

# استخراج حرکات پایه از دستخط فارسی افراد

پوریا زمانی<sup>۱\*</sup> بن ویلیامز<sup>۲</sup> حمید سلطانیانزاده<sup>۱،۳</sup> فریبا بهرامی<sup>۱،۴</sup>

<sup>۱</sup>گروه مهندسی پزشکی، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تهران

<sup>۲</sup>قطب علمی کنترل و پردازش هوشمند، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تهران

<sup>۳</sup>Image Analysis Lab., Department of Radiology, Henry Ford Hospital,

Detroit, Michigan, USA

<sup>۴</sup>Institute for Adaptive and Neural Computation, School of Informatics, University of Edinburgh, UK

E-mail:

pzamaani @ ut.ac.ir \*

## چکیده

درسالهای اخیر، نظریه ماهیت ساخت یافته کنترل حرکت، مبنی بر وجود کنترل کننده‌ای مرکزی و در اختیار بودن یکسری حرکات پایه در موجودات زنده، اهمیت بیشتری یافته است. به همین دلیل در این مقاله با در نظر گرفتن دستخط افراد، یکی از انواع دقیق، پیچیده و در عین حال مرسوم حرکت به استخراج این حرکات پایه و زمان فراخوانی آنها، از نوشته‌ی افراد پرداخته ایم. در راهکار پیشنهادی مقاله با استفاده از مدل مارکوف پنهان چندگانه و الگوریتم بیشینه سازی امید، بدون هیچگونه پیش فرضی در خصوص حروف مورد بررسی و یا طول حرکات پایه مطلوب، این امر به انجام رسیده است. با مشخص شدن حرکات پایه، زمان فراخوانی هر یک می تواند به عنوان روشی کارا در کد کردن هر کرکتر به کار رود و همچنین با ثابت بودن شکل این حرکات پایه، زمان فراخوانی هر یک توجیه کننده تغییرات احتمالی حین نوشتن یک حرف است.

واژه های کلیدی: حرکات پایه، مدل مارکوف پنهان چندگانه و بیشینه سازی امید.

## ۱- مقدمه

شده است و تنها با صدور و اجرای فرمانهای حرکتی جدید می توان اثر حرکت اولیه را اصلاح کرد.

شواهد فیزیولوژیکی چندی مبنی بر ماهیت ساخت یافته (Modular Organization) کنترل کننده حرکت در موجودات زنده وجود دارد. [۱] براساس این نظریه دسته ای از حرکات ساده و ابتدایی آموخته شده و در دسترس کنترل کننده حرکت قرار دارند و این بخش از سیستم حرکتی است که با ترکیب و فراخوانی این حرکات ابتدایی، که از آنها به عنوان حرکت پایه (Motion Primitive) یاد می کنیم، حرکات پیچیده تر را تولید می کند. به کمک این نظریه برخی از ویژگیهای

چگونگی کنترل حرکت در موجودات زنده، مسأله پیچیده ایست که از دیرباز مورد توجه پژوهشگران قرار داشته است. حرکت در موجودات زنده، حتی در ساده ترین شکل خود، مستلزم صدور هزاران فرمان حرکتی (Motor Command) و بکارگیری ماهیچه های متعدد، هر کدام در زمان و به میزان مناسب بوده و افزون بر آن توانایی آموختن حرکات جدید و اصلاح یک حرکت در حین انجام آن نیز، وجود دارد. از دیگر ویژگیهای حرکت از دیدگاه فیزیولوژیکی، عدم امکان متوقف ساختن اجرای یک فرمان حرکتی صادر

حرکت، یادشده در بند بالا، قابل توجیه هستند.

## ۲- تئوری

### ۲-۱- مدل ساده‌شده‌ی پیانو در نواختن آهنگ

پدیدآمدن آهنگ به واسطه‌ی نواختن پیانو را می‌توان با رابطه‌ی (۱)،

$$Y(t) = \sum_{m,n} \alpha_{mn} W_m(t - \tau_{mn}) \quad (1)$$

توصیف کرد. در این رابطه،  $W_m$ ها همان نت‌های تشکیل‌دهنده آهنگ، معادل با حرکات پایه هستند که با فشردن یکی از کلیدهای پیانو فراخوانده می‌شوند.  $\tau_{mn}$  زمان نواخته‌شدن نت  $m$ ام برای  $m$ امین بار است و  $\alpha_{mn}$  نیز سهم هر نت در خروجی نهاییست.

بر اساس نظریه ماهیت ساخت‌یافته کنترل‌کننده‌ی حرکت، مسأله کنترل حرکت نیز بسیار شبیه نواختن پیانوست، بدین ترتیب که در این مورد نیز با فراخوانی به‌موقع و ترکیب یکسری از حرکات پایه، حرکت مطلوب شکل می‌گیرد ولی از سویی دیگر تغییرات و نویز در خروجی، به‌سادگی توسط مدل پیانو قابل توجیه نیست و همچنین روش شناخته‌شده‌ای برای آموزش و تعیین پارامترهای این مدل در اختیار نیست، بنابراین با الهام از مدل پیانو از ساختار احتمالاتی زنجیره‌های مارکوف پنهان چندگانه استفاده می‌کنیم.

### ۲-۲- مدل مارکوف پنهان چندگانه

بنا به تعریف، فرآیندهای مارکوف (مرتب‌ه اول)، فرآیندهایی هستند که کلیه اطلاعات آماری فرآیند در هر لحظه، تنها وابسته به اطلاعات آماری در لحظه قبل باشد. چنانچه حالت‌های تشکیل‌دهنده زنجیر مارکوف مستقیماً در دسترس نباشند، بلکه خروجی‌هایی که با این حالات در ارتباط هستند، قابل مشاهده و اندازه‌گیری باشند، چنین فرآیندهایی را به‌عنوان مدل‌های مارکوف پنهان می‌شناسیم و اگر در عوض یک زنجیر مارکوف، مجموعه‌ای از زنجیره‌های مارکوف خروجی قابل مشاهده را بدست‌دهند، اینگونه مدل‌ها را زنجیره‌های مارکوف پنهان چندگانه نام می‌نهم. در این مقاله، حاصل امر نوشتن را به‌عنوان یک متغیر تصادفی گوسی چندمتغیره فرض کرده و مطابق شکل (۱)، برابر

با مطالعه دستخط افراد، که تصویر مجموعه‌ای از حرکات مرتبط در دست است، نیز می‌توان این حرکات پایه را تمییز داده و از دستخط استخراج کرد. این هدف در اکثر روشها [۲]، با تقسیم حروف نوشته‌شده به بخش‌های سازنده (با معیارهایی همچون شناخت نقاط دارای حداکثر گشتاور و یا بیشترین انحناء) و استفاده از راهکار تحلیل اجزا اصلی (PCA) تحقق یافته‌است. از نقاط ضعف اینگونه روشها می‌توان به وابسته بودن الگوریتم به فرضیات اولیه در مورد تقسیم حروف و نیاز به معلوم بودن طول حرکات پایه، اشاره کرد. در این پژوهش با الگوبرداری از چگونگی ایجاد آهنگ حین نواختن پیانو و استفاده از توصیف ریاضی زنجیره‌های مارکوف پنهان چندگانه (fHMM)، به استخراج حرکات پایه از دستخط افراد پرداخته‌ایم. در راهکار پیشنهادی مقاله برای تعیین مجهولات (پارامترهای) مدل مارکوف از الگوریتم بیشینه‌سازی امید (EM) استفاده شده‌است و نیازی به تقسیم اولیه‌ی حروف و یا ثابت فرض کردن طول حرکات پایه وجود ندارد.

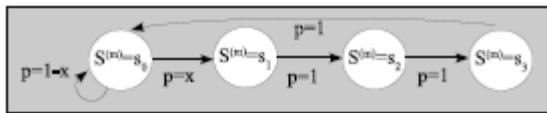
بنابراین در بخش دوم مقاله به معرفی مدل نواختن پیانو و آشنایی با زنجیره‌های مارکوف پنهان چندگانه می‌پردازیم. در بخش سوم به تشریح راهکار پیاده‌شده برای استخراج پیش‌الگوهای حرکتی و زمان فراخوانی هر یک، از حروف نوشته‌شده پرداخته و در بخش چهارم نتایج حاصل از اجرای الگوریتم در مورد برخی حروف ارائه می‌شوند و خواهیم دید که حرکات پایه‌ی استخراج‌شده به همراه زمان فراخوانی خود می‌توانند به عنوان روشی کارا در کد کردن و تفکیک حروف مختلف استفاده‌شوند. در بخش پایانی نیز به بحث و نتیجه‌گیری اختصاص داشته و ضمن شناخت نقاط ضعف و قوت راهکار ارائه‌شده، پیشنهادهایی برای ادامه این پژوهش مطرح خواهند شد.

تشریح قیودی می‌پردازیم که امکان توصیف پدیده‌ی نوشتن با الهام از مدل پیانو و روابط مدل مارکوف را مقدور می‌سازند.

### ۲-۳- قیدها

یک تفاوت آشکار در مدل پیانو و زنجیرهای مارکوف پنهان چندگانه این است که در مدل پیانو انتها می‌توانند نواخته نشوند ولی در زنجیرهای مارکوف پنهان چندگانه، خروجی همواره به صورت ترکیبی خطی از حالات زنجیرهای مارکوف قابل بیان است. بنابراین لازمست در مدل مارکوف استفاده شده، حالت صفر در همه‌ی زنجیرها، خروجی صفر (عدم حرکت قلم) را نتیجه دهد.

از دیگر سو در مدل پیانو، پس از فشردن یک کلید، نت حاصل را بطور کامل در خروجی خواهیم داشت. پس باتوجه به ویژگی حرکت، در مدل مارکوف استفاده شده نیز چنانچه یک زنجیر مارکوف (حرکت پایه) فعال شود دیگر نمی‌تواند متوقف شود و تمام حالات ممکن از حالت اول الی حالت Kام را باید بترتیب طی کرده و سپس به حالت اول برگردد، شکل (۲).



شکل ۲: نمایش احتمال تغییر حالات در زنجیرهای مارکوف، مورد استفاده در این مقاله.

این قید چنانچه در بخش پیاده‌سازی خواهیم دید، تأثیر عمده‌ای بر شکل ماتریس‌های گذر حالت مدل خواهد داشت.

### ۲-۴- آموزش مدل

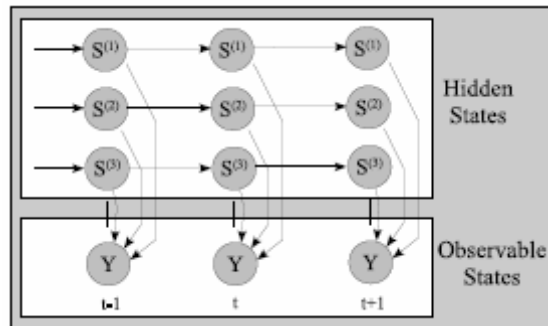
پس از معرفی کامل مدل، تعیین پارامترهای آن به کمک روش بیشینه‌سازی امید قابل انجام است. در روش پیشنهادی [۳]، آموزش مدل مارکوف پنهان با M زنجیره، معادل با آموزش M مدل مارکوف پنهان تک-زنجیره است. بدین ترتیب که با محاسبه تابع  $h_t^m$  و استفاده از الگوریتم forward-backward براساس روش

خروجی زنجیرهای مارکوف پنهان چندگانه قرار داده، داریم:

$$Y_t \sim N(\mu_t, C) \quad (2)$$

$$\mu_t = \sum_{m=1}^M W^m S_t^m \quad (3)$$

که بردار D بعدی خروجی در لحظه‌ی t و وابسته به M زنجیر مارکوف مستقل  $S_t^1, \dots, S_t^M$  است و  $\mu_t$  بردار میانگین خروجی در لحظه‌ی t و C نیز ماتریس کوواریانس خروجیست. هدف اصلی در این پژوهش تعیین ماتریس‌های  $W^m$  به عنوان حرکات پایه، است.



شکل ۱: نمایش رابطه‌ی خروجی و حالت‌های پنهان در مدل مارکوف پنهان چندگانه، تعداد زنجیرها: ۳.

هر یک از زنجیرهای مارکوف،  $S^m$ ها، می‌توانند در K حالت مختلف قرار گیرند که هر یک به صورت برداری K بعدی که تنها یکی از سطرهاى آن یک و دیگر اعضا برابر صفر هستند، نمایش داده می‌شوند. توصیف کامل یک فرآیند به کمک مدل مارکوف، مستلزم معرفی دو مقدار زیر است:

توزیع احتمالاتی زنجیرها در لحظه نخست، بردارهای K بعدی  $\pi^m$ ، با تعریف:

$$P(S_1^m = i) = \pi_i^m \quad (4)$$

و ماتریس‌های KxK بعدی احتمال تغییر حالت،  $P^m$ ها، با تعریف:

$$P(S_t^m = i | S_{t-1}^m = j) = P_{i,j}^m \quad (5)$$

در مدل مارکوف استفاده شده در این مقاله، M زنجیره هر یک دارای K حالت استفاده شده‌اند. در ادامه به

### ۳-۲-۱- تعیین مقادیر ثابت

همچون: T (طول زمانی نمونه‌ها)، N (تعداد نمونه‌ها)، N1 و N2 (حداکثر تکرار حلقه‌های بیرونی و درونی)، M (تعداد حرکات پایه) و D (بعد داده‌های مورد استفاده).

### ۳-۲-۲- تعیین مقادیر اولیه

$W^m$ ها با متغیری نرمال، دارای میانگین صفر و ماتریس کوواریانس برابر با تخمین ماتریس کوواریانس داده‌های ورودی، مقدار اولیه‌شان تعیین می‌شود و بردار  $\pi^m$  و ماتریس  $P^m$  نیز با توجه به قیود بخش ۲-۳، بصورت زیر مقداردهی اولیه می‌شوند.

$$\pi^m = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ \cdot \\ \cdot \\ 0 \end{pmatrix}, P^m = \begin{pmatrix} 1-x & 0 & \cdot & \cdot & 1 \\ x & 0 & \cdot & \cdot & 0 \\ 0 & 1 & \cdot & \cdot & 0 \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ 0 & 0 & \cdot & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad (6)$$

$x$  نیز به صورتی در نظر گرفته می‌شود که در ابتدا هر حرکت پایه شانس یکبار ظاهر شدن در حرکت مورد بررسی را داشته‌باشد، در عمل عددی بین ۰/۱۰ الی ۰/۱۰۰ برای این منظور مناسب است.

ماتریس کوواریانس C نیز از روی داده‌های ورودی تخمین زده می‌شود.

### ۳-۲-۳- اجرای الگوریتم EM و نیل به همگرایی

- حلقه بیرونی (EM):

گام محاسبه امید: تعیین مقدار اولیه کلیه‌ی  $\langle S_t^{(m)} \rangle$ ها به  $[1 \ 0 \ \dots \ 0]^T$  برای همه‌ی mها و tها.

- حلقه درونی:

محاسبه‌ی  $h_t^{(m)}$  به کمک روابط (پ ۱).

محاسبه‌ی  $\langle S_t^{(m)} \rangle$  به کمک الگوریتم forward-backward و استفاده از  $h_t^{(m)}$  به عنوان ورودی.

توقف اجرای حلقه‌ی درونی در صورت همگرایی

استاندارد Baum-Welch [۴]، می‌توان مقدار متوسط حالات  $\langle S_t^{(m)} \rangle$  را محاسبه کرد. باید توجه داشت که در مسأله مورد بحث مقاله،  $h_t^{(m)}$  جای تابع  $P(Y_t|S_t)$  را به عنوان ورودی، گرفته‌است. پس از تعیین  $\langle S_t^{(m)} \rangle$  در گام محاسبه امید، در گام بیشینه‌سازی پارامترهای  $W^m, \pi^m, P^m$  و C مطابق روابط (پ ۲) اصلاح شده و الگوریتم تا مرز همگرایی تکرار می‌شود.

## ۳- پیاده‌سازی

### ۳-۱- جمع‌آوری و پیش پردازش داده‌ها

ابتدا به کمک یک قلم‌نوری (digitization tablet)، مجموعه داده‌ای پنج‌بعدی (شامل x و y سر قلم، فشار نوک قلم، زاویه‌ی قلم با صفحه افق و میزان چرخش قلم حول محور قائم) بانرخ نمونه‌برداری 200 Hz از دستخط افراد بدست می‌آوریم. از این مجموعه تنها سه عنصر اول مورد استفاده قرار می‌گیرند، چرا که نسبت سیگنال به نویز برای بعدهای چهارم و پنجم بسیار اندک بوده و البته توجه فیزیکی مناسبی هم در حرکات پایه‌ی نهایی ندارند.

در مرحله‌ی دوم، داده‌ها به کمک پنجره‌ی گوسی نرم (فیلتر) می‌شوند.

سپس مشتق سه سطر اول (x و y و فشار نوک قلم)، برای جبران اثر وابستگی خروجی به جایگاه نوشته‌شدن حروف بروی دستگاه قلم‌نوری، محاسبه می‌شود.

حاصل بند فوق پس از نرمالیزه‌شدن مورد استفاده قرار می‌گیرد. هدف از نرمالیزه کردن این مقادیر مشتق، داشتن واریانس واحد برای اعضای هر سطر از ماتریس داده‌هاست، چرا که حرکات پایه‌ی مطلوب فاقد مقیاس خواهند بود.

### ۳-۲- بخشهای اصلی الگوریتم پیشنهادی

پس از جمع‌آوری داده‌ی تعداد مناسبی از یک حرف نوشته شده (مثلاً ۱۰۰ نمونه)، الگوریتم بترتیب زیر اجرا می‌شود:

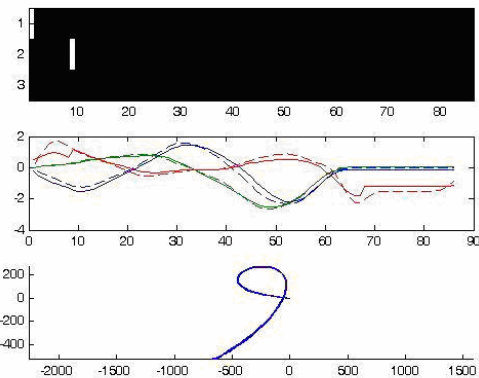
$\langle S_i^{(m)} \rangle$  ها و یا N2 بار تکرار.

گام بیشینه‌سازی: محاسبه‌ی مقدار جدید پارامترهای مدل مطابق روابط (پ ۲).

توقف اجرای حلقه‌ی بیرونی در صورت همگرایی  $W^m$  ها و یا N1 بار تکرار.

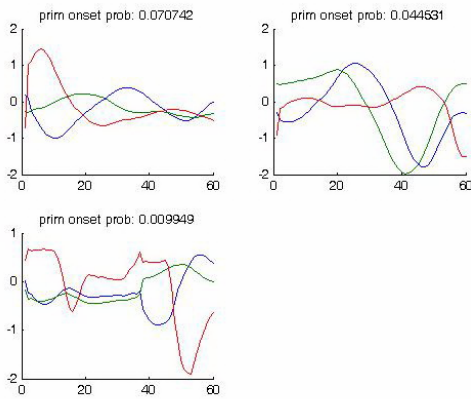
#### ۴- نتایج

الگوریتم یادشده، برای استخراج حرکات پایه در مورد حروف: ا، د، ر، س، ص، ل و و با موفقیت مورد استفاده قرار گرفته‌است. در اشکال (۳) الی (۵) نتایج استخراج شده از حرف و، از مجموعه‌ی ۲۵۰ کرکتی نوشته‌شده توسط یک فرد به‌نمایش درآمده‌است.

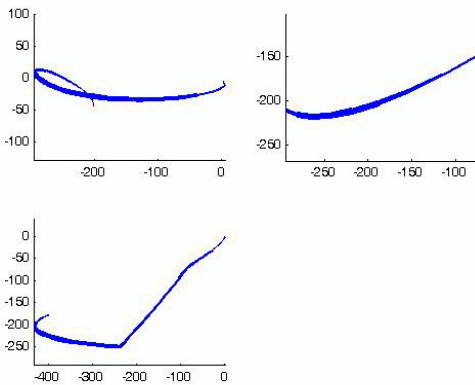


شکل ۳: نمایش حرف و (ردیف پایین)، بازسازی شده توسط سه حرکت پایه‌ی استخراج شده (ردیف وسط) و زمانی فراخوانی هر حرکت پایه. (ردیف بالا)

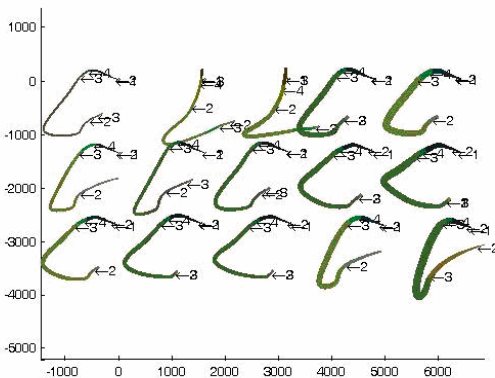
چنانچه پیشتر نیز اشاره شد، پس از استخراج حرکات پایه و مشخص شدن زمان آغاز آنها درمورد هر حرف در یک مجموعه از داده‌های مشابه، این اطلاعات (حرکات پایه و زمان آغاز هر یک) می‌توانند به‌عنوان روشی کارا برای کد کردن کرکتهای استفاده شوند.



شکل ۴: نمایش سه حرکت پایه بدست آمده برحسب زمان و احتمال آغاز (x) هر یک. آبی: مقدار مؤلفه در راستای x، سبز: مقدار مؤلفه در راستای y و قرمز: مؤلفه‌ی فشار.



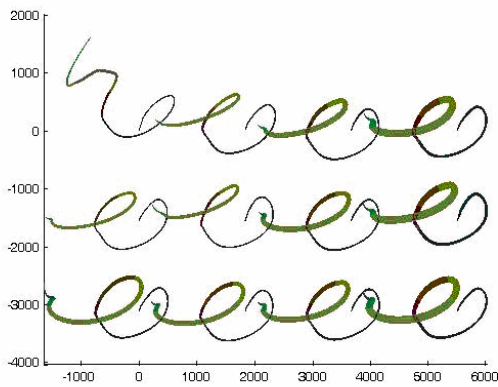
شکل ۵: بازسازی سه حرکت پایه‌ی استخراج شده در فضای نوک‌قلم.



شکل ۶: اشکال حاصل از بازسازی چهار حرکت پایه‌ی حرف ل به‌کمک زمانهای فراخوانی مربوط به کرکت w بر روی صفحه (۱۵ مورد). زمانهای فراخوانی هر یک از حرکات پایه با فلش بروی هر شکل مشخص شده‌اند.

برای مشخص شدن اهمیت زمان فراخوانی حرکات پایه، در شکل (۶) حاصل فراخوانی حرکات پایه کرکت ل با زمانهای مربوط به حرف انگلیسی w آورده شده‌اند که

نمایش معناداری حاصل نشده است.



شکل ۹: حاصل بازسازی حرکات پایه از مجموعه‌ی اول با زمانهای مربوط به مجموعه‌ی دوم از ص ها.

چنانچه مشاهده می‌شود، برخلاف انتظار این عمل به بازسازی موفق حرف ص منجر نشده است، دلایل این امر می‌تواند:

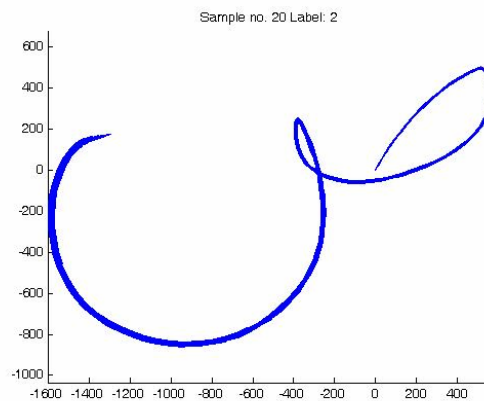
- وابستگی زمان فراخوانی هر حرکت پایه به شکل آن حرکت،
- محدود بودن تعداد و در نتیجه طولانی بودن طول حرکات پایه که شکل متفاوت را برای آنها موجب می‌شود و کاهش احتمال رسیدن به حرکات پایه‌ی مشابه،

باشد. در پژوهشی مشابه و در مورد حروف لاتین [۵]، تعداد حرکات پایه، بین ۲۰ تا ۳۰ حرکت در نظر گرفته شده است و بازسازی حروف به کمک حرکات پایه‌ی استخراج شده از مجموعه‌های دیگر، باموفقیت انجام پذیرفته است.

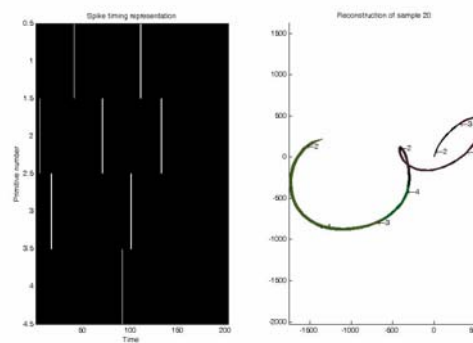
## ۵- بحث و نتیجه‌گیری

در این پژوهش با الهام از مدل پیمان و آموزش زنجیره‌های مارکوف پنهان چندگانه به کمک الگوریتم پیشینه‌سازی امید، باموفقیت به استخراج حرکات پایه از دستخط فارسی افراد پرداختیم. از ویژگیهای چنین راهکاری عدم نیاز به هرگونه پیش‌فرض در مورد جایگاه این حرکات پایه بر روی حروف (و یا بطور معادل تقسیم‌بندی ابتدایی حروف) و طول آنهاست. در پژوهشی مشابه، چنین روشی بمنظور شناخت حرکات

در این بخش چهار حرکت پایه‌ی بدست‌آمده از حرف ص از دو مجموعه داده‌ی در اختیار، مجموعه‌هایی ۱۰۰ عضوی هردو نوشته‌شده توسط یک فرد، مورد بررسی قرار می‌گیرند. در شکل (۷) نمونه‌ی بیستم از ص های نوشته‌شده و در شکل (۸) حاصل بازسازی حرکات پایه از مجموعه‌ی اول با زمانهای مناسب (خروجی الگوریتم به ازای کرکتر بیستم) به چشم می‌خورند.



شکل ۷: نمونه‌ی بیستم از ص های نوشته‌شده.



شکل ۸: حاصل بازسازی کرکتر بیستم با حرکات پایه استخراج شده و زمانهای فراخوانی مناسب.

در شکل (۹) حاصل بازسازی حرکات پایه بدست‌آمده از مجموعه‌ی اول داده‌ها و زمانهای آغاز بدست‌آمده از مجموعه‌ی دوم داده‌ها آورده شده است.

زمان فراخوانی هریک است، لذا جادارد با ارائه تغییراتی در این روش، دستکم امکان شناخت زمان فراخوانی برای یک کرکتر ورودی جدید (با مشخص بودن حرکات پایه) فراهم شود.

### پیوست

$$h_t^{(m)new} = \exp \{ W^{(m)T} C^{-1} \tilde{Y}_t^{(m)} - \frac{1}{2} \Delta^{(m)} \}$$

$$\Delta^{(m)} \equiv \text{diag}(W^{(m)T} C^{-1} W^{(m)}) \quad (1 \text{ پ})$$

$$\tilde{Y}_t^{(m)} \equiv Y_t - \sum_{l=1, l \neq m}^M W^{(l)} \langle S_t^{(l)} \rangle$$

$$W \leftarrow \left( \sum_{t=1}^T Y_t \langle S_t^T \rangle \right) \left( \sum_{t=1}^T \langle S_t S_t^T \rangle \right)^\dagger$$

$$\pi^m \leftarrow \langle S_1^{(m)} \rangle, P_{i,j}^{(m)} \leftarrow \frac{\sum_{t=2}^T \langle S_{t,i}^{(m)} S_{t-1,j}^{(m)} \rangle}{\sum_{t=2}^T \langle S_{t-1,j}^{(m)} \rangle} \quad (2 \text{ پ})$$

$$C \leftarrow \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T Y_t Y_t^T - \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \sum_{m=1}^M W^{(m)} \langle S_t^{(m)} \rangle Y_t^T$$

منظور از نماد  $(\dagger)$ ، عملگر pseudo-inverse است.

### مراجع

- [1] E. Bizzi, A. d'Avella, P. Saltiel, and M. Trenschi. Modular organization of spinal motor systems. *The Neuroscientist*, 8(5):437–442, 2002.
- [2] M.J. Mataric. Primitives-based humanoid control and imitation. Technical report, DARPA MARS project, 2004.
- [3] Z. Ghahramani and M.I. Jordan. Factorial hidden Markov models. *Machine Learning*, 29:245–275, 1997.
- [4] A.P. Dempster, N.M. Laird, and D.B. Rubin. Maximum likelihood from incomplete data via the em algorithm (with discussion). *J. R. Statist. Soc. B*, 39:1–38, 1977.
- [5] Ben H Williams, Marc Toussaint, and Amos J Storkey. Extracting Motion Primitives from Natural Handwriting Data, submitted version, In *Proceedings of the International Conference on Artificial Neural Networks (ICANN)*, 2006.

پایه در نوشته‌ی لاتین افراد مورد استفاده قرار گرفته است، که این خود عدم وابستگی روش به جهت نوشتن، چپ به راست و یا راست به چپ، را می‌رساند.

از دیگر ویژگیهای خاص روش پیشنهادی، بدست آمدن زمان فراخوانی حرکات پایه برای هر یک از حرفهای مجموعه مورد بررسی است، که چنانچه دیدیم اهمیت بسیار زیادی در بازسازی موفقیت آمیز حروف دارند و همچنین می‌توانند به عنوان روشی کارا در کد کردن آن کرکتر و به عبارتی دیگر ویژگی خاص آن حرف در کاربردهای شناسایی الگو، بکار روند.

مهمترین مشکل روش ارائه شده، عدم امکان تعیین تعداد حرکات پایه لازم بطور خودکار است و این تعداد به عنوان ورودی الگوریتم تعیین می‌شود. از دیگر سو بین این تعداد و عمومی و همه منظوره بودن حرکات پایه استخراج شده، نوعی مصالحه وجود دارد. چه، همانطور که دیدیم اگر در پی استخراج حداقل حرکات پایه ممکن از یک مجموعه حروف باشیم، امکان تعمیم این حرکات برای بازسازی همین حرف، نوشته شده توسط نویسنده‌ی مجموعه‌ی اول، وجود ندارد. همچنین برخی حرکات پایه (اضافه به نسبت حداقل ممکن) و زمان فراخوانی هریک، برای امکان نمایش تغییرات احتمالی در نوشتن یک تعداد حرف مشابه، لازمند.

در پژوهشهای آتی، پس از ارائه روشی بهینه برای تعیین تعداد حرکات پایه، می‌توان روش پیشنهادی را برای مطالعه اعداد و امضای افراد نیز تعمیم داد و با توجه به اینکه این روش کارایی خود را در مورد حروف لاتین نشان داده است، می‌توان از آن برای بررسی شباهت احتمالی بین حرکات پایه در دستخط فارسی و لاتین افراد و همین‌طور دسته بندی دستخط افراد مختلف اقدام کرد.

همچنین باید توجه داشت به علت ماهیت گام به گام الگوریتم پیشنهادی، راهکار پیشنهادی نیازمند مجموعه‌ای از داده‌ها برای استخراج حرکات پایه کلی و