۲ و ۳ به دست می‌آیند:

$$N_c(X_i) = \sum_t \gamma_{i,t}(c) \quad (2)$$

$$F_c(X_i) = \sum_t \gamma_{i,t}(c) (X_{i,t} - m_c) \quad (3)$$

در این روابط  $m_c$  نشان‌دهنده میانگین مولفه  $c$ -ام و  $\gamma_{i,t}(c)$  احتمال پیشین تولید بردار  $X_{i,t}$  توسط مؤلفه  $c$ -ام است که در رابطه زیر مشاهده می‌کنید

$$\gamma_{i,t}(c) = p(c|X_{i,t}) = \frac{w_c p(X_{i,t}|c)}{\sum_{j=1}^M w_j p(X_{i,t}|j)} \quad (4)$$

### ۳-۳ بردار هویت

فرض کنید دنباله ویژگی‌های مربوط به یک امضا را توسط یک ابربردار  $M^{11}$  نشان دهیم. در روش بردار هویت در فضای تغییرات کل این ابربردار به صورت زیر مدل می‌شود:

$$M = m + Tw \quad (5)$$

که در آن  $m$  یک ابربردار مستقل از فرد است که از مدل UBM به دست می‌آید،  $T$  یک ماتریس مرتبه پایین و  $w$  یک بردار تصادفی با توزیع نرمال استاندارد است که به بردار میانگین پسین آن بردار هویت یا  $i$ -vector گفته می‌شود. در این مدل‌سازی فرض شده که ابربردار  $M$  دارای توزیع

11- Super-vector

9- Joint Factor Analysis

10- Universal Background Model

گوسی با میانگین  $m$  و ماتریس کواریانس  $T.T^T$  است.

### ۳-۴ آموزش پارامترهای مدل

در رابطه (۵)،  $m$  و  $T$  پارامترهای مدل را نشان می‌دهد. معمولاً برای  $m$  از ابربردار میانگین مدل UBM استفاده می‌کنند. این بردار با پشت سرهم قرار دادن میانگین‌های مولفه‌های UBM به دست می‌آید. برای به دست آوردن ماتریس  $T$  از روش بیشینه‌سازی امید ریاضی استفاده می‌شود. فرض کنید UBM دارای  $C$  مؤلفه است و ابعاد بردارهای ویژگی نیز  $F$  است. ابتدا ماتریس  $\Sigma$  به صورت زیر تشکیل داده می‌شود:

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \Sigma_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \Sigma_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \Sigma_C \end{bmatrix} \quad (6)$$

که در آن  $\Sigma_i$  نشان‌دهنده ماتریس کواریانس مؤلفه  $c$ -ام از UBM است. اگر  $X_i$  نشان‌دهنده بردارهای ویژگی برای امضای آموزشی  $i$ -ام باشد و  $\Pr(X_i | M, \Sigma)$  درست‌نمایی این بردارها را نشان دهد، آنگاه رویه بهینه‌سازی با دو گام زیر تکرار می‌شود:

برای هر امضای آموزشی از مقدار کنونی  $T$  استفاده کرده و برداری را که درست‌نمایی را بیشینه می‌کند، به صورت زیر به دست می‌آوریم:

$$w_i = \underset{w}{\arg \max} \Pr(X_i | m + Tw, \Sigma) \quad (7)$$

سپس مقدار  $T$  را با استفاده از بیشینه کردن رابطه ۸ به روز می‌کنیم:

$$\prod_i \Pr(X_i | m + Tw_i, \Sigma) \quad (8)$$

که می‌توان درست‌نمایی برای هر امضا را از رابطه زیر محاسبه کرد:

$$\sum_c \left( N_c \ln \frac{1}{(2\pi)^{F/2} |\Sigma_c|^{1/2}} - \frac{1}{2} \sum_t (X_{i,t} - T_c w_i - m_c)^* \Sigma_c^{-1} (X_{i,t} - T_c w_i - m_c) \right) \quad (9)$$

در این رابطه  $c$  روی تمام مؤلفه‌های مدل و  $t$  روی تمام بردارهای ویژگی امضا حرکت می‌کنند،  $T_c$  زیرماتریسی از  $T$  بوده که مربوط به مؤلفه  $c$ -ام است.

ابتدا فرض کنید برای هر دنباله ویژگی یک امضا آمارگان‌های مرتبه صفر و اول را با استفاده از فرمول‌های ۲ و ۳ به دست آورده باشیم. آنگاه ماتریس کواریانس پیشین، میانگین و گشتاور دوم برای متغیر  $w_i$  را از روابط زیر محاسبه می‌کنیم.

$$\text{Cov}(w_i, w_i) = \left( I + \sum_c N_c(X_i) T_c^* \Sigma_c^{-1} T_c \right)^{-1} \quad (10)$$

$$\mathbb{E}[w_i] = \text{Cov}(w_i, w_i) \sum_c T_c^* \Sigma_c^{-1} F_c(X_i) \quad (11)$$

$$\mathbb{E}[w_i w_i^*] = \text{Cov}(w_i, w_i) + \mathbb{E}[w_i] \mathbb{E}[w_i^*] \quad (12)$$

در نهایت در صورتی که رابطه ۸ را بیشینه کنیم به روابط زیر برای به روز کردن ماتریس  $T$  می‌رسیم:

$$T_c = \left( \sum_i F_c(X_i) \mathbb{E}[w_i^*] \right) \left( \sum_i N_c(X_i) \mathbb{E}[w_i w_i^*] \right)^{-1} \quad (13)$$

### ۳-۵ محاسبه بردار هویت

همان‌طور که در قسمت قبل بیان شد،  $w$  یک بردار تصادفی با توزیع نرمال استاندارد است که به بردار میانگین پسین آن بردار هویت گفته می‌شود. برای به دست آوردن بردار هویت از تخمین نقطه‌ای MAP متغیر استفاده می‌شود که رابطه آن همان رابطه ۱۱ می‌شود.

### ۳-۶ روش‌های کاهش تغییرات درون‌کلاسی

در این بخش به بررسی دو روش کاهش تغییرات درون‌کلاسی می‌پردازیم.

#### ۳-۶-۱ یکسان‌ساز کواریانس درون‌کلاسی (WCCN)

در روش یکسان‌ساز کواریانس درون‌کلاسی، سعی در پیدا کردن تبدیل خطی است که بتوان با استفاده از آن تغییرات درون‌کلاسی را کاهش داد. برای این منظور ابتدا ماتریس کواریانس درون‌کلاسی با استفاده از رابطه زیر محاسبه می‌شود.

از امضاهای جعلی این مجموعه هم استفاده می‌شود. بعد از آموزش مدل UBM، از این مدل استفاده کرده و از ویژگی‌های استخراج شده امضاهای موجود در مجموعه آموزش آمارگان مرتبه صفر و یک استخراج می‌کنیم. سپس با استفاده از این آمارگان‌ها استخراج‌گر بردار هویت را آموزش می‌دهیم. برای این کار از چندین تکرار الگوریتم پیشینه‌سازی امید ریاضی که در بخش قبل توضیح داده شد استفاده می‌شود.

بعد از این‌که استخراج‌گر بردار هویت آموزش داده شد، از تمامی امضاهای موجود در مجموعه آموزش، بردار هویت را استخراج می‌کنیم. در این مرحله برای هر کدام از افراد موجود در مجموعه آموزش، تعدادی بردار هویت استخراج شده است که از آن‌ها برای آموزش روش‌های کاهش تغییرات درون‌کلاسی استفاده می‌شود. بدین صورت که برای امضاهای اصلی موجود در مجموعه آموزش یک تبدیل NAP و یک تبدیل WCCN آموزش داده می‌شود و از آن‌ها برای انتقال بردارهای هویت به فضای جدید استفاده می‌شود.

#### ۴-۱ ساخت قالب<sup>۱۲</sup> (الگوی مرجع) برای هر نفر

بعد از این‌که تمامی تبدیل‌ها ساخته شدند، در مرحله آزمایش ابتدا باید برای هر فرد یک قالب با استفاده از امضاهای آموزش‌اش ساخته شود. برای این کار ابتدا بردارهای هویت این امضاها استخراج می‌شوند و با استفاده از تبدیل‌های آموزش داده شده، تغییرات درون‌کلاسی آن‌ها کاهش داده می‌شود. سپس از میانگین این امضاها به عنوان نماینده آن‌ها یا همان قالب استفاده می‌شود. تا اینجای کار برای هر فرد یک بردار هویت داریم که نشان‌دهنده امضاهای آن فرد است و از آن برای امتیازدهی استفاده می‌شود.

#### ۴-۲ امتیاز دهی<sup>۱۳</sup>

برای به دست آوردن میزان شباهت بین بردار هویت

$$S_w = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S \frac{1}{N_s} \sum_{n=1}^{N_s} (w_s^n - \bar{w}_s) (w_s^n - \bar{w}_s)^t, \quad (14)$$

در این رابطه S تعداد کل کلاس‌ها،  $N_s$  تعداد بردارهای کلاس s،  $w_s^n$  نمونه nام از کلاس s و  $\bar{w}_s = \frac{1}{N_s} \sum_{n=1}^{N_s} w_s^n$  میانگین کلاس s است. سپس ماتریس تبدیل  $B \in \mathbb{R}^{N \times K}$  با استفاده از تجزیه چولسکی ماتریس کواریانس درون‌کلاسی به صورت زیر به دست می‌آید.

$$S_w^{-1} = BB^t \quad (15)$$

در نهایت بردارها در فضای جدید توسط  $y = B^t w$  به دست می‌آیند.

#### ۳-۶-۲ تبدیل از بین برنده جهت‌های مزاحم (NAP)

هدف از روش NAP پیدا کردن تبدیلی است که با استفاده از آن زیرفضاهایی که موجب تغییرات ناخواسته (جهت‌های مزاحم و یا نوفه‌ای) می‌شوند را حذف کرد. ماتریس این تبدیل با استفاده از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$P = I - RR^t \quad (16)$$

در رابطه بالا  $R \in \mathbb{R}^{N \times K}$  یک ماتریس مستطیلی مرتبه پایین است که ستون‌های آن K بردارهای ویژه متناظر با بیشترین مقادیر ویژه ماتریس کواریانس درون‌کلاسی  $S_w$  است. بعد از به دست آوردن ماتریس تبدیل  $P \in \mathbb{R}^{N \times N}$ ، با استفاده از آن تمامی بردارها به فضای جدید انتقال داده می‌شوند.

#### ۴- روش ارائه شده

هدف از روش ارائه شده استفاده از بردار هویت برای تصدیق امضای برخط است. در این روش ابتدا باید با استفاده از تمامی امضاهای موجود در مجموعه آموزش یک مدل مخلوط گاوسی آموزش داده شود. برای این‌که فضای امضاهای اصلی و جعلی به خوبی مدل شود، علاوه بر امضاهای اصلی موجود در مجموعه آموزش

12- Template

13- Scoring (Similarity Measure)

به مرکز انتقال می‌دهیم. برای این منظور نقطه شروع هر امضاء را از تمامی نقاط کم می‌کنیم. این کار باعث می‌شود جابه‌جایی که ممکن است در امضا اتفاق بیفتد از بین برود. - Path-tangent angle: در صورتی که یک خط بر امضاء مماس کنیم که جهت آن در جهت حرکت امضاء باشد و زاویه خط مماس با محور x را اندازه بگیریم این ویژگی به دست می‌آید. در واقع این ویژگی ترکیبی از میزان تغییر در جهت x و y است.

$$\arctan\left(\frac{\Delta y}{\Delta x}\right) \quad (18)$$

- ath velocity magnitude: این ویژگی نشان‌دهنده سرعت لحظه‌ای حرکت در زمان امضاء کردن است. برای به دست آوردن آن از میزان تغییرات در هر دو محور با استفاده از رابطه زیر استفاده می‌شود.

$$\sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2} \quad (19)$$

- Log curvature radius: این ویژگی برابر است با لگاریتم نسبت سرعت لحظه‌ای تقسیم بر مشتق زاویه. در هر نقطه مشتق زاویه با استفاده از رابطه ساده تفاضل دو سرعت متوالی به دست می‌آید.

- Total acceleration magnitude: این ویژگی ترکیبی از شتاب (مشتق سرعت) با سرعت ضرب در مشتق زاویه است که با استفاده از رابطه زیر محاسبه می‌شود.

$$\sqrt{\Delta_{\text{velocity}}^2 + (\text{velocity} * \Delta\theta)^2} \quad (20)$$

علاوه بر ویژگی‌های بالا، از مشتق مرتبه اول آن‌ها نیز استفاده شد. این مشتق با استفاده از فرمول رگرسیون مرتبه دوم مذکور در [۴۰] به دست آمد. به منظور پس‌پردازش، از دو روش مختلف به صورت جداگانه استفاده شده است که در ادامه به آن‌ها می‌پردازیم

- نرمال‌سازی میانگین و واریانس (MVN)<sup>۱۵</sup>: در این روش ابتدا میانگین هر کدام از ابعاد بردارهای ویژگی به صورت جداگانه صفر شده و سپس واریانس آن‌ها نیز یک می‌شود.

نماینده فرد و امضای آزمایشی به این صورت عمل می‌شود. ابتدا از امضای ورودی بردار هویت استخراج می‌شود و با استفاده از تبدیل‌های مذکور (NAP و WCCN) به فضای جدید انتقال داده می‌شود. سپس برای به دست آوردن امتیاز بین این بردار و بردار نماینده فرد از شباهت کسینوسی مانند رابطه ۱۷ استفاده می‌شود.

(۱۷)

$$\text{CosineSimilarity}(w_{\text{template}}, w_{\text{test}}) = \frac{\langle w_{\text{template}}, w_{\text{test}} \rangle}{\|w_{\text{template}}\| \|w_{\text{test}}\|}$$

### ۴-۳ تصمیم‌گیری<sup>۱۴</sup>

بعد از به دست آوردن میزان شباهت بین بردار هویت نماینده فرد و بردار هویت آزمایشی، این امتیاز با یک آستانه مقایسه می‌شود. در صورتی که از مقدار آستانه بیشتر باشد امضای فرد تصدیق و در غیر این صورت رد می‌شود. مقدار آستانه می‌تواند برای هر فرد متفاوت باشد و یا این‌که از یک مقدار یکسان برای هر فرد استفاده شود. در اینجا برای این‌که می‌خواستیم نمودارهای مصالحه خطا (DET) را رسم کنیم از روش دوم که به آن آستانه سراسری می‌گویند، استفاده کرده‌ایم.

### استخراج ویژگی

- برای پیش‌پردازش امضا همان‌طور که در [۱۵] ارائه شده مرکز ثقل تمام امضاها یکسان شدند. این کار با صفر کردن میانگین دنباله‌های زمانی در جهت محور x و y انجام شد. ویژگی‌های متعددی برای تصدیق امضا به صورت برخط استفاده می‌شود که ما در اینجا فقط از تعدادی از آن‌ها استفاده کرده‌ایم. ویژگی‌های استفاده شده از قرار زیر هستند:

- مکان افقی و عمودی: این ویژگی در اصل همان دنباله نقاط امضا است. هر نقطه از یک طول و یک عرض تشکیل شده است که هر کدام این اعداد به عنوان یک ویژگی استفاده می‌شوند. برای نرمال کردن این نقاط نقطه ابتدایی امضا را

15- Mean and Variance Normalization

14- Decision Making

- انطباق ویژگی<sup>۱۶</sup>: این روش بیشتر در کاربردهای پردازش گفتار استفاده می‌شود اما اخیراً از آن در تصدیق امضای برخط نیز استفاده شده است [۴۱]. هدف این روش تبدیل توزیع ویژگی‌ها به توزیع گاوسی استاندارد است. این روش به صورت پنجره‌ی لغزان اعمال می‌شود که در اینجا اندازه این پنجره ۳۱ در نظر گرفته شده است.

## ۶- آزمایش‌ها و نتایج

### ۶-۱ دادگان استفاده شده

دادگان‌های متعددی برای امضای برخط وجود دارد. یکی از معتبرترین آن‌ها امضاها‌ی برخط ژاپنی است که در مسابقات SigWiComp سال ۲۰۱۳ استفاده شده است. این امضاها توسط رایانه‌ی لوحی HP EliteBook 2730p جمع‌آوری شده‌اند. هر امضا در این دادگان با یک دنباله‌ای از سه‌تایی‌ها نشان داده شده است. دو مقدار اول نشان‌دهنده مکان افقی و عمودی قلم در زمان امضا و مقدار سوم آن نشان‌دهنده پایین بودن و بالا بودن قلم است. نرخ نمونه‌برداری برای این امضاها ۲۰۰ هرتز و تفکیک‌پذیری آن‌ها ۵۰ نقطه‌ی تصویری بر سانتیمتر است. در این دادگان ۳۱ نمونه امضا وجود دارد که برای هر نمونه ۴۲ امضای اصلی و ۳۶ امضای جعلی موجود است. این دادگان به دو مجموعه آموزشی و ارزیابی به صورت زیر تقسیم شده است:

مجموعه آموزشی: در این مجموعه ۱۱ نمونه امضا وجود دارد که به ازای هر نمونه ۴۲ امضای اصلی و ۳۶ امضای جعلی وجود دارد. از این مجموعه برای آموزش UBM و استخراج‌گر بردار هویت و همچنین تبدیل‌های NAP و WCCN استفاده شده است.

مجموعه ارزیابی: این مجموعه ۲۰ نمونه امضا می‌شود که برای هر نمونه ۱۲ امضای مرجع وجود دارد. از این ۱۲ امضا برای ساختن قالب برای هر نمونه استفاده می‌شود. علاوه بر این، امضاها‌ی مرجع برای هر نمونه ۶۶ امضای

آزمایشی وجود دارد که از این تعداد ۳۰ تا آن‌ها امضای اصلی و ۳۶ تا‌ی دیگر جعلی هستند. برای اعلان نتایج معمولاً از معیارهای مختلفی استفاده می‌شود. در اینجا ما از مقدار نرخ خطای برابر EER استفاده کرده‌ایم. علاوه بر این برای مقایسه بهتر در تعدادی از آزمایش‌ها نمودار مصالحه خطا برای روش‌های مختلف رسم شده است.

### ۶-۲ آزمایش‌ها

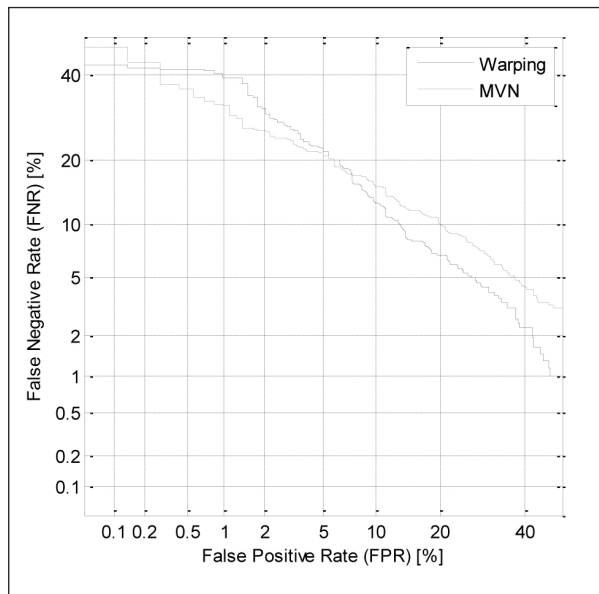
برای آزمودن روش و به دست آوردن خطا (دقت)، ابتدا از امضاءهای مرجع هر فرد، میانگین گرفته می‌شود تا برای هر فرد یک نشان‌دهنده داشته باشیم. از این به بعد هر فرد با این میانگین نشان داده می‌شود. این میانگین را می‌توان الگوی فشرده‌شده امضای آن فرد در نظر گرفت. تمامی امضاءهای ارزیابی با این میانگین مقایسه شده (محاسبه شباهت کسینوسی) و مقدار خطای کلی برای تمام افراد محاسبه می‌شود.

اولین سری آزمایش‌ها بر روی تعداد مولفه‌های UBM و همچنین ابعاد بردارهای هویت صورت گرفته است. این آزمایش‌ها به صورت جداگانه روی هر دو روش نرمال‌سازی ویژگی‌ها انجام شده است. جدول ۱ و ۲، EER را در حالات مختلف نشان می‌دهد.

در ابتدا از مقایسه دو جدول یک و دو مشخص است که در اکثر اوقات خطای استفاده از روش انطباق ویژگی از خطای استفاده از MVN کمتر است. از این رو در ادامه فقط نتایج مربوط به روش انطباق ویژگی آورده شده است. علاوه بر این از جدول ۱ پیداست که نتایج مربوط به مدل با ۶۴ مولفه در تمامی حالات و در جدول ۲ نیز در بیشتر حالات بهتر از بقیه موارد است. آخرین برداشتی که از این دو جدول به دست می‌آید این است که استفاده از بردار هویت با ابعاد بین ۱۰۰ تا ۱۲۰ مناسب است و از بین آن‌ها استفاده از بردارها با ابعاد ۱۱۰ بهترین نتیجه را داشته است. یکی از مواردی که بر ابعاد بردار هویت تاثیر می‌گذارد طول سیگنال ورودی است. در تصدیق هویت



جدول ۱: مقایسه EER برای روش انطباق ویژگی و با استفاده از WCCN به ازای UBM با تعداد مولفه‌های مختلف و طول بردارهای مختلف



شکل ۱: مقایسه منحنی DET برای روش‌های انطباق ویژگی و MVN. برای هر دو روش از UBM با ۶۴ مولفه و بردار ۱۱۰ مولفه‌ای استفاده شده است.

Mix	32	64	128	256
Dim				
60	14.19	12.71	13.37	14.17
70	14.03	11.94	12.08	14.69
80	13.06	12.64	12.87	13.70
90	13.19	12.87	13.04	14.36
100	12.87	12.54	12.92	14.36
110	12.87	11.25	12.64	13.53
120	13.19	11.53	12.38	13.86
130	13.19	11.39	12.54	13.53
140	13.47	12.05	12.38	14.03
150	13.33	11.72	11.94	13.61
160	13.61	12.50	12.87	13.06

جدول ۲: مقایسه EER برای MVN با استفاده از WCCN به ازای UBM با تعداد مولفه‌های مختلف و طول بردارهای مختلف

Mix	32	64	128	256
Dim				
60	14.58	14.69	14.52	16.50
70	13.86	14.19	14.03	15.97
80	14.52	13.61	14.36	16.25
90	14.69	13.19	14.03	15.56
100	15.02	12.87	13.19	16.39
110	15.42	12.87	14.03	16.25
120	14.19	13.04	13.70	14.72
130	15.14	13.20	13.06	15.28
140	-	14.03	13.53	13.86
150	-	14.03	12.87	13.06
160	-	13.33	13.53	14.52

برای این‌که بتوان به صورت شهودی دو روش انطباق ویژگی و MVN را با هم مقایسه کرد در شکل ۱ نمودار مصالحه خطا برای بهترین حالت این دو روش (استفاده از مدل UBM با ۶۴ مولفه و بردارهای هویت با ابعاد ۱۱۰) رسم شده است.

نکته‌ای که در رابطه با شکل ۱ باید به آن اشاره کرد این است که در این شکل مشخص است که در صورتی که وزن تصدیق اشتباه<sup>۱۷</sup> بیشتر از رد اشتباه<sup>۱۸</sup> باشد در بسیاری از موارد استفاده از MVN بهتر از استفاده روش انطباق ویژگی است.

سری دوم آزمایش‌ها برای مقایسه روش‌های WCCN و NAP برای کاهش تغییرات درون‌کلاسی با حالتی که هیچ تبدیلی استفاده نشود است. در جدول ۳ نتایج مربوط به اعمال روش NAP و در جدول ۴ نتایج مربوط به حالتی که هیچ تبدیلی استفاده نشود آورده شده است.

نتایج جداول ۳ و ۴ می‌بایست با جدول ۱ مقایسه شوند. از مقایسه نتایج موجود در جدول ۱ و ۳ مشخص است که در اکثر اوقات نتایج مربوط به

گوینده مستقل از متن معمولاً از ابعاد بین ۴۰۰ تا ۶۰۰ برای این منظور استفاده می‌شود. این در حالی است که در تصدیق هویت به صورت متن تصادفی که طول گفتار ورودی به مراتب کوتاه‌تر از حالت مستقل از متن است از ابعاد ۱۷۵ بدین منظور استفاده شده است [۳۹]. در امضاها نیز طول زمانی امضاها معمولاً خیلی کوتاه است. از این رو در اینجا نیز باید استفاده از بردارهایی با طول نسبتاً کم نتایج بهتری نسبت به ابعاد بالاتر داشته باشد. نتایج حاصل در اینجا نیز این موضوع را تایید می‌کند.

17- False Positive  
18- False negative

جدول ۳: مقایسه EER برای روش انطباق ویژگی با استفاده از NAP به ازای UBM با تعداد مولفه‌های مختلف و طول بردارهای مختلف

Mix Dim	32	64	128	256
60	15.56	13.37	12.54	14.85
70	15.18	12.78	12.50	14.69
80	14.69	13.47	13.37	14.36
90	13.86	13.86	13.86	13.53
100	14.19	13.06	13.37	14.52
110	13.70	11.81	12.54	14.17
120	14.03	12.36	14.36	13.53
130	13.86	11.72	13.86	13.37
140	13.61	12.22	13.33	13.70
150	13.61	11.88	13.19	13.04
160	13.70	12.36	12.87	12.71

جدول ۴: مقایسه EER برای روش انطباق ویژگی بدون استفاده از هرگونه تبدیلی

Mix Dim	32	64	128	256
60	20.13	16.25	17.66	15.42
70	19.80	16.81	17.08	16.01
80	19.03	16.53	16.50	15.56
90	17.99	15.51	15.14	15.51
100	17.78	15.28	15.84	15.28
110	17.49	14.52	15.28	14.86
120	17.00	15.18	15.18	15.35
130	16.94	15.00	15.00	14.86
140	17.00	14.72	14.86	14.31
150	16.94	14.58	15.00	13.70
160	17.00	14.31	14.85	13.70

استفاده از WCNN بهتر از استفاده از NAP است. نتایج این آزمایش با نتایج مربوطه در بازشناسی گوینده همخوانی دارد. در جدول ۴ نتایج مربوط به حالتی را که هیچ تبدیلی برای کاهش تغییرات درون‌کلاسی اعمال نشود نشان می‌دهد. مقایسه جدول‌های ۱ و ۳ با جدول ۴ مشخص می‌کند که استفاده از روش‌های کاهش تغییرات به خوبی می‌توانند باعث افزایش کارایی روش ارائه شده شوند.

### ۶-۳ استفاده از امضاهای مرجع در تبدیل‌های

WCCN و NAP

در آزمایش‌هایی که تا اینجا انجام شدند برای به دست آوردن تبدیل‌های WCNN و NAP فقط از امضاهای ۱۱ نمونه موجود در مجموعه آموزشی استفاده شد. این بدان معنی است که برای تمامی افراد از تبدیل‌های یکسانی استفاده شده است. در مسابقات تصدیق امضا برای این که امتیاز امضاهای اصلی و جعلی را برای یک فرد به دست آورند، ابتدا تمامی امضاهای مرجع فرد را به سیستم می‌دهند. این باعث می‌شود که بتوان از این امضاها در کنار امضاهای ۱۱ فرد دیگر استفاده کرد و برای هر فرد تبدیل‌های WCNN و NAP متفاوتی به دست آورد. در جدول‌های ۵ و ۶ نتایج مربوط به این آزمایش‌ها آورده شده‌اند.

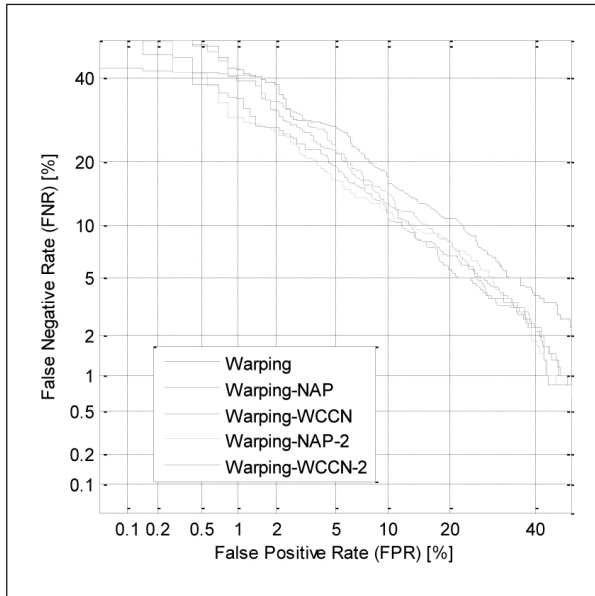
از نتایج جدول‌های ۵ و ۶ مشخص می‌شود که برای تبدیل WCNN، استفاده از یک تبدیل برای هر فرد در تمام حالات منجر به نتایج بهتری شده است. البته باید به این نکته اشاره کرد کاهش خطا در حالات مختلف متفاوت بوده است. در اینجا نیز بهترین دقت مربوط به استفاده از UBM با ۶۴ مولفه و بردارهای هویت ۱۱۰ بعدی است.

در طرف مقابل نتایج حاصل برای تبدیل NAP یکنواخت نیست. در اینجا برای تعدادی از حالات استفاده از تبدیل مجزا برای هر فرد نتایج بدتری را تولید کرده است اما در بیشتر حالات باعث بهبود کارایی شده است. در مجموع در این حالت هم استفاده از تبدیل مجزا برای هر فرد بهتر از یک تبدیل یکسان است.

شکل ۲ نمودار مصالحه خطا را برای روش‌های مختلف نشان می‌دهد. در این شکل برای هر روش فقط نمودار مربوط به بهترین حالت رسم شده است.

### ۶-۴ بررسی کاهش نرخ نمونه برداری

همان‌طور که گفته شد دادگانی که در اینجا استفاده شده دارای نرخ نمونه برداری ۲۰۰ هر تیز است. اما دادگان‌های زیادی هستند که نرخ نمونه برداری آن‌ها ۱۰۰ هر تیز است.



شکل ۲: مقایسه منحنی DET برای روش‌های WCCN، WCCN-2، NAP، NAP-2 و بدون استفاده از تبدیل. در هر مورد نتایج به ازای بهترین مقادیر پارامترها گزارش شده است.

نتایج جدول ۷ نشان می‌دهد که در بیشتر اوقات کاهش نرخ نمونه‌برداری نه تنها کارایی روش را کاهش نداده بلکه آن را افزایش هم داده است. بدترین نتایج مربوط به حالتی است که هیچ تبدیلی استفاده نشده باشد. بهترین کارایی و بهبود نیز مربوط به حالتی است که از تبدیل‌های مختص فرد استفاده شود. در اینجا نیز بهترین نتیجه مربوط به استفاده از WCCN مختص برای هر فرد است.

## ۶-۵ تاثیر اندازه مجموعه مرجع

هدف از این آزمایش بررسی تاثیر تعداد امضا در مجموعه مرجع هر فرد است. در دادگانی که استفاده شد برای هر فرد ۱۲ امضای مرجع وجود دارد. در اینجا ما به صورت تصادفی یک زیر مجموعه  $n$ -تایی از آن‌ها را انتخاب کرده و از آن‌ها برای به دست آوردن قالب (الگوی مرجع) برای هر فرد استفاده کردیم. این آزمایش را به تعداد ۵۰ بار تکرار کرده و میانگین و انحراف معیار EER را به دست آوردیم. اشکال ۳ و ۴ نمودارهای مربوط به میانگین و انحراف معیار در این آزمایش را نشان می‌دهد. آزمایش‌های اینجا بر روی UBM با ۶۴ مولفه، بردار هویت

جدول ۵: مقایسه EER برای روش‌های انطباق ویژگی و WCCN-2

Mix Dim	32	64	128	256
60	13.04	12.05	13.37	13.20
70	13.06	11.72	11.67	12.71
80	12.92	12.22	11.81	12.50
90	12.50	11.81	11.72	12.64
100	11.81	12.08	11.53	13.47
110	11.72	10.56	11.94	12.38
120	12.05	11.53	12.05	12.71
130	12.08	10.97	12.05	12.21
140	11.55	10.97	12.05	11.81
150	11.72	10.89	10.73	10.73
160	11.53	11.39	11.22	11.22

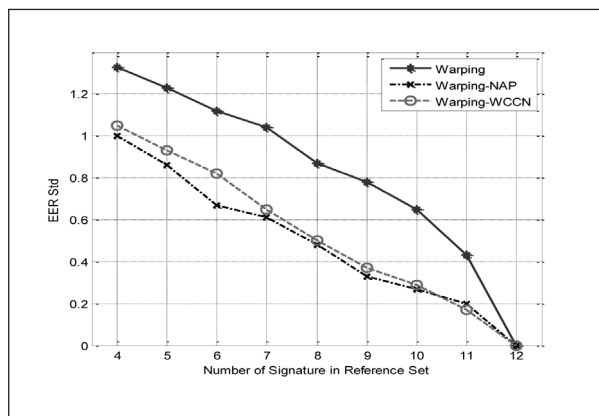
جدول ۶: مقایسه EER برای روش‌های انطباق ویژگی و NAP-2

Mix Dim	32	64	128	256
60	15.02	14.03	14.86	14.52
70	13.20	14.17	11.22	12.36
80	13.04	12.71	12.21	11.94
90	12.64	13.70	11.72	13.04
100	11.39	13.53	12.21	13.06
110	11.81	13.06	12.05	12.38
120	11.88	11.88	11.81	12.78
130	11.11	12.71	12.05	11.88
140	10.97	12.50	12.71	10.97
150	11.22	11.06	12.21	11.39
160	11.22	11.55	11.72	<b>10.89</b>

هدف از آزمایش‌های این بخش بررسی تاثیر کاهش نرخ نمونه‌برداری بر کارایی روش ارائه شده است. برای این کار قبل از این‌که از امضاها ویژگی استخراج شود نرخ نمونه‌برداری آن‌ها به ۱۰۰ کاهش داده شد و تمامی آزمایش‌های قبل روی امضاها جدید انجام شد. جدول ۷ نتایج مقایسه‌ای برای روش‌های مختلف در این دو حالت را نشان می‌دهد. برای کاهش اندازه جدول، فقط نتایج مربوط به UBM با ۶۴ مولفه و بردار هویت با ۱۱۰ بعد در این جدول آورده شده است.

جدول ۷: مقایسه EER برای نرخ نمونه برداری های ۱۰۰ و ۲۰۰. این نتایج به ازای UBM با ۶۴ مولفه و بردار i-Vector با بعد ۱۰۰ به دست آمده است

Sampling Rate	200Hz	100Hz
Method		
No Transform	14.52	14.58
NAP	11.81	11.72
WCCN	11.25	10.73
NAP-2	13.06	9.74
WCCN-2	10.56	<b>9.31</b>



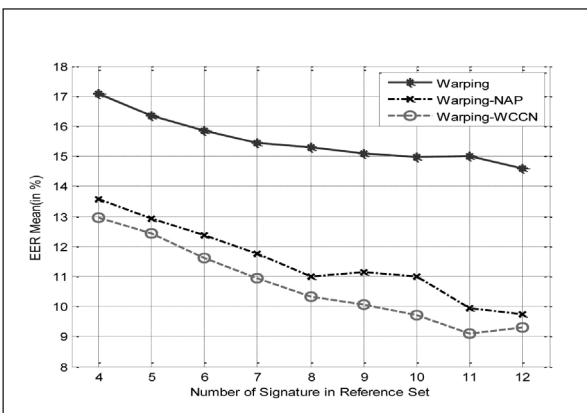
شکل ۴: انحراف استاندارد EER روش پیشنهادی به ازای بردار مرجع با طول های مختلف

آزمایش با شرایط سایر مقالات یکسان باشد حالت دوم بهتر از حالت اول است. زیرا در بعضی روش ها نکاتی وجود دارد که در مقالات به آنها اشاره نمی شود و این باعث می شود که نتوان نتایج گزارش شده بر روی دادگان یکسان را به دست آورد. از این رو در اینجا ما از روش دوم برای مقایسه استفاده کرده ایم. برای این کار نتایج خود را با نتایج گزارش شده در مسابقه سال ۲۰۱۳ مقایسه کرده ایم [۴۲]. برای این که مقایسه عادلانه تر باشد در اینجا برای هر روش بهترین نتیجه، بدترین نتیجه و میانگین نتایج از جداول ۵ و ۶ انتخاب شده اند. جدول ۸ نتایج مقایسه ای برای این آزمایش را نشان می دهد.

نتایج جدول ۸ نشان می دهد که کارایی روش ارائه شده در تمامی حالات نسبت به روش های دیگر خیلی بهتر است. استفاده از WCCN در بدترین حالت خود توانسته خطا را به میزان ۵۱ درصد و در میانگین به میزان ۵۶/۵ درصد کاهش دهد.

#### ۷- جمع بندی

در سال های اخیر استفاده از بردار هویت برای بازشناسی گوینده بهترین روش بوده است. در این مقاله ما سعی داشتیم تا از این روش در کاربرد تصدیق امضا استفاده کنیم. برای این منظور توانستیم روشی بر مبنای بردار هویت برای این کار ارائه دهیم که در مقایسه با



شکل ۵: میانگین EER روش پیشنهادی به ازای بردار مرجع با طول های مختلف

۱۱۰ بعدی و در حالت ۱۰۰ هرگز انجام شده اند.

همان طور که پیش بینی می شد از شکل ۳ مشخص است که تقریباً در تمامی روش ها با افزایش اندازه مجموعه مرجع میانگین خطا کاهش پیدا می کند. همچنین این افزایش باعث کاهش انحراف معیار خطاها در آزمایش های مختلف شده است.

#### ۶-۶ مقایسه با سایر روش ها

در این قسمت برای این که به خوبی کارایی روش ارائه شده نشان داده شود نتایج حاصل با چندین روش دیگر مقایسه می شود. به طور کلی برای مقایسه نتایج روش های مختلف دو رویکرد کلی وجود دارد. در اولین رویکرد سایر روش ها پیاده سازی شده و نتایج به دست آمده گزارش داده می شوند. در رویکرد دوم از نتایج گزارش شده بر روی دادگان مشترک که دارای یک پروتکل مشخص برای آزمایش هستند استفاده می شود. در صورتی که شرایط

جدول ۸: مقایسه نتایج روش پیشنهادی با دیگر روش‌ها بر روی مجموعه داده یکسان

Method	Accuracy	FAR	FRR
Qatar University	70.55	30.22	29.56
Sabancı University-1	72.55	27.37	27.56
Sabancı University-2	72.47	27.50	27.56
NAP-2 Worst Case	84.92	15.14	15.02
NAP-2 Average	87.62	12.41	12.35
NAP-2 Best Case	89.06	10.97	10.89
WCCN-2 Worst Case	86.58	13.47	13.37
WCCN-2 Average	88.05	11.99	11.91
WCCN-2 Best Case	89.37	10.69	10.56

## مراجع

- [1] A. K. Jain, F. D. Griess, and S. D. Connell, "On-line signature verification," *Pattern recognition*, vol. 35, pp. 2963-2972, 2002.
- [2] L. L. Lee, T. Berger, and E. Aviczer, "Reliable online human signature verification systems," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 18, pp. 643-647, 1996.
- [3] J. Fierrez-Aguilar, L. Nanni, J. Lopez-Peñalba, J. Ortega-Garcia, and D. Maltoni, "An on-line signature verification system based on fusion of local and global information," in *Audio-and video-based biometric person authentication*, 2005, pp. 523-532.
- [4] L. Nanni and A. Lumini, "Ensemble of Parzen window classifiers for on-line signature verification," *Neurocomputing*, vol. 68, pp. 217-224, 2005.
- [5] L. Nanni, "An advanced multi-matcher method for on-line signature verification featuring global features and tokenised random numbers," *Neurocomputing*, vol. 69, pp. 2402-2406, 2006.
- [6] L. Nanni, "Experimental comparison of one-class classifiers for online signature verification," *Neurocomputing*, vol. 69, pp. 869-873, 2006.
- [7] H. Lei and V. Govindaraju, "A comparative study on the consistency of features in on-line signature verification," *Pattern Recognition Letters*, vol. 26, pp. 2483-2489, 2005.
- [8] J. Richiardi, H. Ketabdar, and A. Drygajlo, "Local and global feature selection for on-line signature verification," in *Document Analysis and Recognition, 2005. Proceedings. Eighth International Conference on*, 2005, pp. 625-629.
- [9] D. Z. Lejtman and S. E. George, "On-line handwritten signature verification using wavelets and back-propagation neural networks," in *Document Analysis and Recognition, 2001. Proceedings. Sixth International Conference on*, 2001, pp. 992-996.
- [10] Y. Liu, Z. Yang, and L. Yang, "Online Signature Verification Based on DCT and Sparse Representation," 2014.
- [11] A. Kholmatov and B. Yanikoglu, "Identity authentication using improved online signature verification method," *Pattern recognition letters*, vol. 26, pp. 2400-2408, 2005.
- [12] C. Vivaracho-Pascual, M. Faundez-Zanuy, and J. M. Pascual, "An efficient low cost approach for on-line signature recognition based on length normalization and fractional distances," *Pattern Recognition*, vol. 42, pp. 183-193, 2009.
- [13] Y. Sato and K. Kogure, "Online signature verification-based on shape, motion, and writing pressure," in *Proceedings of the Sixth International Conference on Pattern Recognition*, 1982, pp. 823-826.
- [14] R. Martens and L. Claesen, "Dynamic programming optimisation for on-line signature verification," in *Document Analysis and Recognition, 1997., Proceedings of the Fourth International Conference on*, 1997, pp. 653-656.
- [15] J. Fierrez, J. Ortega-Garcia, D. Ramos, and J. Gonzalez-Rodriguez, "HMM-based on-line signature verification: Feature extraction and signature modeling," *Pattern recognition*

روش‌های قبلی نتایج خوبی دارد. در این روش از دو روش NAP و WCCN برای کاهش تغییرات درون‌کلاسی استفاده کردیم که توانستند به میزان قابل توجهی خطا را کاهش دهند. همچنین برای بهبود عملکرد این روش‌ها پیشنهاد دادیم که از تبدیل‌های وابسته به فرد استفاده شود. یکی از مزیت‌های اصلی روش ارائه شده این است که در این روش هر امضا با یک بردار با طول ثابت نشان داده می‌شود. این کار باعث می‌شود تا بتوان با مسئله تصدیق امضای برخط مثل سایر مسائل دسته‌بندی در یادگیری ماشین برخورد کرد و این به نوبه خود باعث خواهد شد که روش‌های جدیدتری برای این مسئله در آینده ارائه شود. برای ادامه کار در نظر داریم تا از روش‌های یادگیری متریک استفاده کرده و بتوانیم کارایی این روش را افزایش دهیم. آخرین نکته‌ای که در رابطه با این روش باید به آن اشاره کرد سرعت روش ارائه شده است. در روش ارائه شده در زمان آزمایش بعد از استخراج ویژگی از امضای ورودی، بردار هویت با چند ضرب ماتریسی به دست آورده می‌شود. برای امتیازدهی هم از روش شباهت کسینوسی استفاده شده که محاسبات خیلی کمی دارد. از این رو سرعت روش ارائه شده برای کاربردهای عملی مناسب است. در مقایسه با روش DTW که نیاز به مقایسه امضا با تمام امضاها می‌وجود در مجموعه مرجع دارد این روش خیلی سریع است.

- Solomonoff, "Svm based speaker verification using a gmm supervector kernel and nap variability compensation," in *Acoustics, Speech and Signal Processing*, 2006. ICASSP 2006 Proceedings. 2006 IEEE International Conference on, vol. 1. IEEE, 2006, pp. 1-1.
- [31] A. Solomonoff, C. Quillen, and W. M. Campbell, "Channel compensation for svm speaker recognition." in *Odyssey*, vol. 4. Citeseer, 2004, pp. 219-226.
- [32] A. Solomonoff, W. M. Campbell, and I. Boardman, "Advances in channel compensation for svm speaker recognition." in *ICASSP (1)*, 2005, pp. 629-632.
- [33] A. O. Hatch, S. S. Kajarekar, and A. Stolcke, "Within-class covariance normalization for svm-based speaker recognition." in *Interspeech*, 2006.
- [34] N. Dehak, P. Kenny, R. Dehak, O. Glembek, P. Dumouchel, L. Burget, V. Hubeika, and F. Castaldo, "Support vector machines and joint factor analysis for speaker verification," in *Acoustics, Speech and Signal Processing*, 2009. ICASSP 2009. IEEE International Conference on. IEEE, 2009, pp. 4237-4240.
- [35] P. Kenny, G. Boulianne, P. Ouellet, and P. Dumouchel, "Joint factor analysis versus eigenchannels in speaker recognition," *Audio, Speech, and Language Processing*, IEEE Transactions on, vol. 15, no. 4, pp. 1435-1447, 2007.
- [36] P. Kenny, P. Ouellet, N. Dehak, V. Gupta, and P. Dumouchel, "A study of interspeaker variability in speaker verification," *Audio, Speech, and Language Processing*, IEEE Transactions on, vol. 16, no. 5, pp. 980-988, 2008.
- [37] P. Kenny, G. Boulianne, and P. Dumouchel, "Eigenvoice modeling with sparse training data," *Speech and Audio Processing*, IEEE Transactionson, vol. 13, no. 3, pp. 345-354, 2005.
- [38] D. A. Reynolds, T. F. Quatieri, and R. B. Dunn, "Speaker verification using adapted gaussian mixture models," *Digital signal processing*, vol. 10, no. 1, pp. 19-41, 2000.
- [39] H. Zeinali, E. Kalantari, H. Sameti, and H. Hadian, "Telephony textprompted speaker verification using i-vector representation," in *Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, 2015 IEEE International Conference on. IEEE, 2015, pp. 4839-4843.
- [40] S. Young, G. Evermann, M. Gales, T. Hain, D. Kershaw, X. Liu, G. Moore, J. Odell, D. Ollason, D. Povey et al., *The HTK book*. EntropicCambridge Research Laboratory Cambridge, 1997, vol. 2.
- [41] A. Nautsch, C. Rathgeb, and C. Busch, "Bridging gaps: An application of feature warping to online signature verification," in *Security Technology (ICCST)*, 2014 International Carnahan Conference on. IEEE, 2014, pp. 1-6.
- [42] M. I. Malik, M. Liwicki, L. Alewijnse, W. Ohya, M. Blumenstein, and B. Fount, "Icdar 2013 competitions on signature verification and writer identification for on-and offline skilled forgeries (sigwicom 2013)," in *Document Analysis and Recognition (ICDAR)*, 2013 12th International Conference on. IEEE, 2013, pp. 1477-1483.
- letters, vol. 28, pp. 2325-2334, 2007.
- [16] J. Dolfin, E. Aarts, and J. Van Oosterhout, "On-line signature verification with Hidden Markov Models," in *Pattern Recognition*, 1998. Proceedings. Fourteenth International Conference on, 1998, pp. 1309-1312.
- [17] B. L. Van, S. Garcia-Salicetti, and B. Dorizzi, "On using the Viterbi path along with HMM likelihood information for online signature verification," *Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, IEEE Transactions on, vol. 37, pp. 1237-1247, 2007.
- [18] E. A. Rúa and J. L. A. Castro, "Online signature verification based on Generative models," *Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, IEEE Transactions on, vol. 42, pp. 1231-1242, 2012.
- [19] L. Yang, B. Widjaja, and R. Prasad, "Application of hidden Markov models for signature verification," *Pattern recognition*, vol. 28, pp. 161-170, 1995.
- [20] J. Richiardi and A. Drygajlo, "Gaussian Mixture Models for on-line signature verification," in *Proceedings of the 2003 ACM SIGMM workshop on Biometrics methods and applications*, 2003, pp. 115-122.
- [21] O. Miguel-Hurtado, L. Mengibar-Pozo, M. G. Lorenz, and J. Liu-Jimenez, "On-line signature verification by dynamic time warping and gaussian mixture models," in *Security Technology*, 2007 41st Annual IEEE International Carnahan Conference on, 2007, pp. 23-29.
- [22] A. Humm, J. Hennebert, and R. Ingold, "Gaussian mixture models for chasm signature verification," in *Machine Learning for Multimodal Interaction*, ed: Springer, 2006, pp. 102-113.
- [23] N. Dehak, P. Kenny, R. Dehak, P. Dumouchel, and P. Ouellet, "Front-end factor analysis for speaker verification," *Audio, Speech, and Language Processing*, IEEE Transactions on, vol. 19, no. 4, pp. 788-798, 2011.
- [24] N. Dehak, P. A. Torres-Carrasquillo, D. A. Reynolds, and R. Dehak, "Language recognition via i-vectors and dimensionality reduction." in *INTERSPEECH*. Citeseer, 2011, pp. 857-860.
- [25] D. Martinez, O. Plhot, L. Burget, O. Glembek, and P. Matejka, "Language recognition in ivectors space," *Proceedings of Interspeech, Firenze, Italy*, pp. 861-864, 2011.
- [26] M. H. Bahari, R. Saeidi, D. Van Leeuwen et al., "Accent recognition using i-vector, gaussian mean supervector and gaussian posterior probability supervector for spontaneous telephone speech," in *Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, 2013 IEEE International Conference on. IEEE, 2013, pp. 7344-7348.
- [27] M. H. Bahari, M. McLaren, D. van Leeuwen et al., "Age estimation from telephone speech using i-vectors," 2012.
- [28] R. Xia and Y. Liu, "Using i-vector space model for emotion recognition," in *Thirteenth Annual Conference of the International Speech Communication Association*, 2012.
- [29] H. Khaki and E. Erzin, "Continuous emotion tracking using total variability space," in *Sixteenth Annual Conference of the International Speech Communication Association*, 2015.
- [30] W. M. Campbell, D. E. Sturim, D. A. Reynolds, and A.