

بهبود تشخیص جلوه‌های کنشی درد در چهره توسط انتقال سبک

امین محمدیان^۱، حسن آقائی‌نیا^۲ و فرزاد توحیدخواه^۳

چکیده

تشخیص خودکار، پیوسته و غیرتهاجمی درد و شدت آن جهت ارزیابی و مدیریت درد در مراکز بالینی لازم است. به همین منظور راه‌حلی پیشنهاد شده که به کد کردن واحدهای کنشی چهره مرتبط با درد می‌پردازد و معادل رویکرد مبتنی بر توصیف چهره است. اما بروز این جلوه‌ها در چهره افراد مختلف متنوع است. یکی از عوامل ایجاد تنوع را می‌توان سبک هر فرد در بروز جلوه دانست. بازشناسی این جلوه‌ها در عمل نیازمند سامانه‌هایی است که مستقل از فرد آموزش دیده باشند. در این سامانه‌ها، تنوعات بین فردی عامل ایجاد فاصله بین توزیع نمونه‌های آموزش و آزمون است که نتیجه آن کاهش تعمیم‌دهی روش یادگیرنده است. در این مقاله در راستای کاهش فاصله بین این دو توزیع، نگاشت و بردار انتقال سبک برای بهبود تشخیص درد و شدت آن به کار گرفته شده‌اند. نتایج بر روی دادگان UNBC-McMaster که از نوع خودانگیخته است بررسی شده است. نتایج نشان داد که روش‌های انتقال سبک پیشنهادی قادراند در شرایطی که داده تطبیق مناسب یا محدود از فرد جدید در دسترس باشد، کارایی بازشناسی را افزایش دهند.

کلید واژه‌ها

تشخیص جلوه‌های درد در چهره، انتقال سبک، تشخیص شدت درد، تعمیم‌دهی

لازم است. به طوری که فرد مشاهده‌گر از مشاهده چهره فرد، میزان درد آنرا نمره‌دهی می‌کند. اما روش‌های خوداظهاری و مشاهده‌گر که مبتنی بر اظهارات فرد هستند، قابلیت نمره‌دهی پیوسته در طی زمان را ندارند [۲]. اندازه‌گیری پیوسته درد توسط ابزارهای کدگذاری رفتار (رفتار درد، مداخلات جسمی^۱)، اندازه‌گیری پارامترهای فیزیولوژیک (پارامترهای مرتبط با سامانه اعصاب نیمه‌خودکار (ضربان قلب، نرخ تنفس، فشار خون))، تحلیل آسیب‌شناسی بافت و تصویربرداری اعصاب (FMRI^۲ و PET^۳) قابل انجام است.

اما این رویکردها نیز با مشکلاتی مواجه هستند زیرا در مواردی با دیگر مستندات درد هماهنگ نیستند. علاوه بر این تهاجمی بوده و برای بیمار مشکل درست می‌کنند. به همین منظور راه‌حل دیگری پیشنهاد شده که به کد کردن واحدهای کنشی^۴ چهره مرتبط با درد

۱ مقدمه

ارزیابی و مدیریت درد در مراکز بالینی کار مشکلی است. روش‌های مختلفی برای این ارزیابی چون مقیاس‌های خوداظهاری (مقیاس توصیف کلامی، مقیاس عددی، مقیاس گرافیکی/تصویری) ارائه شده است [۱]. اما روش‌های خوداظهاری در رابطه با جمعیت‌های مهمی چون نوزادان، کودکان قبل از به زبان آمدن و بیماران که قادر به ایجاد ارتباط نیستند، قابلیت استفاده ندارد. به همین خاطر، در این موارد نمره‌دهی مشاهده‌ای

این مقاله در آبان‌ماه سال ۱۳۹۳ دریافت، در اسفندماه بازنگری و در همان ماه پذیرفته شد.

^۱ دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر و پژوهشکده پردازش هوشمند علائم، تهران، ایران، رایانامه: a.mohammadian@aut.ac.ir

^۲ دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران
رایانامه: aghaeini@aut.ac.ir

^۳ دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران
رایانامه: towhidkhah@aut.ac.ir

^۱ Somatic Interventions

^۲ Functional Magnetic Resonance Imaging

^۳ Positron Emission Tomography

^۴ Action Units (AUs)

هر سبک بهبود بازشناسی محتوا را فراهم خواهد آورد. البته تفکیک محتوا از سبک مشکلاتی خواهد داشت. اینکه لزوماً مستقل از هم تغییر نمی‌کنند یا اینکه سبک و محتوا هم‌زمان قابلیت تغییر دارند و رابطه ترکیب آنها لزوماً خطی تعریف نشده و داده هم در بعضی موارد فاقد برجسب است.

برای مدل‌سازی جهت کشف زیرفضای تغییرات، مدل‌های خطی چون تحلیل مولفه اساسی (PCA^۳) مورد استفاده قرار گرفته‌اند. در توسعه تحلیل زیرفضا، مدل‌های مبتنی بر چند عامل متعامد چون روش دوخطی و تحلیل تنسور چندخطی پیشنهاد شده‌اند. در کاری که روش دوخطی پیشنهاد کرده چارچوب تفکیک سبک از محتوا به شکل مناسبی فرموله شده است [۹]. در کار آنها اطلاعات چهره به دو نوع اطلاعات چرخش سر و اطلاعات افراد به‌عنوان سبک و محتوا تجزیه شده است. در توسعه این مدل‌ها استفاده از تابع پایه غیرخطی جهت رابطه متغیر محتوا با مشاهدات مورد توجه قرار گرفته است [۱۱]. همچنین مدل‌های پویای فرایند گوسی (GPDMs^۴) جهت یادگیری حرکات انسانی و تحلیل سری‌های زمانی غیرخطی پیشنهاد شده است [۱۰]. همچنین یک شبکه عصبی تفکیک‌کننده مانیفلد جهت تفکیک زیرمانیفلد‌های غیرخطی اطلاعات هویتی از اطلاعات هیجانی پیشنهاد شده است [۱۲]. در رویکرد دیگری یک چارچوب جهت انتقال سبک پیشنهاد شده است. در این چارچوب با تعریف مجموعه نقاط منبع به‌عنوان داده مخصوص هر فرد و مجموعه نقاط هدف به‌عنوان پارامترهایی از طبقه‌بند مستقل از فرد، توسط یک نگاشت نقاط منبع را به سمت نقاط هدف انتقال می‌دهد. در نتیجه این نگاشت سبک افراد مختلف به فضایی بدون سبک افکنده می‌شود [۱۳].

۲ انتقال سبک

همان‌طور که در شکل ۱ نشان داده شده است، با استفاده از داده تطبیق فرد n نگاشت A_n برای انتقال سبک هر فرد تخمین زده می‌شود. A_n یک نگاشت مخصوص هر فرد است که داده‌های جدید آن‌را به فضای خالی از سبک منتقل می‌کند تا بازشناسی محتوای نمونه جدید آسان‌تر شود. نگاشت انتقال سبک ابتدا جهت تطبیق نویسنده پیشنهاد شده است [۱۳]. اگر داده برجسب‌دار تطبیق $\{x_i^{ad}, y_i^{ad}\}_{i=1}^I$ برای فرد مشخص موجود باشد ماتریس انتقال A_n بین نمونه‌های مجموعه نقاط منبع که از فرد n (۱) هستند و مجموعه نقاط هدف (۲) تخمین زده می‌شود.

$$S = \{s_i | i = 1, \dots, I\} \quad (۱)$$

$$T = \{t_i | i = 1, \dots, I\} \quad (۲)$$

می‌پردازد و معادل رویکرد مبتنی بر توصیف چهره است [۳]. این رویکرد با توصیف واحدهای کنشی چهره مرتبط با درد به تشخیص درد و شدت آن پرداخته است. در ادامه این موضوع، دسته‌ای از روش‌ها به تشخیص خودکار درد و شدت درد در قاب‌های جداگانه و متوالی پرداخته‌اند. تشخیص مستقیم درد در چهره و یا از طریق واحدهای کنشی نیز مورد مقایسه قرار گرفته است. در کارهای قبل بر روی استخراج ویژگی و طبقه‌بند پیشنهاداتی برای تشخیص بهتر درد و شدت آن ارائه شده است [۴].

در این کار فرض وجود سبک در جلوه‌های کنشی چهره، به‌عنوان عامل ایجاد تنوعات در نظر گرفته شده است. تنوعات در داده آزمون باعث فاصله گرفتن توزیع نمونه‌های آزمون از آموزش خواهد شد. سازگاری فضای آزمون و آموزش عاملی برای افزایش قدرت تعمیم‌دهی روش یادگیرنده است [۵]. به‌طوری‌که در صورت وجود عدم سازگاری بین دو فضا حتی با کاهش خطای تقریب بر روی داده آموزش، نمی‌توان انتظار کاهش خطای تخمین بر روی فضای آزمون را داشت. در نتیجه تعمیم‌دهی روش یادگیرنده کاهش خواهد یافت. اما در صورتی که اطلاعاتی پیرامون فضای آزمون در دسترس باشد، یک راهکار به‌کارگیری آن در فرایند یادگیری و ایجاد تمایل در آن است تا تعمیم‌دهی بر روی این حوزه جدید افزایش پیدا کند. راهکار دیگر این است که توزیع فضای آزمون را به فضای آموزش نزدیک کرد تا سازگاری بین آنها برقرار گردد.

در این کار، روش نگاشت انتقال سبک (STM^۱) که برای تطبیق دست خط پیشنهاد شده است بر روی تشخیص درد به کار گرفته شده بردار انتقال سبک برای شرایطی که داده تطبیق کافی موجود نباشد توسعه داده شده است. هدف اصلی انتقال سبک، ایجاد نوعی سازگاری بین فضای آزمون و آموزش است.

۱-۱ کارهای مرتبط

در کنار روش‌های تطبیق مدل، نگاشت تطبیق ویژگی‌ها از جمله روش‌های مطرحی است که به جای نزدیک کردن مدل به فضای فرد جدید ویژگی‌های فرد هدف را به مدل نزدیک می‌کند. به‌عنوان مثال در روش fMLLR^۲، ماتریس انتقال به بردارهای ویژگی داده فرد جدید اعمال می‌شود و آنها را به مدل‌های مستقل از گوینده، نزدیک می‌کند. مزیت اصلی fMLLR این است که ماتریس انتقال محاسبه می‌شود و برای تبدیل به کار گرفته شود [۶، ۷].

می‌توان فرض کرد که برای بروز یک دست خط یا جلوه هیجانی توسط یک فرد، دو عامل سبک و محتوا با یکدیگر تعامل می‌کنند تا نمونه‌ای تولید شود [۸]. سبک متفاوت افراد در بروز این محتوا خود عاملی جهت ایجاد تنوع در بروز آن نمونه است. به همین دلیل اگر بتوان اثر سبک را تعدیل کرد می‌توان پیش‌بینی کرد که محتوا بهتر شناسایی خواهد شد. همچنین تحلیل محتوا در داخل

^۳Principal component analysis

^۴Gaussian Process Dynamical Models

^۱Style Transfer Mapping

^۲Feature Maximum Likelihood Linear Regression

۲-۱ نگاشت انتقال سبک

در نگاشت انتقال سبک، ماتریس $A \in R^{D \times D}$ و بردار b از کمینه کردن تابع هزینه (۳) به دست می‌آیند [۱۳].

$$\sum_{i=1}^I f_i \|A^T S_i + b - T_i\|_2^2 + \beta \|A^T - I\|_F^2 + \eta \|b\|_2^2 \quad (3)$$

$$A^T = QP^{-1} \quad (4)$$

$$Q = \sum_{i=1}^N f_i t_i s_i^T - \frac{1}{\hat{f}} \hat{t} \hat{s}^T + \beta I \quad (5)$$

$$P = \sum_{i=1}^N f_i s_i s_i^T - \frac{1}{\hat{f}} \hat{s} \hat{s}^T + \beta I$$

$$\hat{s} = \sum_{i=1}^N f_i s_i \quad (6)$$

$$\hat{t} = \sum_{i=1}^N f_i t_i$$

$$\hat{f} = \sum_{i=1}^N f_i + \eta$$

پارامتر η و β توسط (۷) تعیین می‌شوند.

$$\beta = \hat{\beta} \frac{1}{d} \text{Tr} \left(\sum_{i=1}^N f_i s_i s_i^T \right) \quad (7)$$

$$\eta = \hat{\eta} \sum_{i=1}^N f_i$$

آنجا که $\text{Tr}(\cdot)$ اثر^۱ ماتریس است. پارامترهای $\hat{\beta}$ و $\hat{\eta}$ توسط روش ارزیابی متقابل و از بین بازه صفر تا سه انتخاب می‌شوند.

اگر مجموعه‌ای نمونه آموزش با برچسب $\{x_i^{tr}, y_i^{tr}\}_{i=1}^{I_{tr}}$ موجود باشد، که $x_i^{tr} \in R^D$ نمونه i ام از نمونه‌های آموزش است که به طور مستقل از توزیع احتمالی با چگالی $p_{tr}(x)$ به دست آمده و $y_i^{tr} \in \{1, \dots, K\}$ برچسب آموزش و دارای توزیع احتمال شرطی با چگالی $p(y|x = x_i^{tr})$ است. علاوه بر نمونه‌های آموزش، اگر مجموعه نقاط بدون برچسب $\{x_i^{te}\}_{i=1}^{I_{te}}$ موجود باشد که $x_i^{te} \in R^D$ نمونه i ام از نمونه‌های

آزمون است که به طور مستقل از توزیع احتمالی با چگالی $p_{te}(x)$ به دست آمده است. در مواردی که $p_{tr}(x) \neq p_{te}(x)$ ، توزیع نمونه‌ها بین دو فاز آموزش و آزمون متفاوت است. در بروز کنش‌های چهره تفاوت توزیع نمونه‌های دو فضا می‌تواند ناشی از سبک متفاوت افراد باشد. به همین منظور در بحث انتقال سبک هدف اولیه، ارائه روشی است که $p_{te}(x)$ را به $p_{tr}(x)$ نزدیکتر کند تا بتواند برچسب y^{te} دقیق‌تری را برای نمونه x^{te} پیش‌بینی کند.

یک بردار مشاهده با سبک s و محتوای c را می‌توان به صورت x^{sc} نوشت. مدل $x^{sc} = f(a^s; b^c; W)$ برای آن فرض می‌شود که در آن برداری است که سبک s نامتغیر با زمان را توصیف می‌کند، b^c برداری است برای توصیف محتوای c و W که مجموعه‌ای از پارامترهاست که بیانگر تعامل بین این دو عامل است. فرض می‌شود که f یک مدل دوخطی غیرمتقارن چون (۸) است که در آن w_{iju} با سبک تغییر می‌کند [۹].

$$x_u^{sc}(t) = \sum_j a_{ju}^s b_{tj}^c \quad (8)$$

که در آن $a_{ju}^s = \sum_i a_i^s w_{iju}^s$ و i, j, u به ترتیب بیانگر مؤلفه‌های سبک، محتوا و بردارهای مشاهدات هستند. فرمول (۸) در فرم ماتریسی به صورت (۹) می‌شود.

$$x^{sc}(t) = A^s b^c \quad (9)$$

آنجا که ماتریس $A^s \in R^{D \times J}$ بیانگر نگاشت خطی با سبک خاص از فضای محتوا به فضای مشاهده است. برای دو فرد l و m برای یک محتوای مشابه c ، اگر $A^{sl} \neq A^{sm}$ سپس مشاهدات آنها نیز $x^{slc} \neq x^{smc}$. اگر $A^{speople}$ را چون (۱۰) برای $N-1$ فرد آموزش تعریف شود و μ_c^{te} چون (۱۱) تعریف گردد.

$$A^{speople} = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^{N-1} A^{sn} \quad (10)$$

$$\mu_c^{te} = \frac{1}{O_{te}} \sum_{o=1}^{O_{te}} x_o^{te} = \frac{1}{O_{te}} \sum_{o=1}^{O_{te}} A^{sN} A^{sn} b^c \quad (11)$$

آنجا که O_{te} بیانگر شماره مشاهدات آزمون و N تعداد افراد آموزش و آزمون است. برای فرد شماره N ، اگر A^{sN} توسط نگاشت A_N به $A^{speople}$ نزدیکتر شود، سپس $A_N A^{sN} \cong A^{speople}$. تبدیل A_N همچون (۱۲) فاصله بین μ_c^{tr} و μ_c^{te} را کاهش می‌دهد.

$$\begin{aligned} A_N \mu_c^{te} &= A_N \frac{1}{O_{te}} \sum_{o=1}^{O_{te}} x_o^{te} = \frac{1}{O_{te}} \sum_{o=1}^{O_{te}} A_N A^{sN} b^c \\ &\cong \frac{1}{O_{te}} \sum_{o=1}^{O_{te}} A^{speople} b^c \\ &= A^{speople} b^c \end{aligned} \quad (12)$$

و μ_c^{tr} معادل (۱۳) می‌شود.

^۱Trace

$$\mu_c^{te} = \frac{1}{O_{te}} \sum_{o=1}^{O_{te}} x_o^{te} = \frac{1}{O_{te}} \sum_{o=1}^{O_{te}} (A_0^{SN} + A_t^{SN} b^c) \quad (16)$$

آنجا که O_{te} بیانگر شماره مشاهدات آزمون و N تعداد افراد آموزش و آزمون است. برای فرد شماره N ، اگر A_0^{SN} به A^{people} توسط T_N بردار انتقال نزدیکتر شود، بردار میانگین μ_c^{te} با استفاده از T_N (۱۷) فاصله بین μ_c^{tr} و μ_c^{te} را کاهش می‌دهد.

$$T_N = A^{people} - A_0^{SN} \quad (17)$$

اگر همه نمونه‌های فرد جدید توسط T_N در فضا منتقل شوند آنگاه μ_c^{te} به شکل (۱۸) انتقال داده می‌شود.

$$\begin{aligned} \mu_c^{te} &= \frac{1}{O_{te}} \sum_{o=1}^{O_{te}} (x_o^{te} + T_N) \\ &= A_0^{SN} + T_N + \frac{1}{O_{te}} \sum_{o=1}^{O_{te}} (A_t^{SN} b^c) \quad (18) \\ &= A^{people} + \frac{1}{O_{te}} \sum_{o=1}^{O_{te}} (A_t^{SN} b^c) \end{aligned}$$

و μ_c^{tr} معادل (۱۹) می‌شود.

$$\begin{aligned} \mu_c^{tr} &= \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^{N-1} (A_0^{SN} + A_t^{SN} b^c) \\ &= A^{people} \quad (19) \\ &+ \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^{N-1} (A_t^{SN} b^c) \end{aligned}$$

قسمت متغیر با زمان تغییر نکرده اما بخش نامتغیر با زمان توسط بردار انتقال T_N ، سبک فرد شماره N یعنی A^{people} به A^{SN} نزدیک می‌کند. برای محتوای c ، μ_c^{te} را به μ_c^{tr} نزدیکتر می‌کند و این باعث می‌شود تا تابع چگالی توزیع احتمال $p_{te}(x)$ به $p_{tr}(x)$ نزدیکتر شود.

۲-۲-۲- بردار انتقال سبک بدون سپرستی (USTV)

در فرض دوم این‌گونه فرض می‌شود که تغییرات درون فردی زیاد نبوده در نتیجه متوسط داده جدید فرد بیانگر سبک آن نیز خواهد بود. برای همین بردار فاصله بین متوسط نمونه‌های بدون برچسب فرد و متوسط کل نمونه‌های آموزش به‌عنوان بردار انتقال مورد استفاده قرار می‌گیرد. این بردار جهت انتقال سبک نمونه‌های فرد هدف مورد استفاده قرار می‌گیرد. با توجه به اینکه در همه نمونه‌های فرد هدف اثر بردار سبک وجود دارد. اگر A^{people}

$$\mu_c^{tr} = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^{N-1} A^{SN} b^c = A^{people} b^c \quad (13)$$

نگاشت A_N سبک فرد شماره N یعنی A^{SN} به A^{people} نزدیک می‌کند و برای محتوای c می‌شود (۱۴) و این باعث می‌شود تا تابع چگالی توزیع احتمال $p_{te}(x)$ به $p_{tr}(x)$ نزدیک شود.

$$A_N \mu_c^{te} \cong \mu_c^{tr} \quad (14)$$

۲-۲- بردار انتقال سبک

در این قسمت روشی پیشنهاد شده است که به‌جای نگاشت نمونه‌های فرد جدید، از طریق بردار انتقال سبک توزیع داده آزمون را به توزیع فضای آموزش نزدیک می‌کند. از آنجائیکه مبحث انتقال سبک از نوع انتقال نمونه‌ها در داخل یک فضا است می‌توان با فرض اثر یکسان سبک در جابجایی نمونه‌های همه طبقات، برای انتقال نقاط به سمت هدف از بردار انتقال سبک استفاده کرد. این فرض در شرایطی که داده تطبیق برچسب دار کافی در دسترس نباشد، مفید خواهد بود. بنابراین این روش در شرایطی که داده تطبیق برچسب دار وجود نداشته باشد و یا اطلاعات محدود برچسب وجود داشته باشد پیشنهاد خواهد گردید. به همین دلیل تخمین بردار انتقال سبک دو فرض ارائه شده است. فرض اول اینکه تنها تصویر خنثی فرد جدید موجود باشد و فرض دوم بدون دانستن تصویر خنثی نفر جدید و تنها داشتن اطلاعات بدون برچسب از نفر جدید است. براساس این فرضیات، روش بردار انتقال سبک در دو نسخه نیمه‌سپرستی (SSTV¹) و بدون-سپرستی (USTV²) پیشنهاد شده است.

۲-۲-۱- بردار انتقال سبک نیمه‌سپرستی (SSTV)

در فرض اول که تصویر خنثی موجود است اطلاعات خوبی از سبک فرد در دسترس است که در محاسبات در نظر گرفته می‌شود. فرض می‌شود که f یک مدل دوخطی غیرمتقارن چون (۹) است. اگر برای بردار سبک افراد دو بخش در نظر گرفته شود (۱۵)، یکی به حالت خنثی فرد ربط دارد و در زمان صفر هم وجود دارد و دومی تابعی از زمان است و به حالت پویایی بروز فرد مرتبط است.

$$A^s = A_0^s + A_t^s \quad (15)$$

برای دو فرد l و m برای یک محتوای مشابه c ، اگر $A^{sl} \neq A^{sm}$ سپس مشاهدات آنها نیز $x^{slc} \neq x^{smc}$ از (۱۵)، μ_c^{te} چون (۱۶) تعریف می‌شود.

¹Semi-supervised Style Transfer Vector

²Unsupervised Style Transfer Vector

توسط بردار انتقال T_N ، به $A^{Speople}$ نزدیک می‌شود. مستقل از محتوای موجود در نمونه‌های فرد N ، بردار μ^{te} را به μ^{tr} نزدیکتر می‌کند و این باعث می‌شود تا تابع چگالی توزیع احتمال $p_{te}(x)$ به $p_{tr}(x)$ نزدیکتر شود.

۳ سامانه پایه تشخیص درد

در این کار مطابق شکل ۲ دو مسیر برای تشخیص درد در نظر گرفته شده است. یکی تشخیص مستقیم درد از تصاویر چهره و دیگری تشخیص درد از طریق تشخیص واحدهای کنشی است. سعی شده تا پیش‌پردازش و روش استخراج و انتخاب ویژگی برای تشخیص درد و واحدهای کنشی یکسان در نظر گرفته شود.

۳-۱ تشخیص مستقیم درد

از آنجاکه در این دادگان به دلیل شرایط واقعی ثبت تصاویر، تغییرات سر قابل توجه است، استفاده از روش تثبیت مناسب کمک قابل توجهی خواهد کرد. به همین دلیل تعدادی از نقاط مشخصه چهره که در نتیجه بروز جلوه‌های مختلف تغییرات کمتری دارند، در نظر گرفته شده‌اند و با ایجاد مثلث‌هایی در چهره توسط روش PWA^۱ چهره همه افراد به یک تصویر واحد افکنده شده است (شکل ۳).

در این قسمت از اطلاعات هندسی و بافت چهره جهت تشخیص درد استفاده شد که قبلاً نشان داده شده است که هر دو این اطلاعات برای تشخیص درد مفید می‌باشند [۱۴]. جهت توصیف اطلاعات بافت الگوهای دودویی محلی و به‌عنوان اطلاعات هندسی موقعیت نقاط مشخصه ردیابی شده، در آزمایشات به‌کار گرفته شده است. تصویر چهره به نواحی کوچکتر ۸ در ۸ تقسیم شد و برای هر ناحیه $u_{2,8;1}$ LBP (دارای بعد ۵۹) محاسبه شده است. u_2 بیانگر استفاده از الگوهای یکنواخت، ۸ بیانگر نقاط ۸ گانه در اطراف دایره‌ای با شعاع یک است. از همه تصاویر الگوهای دودویی محلی استخراج و چندین ویژگی برتر با رتبه‌بندی تکی انتخاب شده است. برای طبقه‌بندی از طبقه‌بند بیزین با عنوان تابع تفکیک‌پذیر خطی LDF^۲ که در پیوست توضیح داده شده، استفاده شده است.

۳-۲ تشخیص غیرمستقیم درد

برای تشخیص درد در این قسمت ابتدا واحدهای کنشی تشخیص داده می‌شوند سپس از ترکیب تشخیص آنها درد تشخیص داده می‌شود. مراحل پیش‌پردازش و استخراج ویژگی تا طبقه‌بندی واحدهای کنشی مشابه مراحل تشخیص مستقیم درد انتخاب شده‌اند. فقط به دلیل محدود بودن ناحیه بروز یک واحد کنشی، تعداد ویژگی‌های انتخابی کمتری برای آن در نظر گرفته شده است.

همچون (۱۰) برای افراد آموزش تعریف شود، μ^{te} که متوسط کل μ_i^{te} متوسط نمونه‌های متصور برای طبقه i ام فرد جدید است. به دلیل عدم وابستگی بخش غیروابسته به زمان به نوع محتوا μ^{te} مشابه (۲۰) خواهد شد.

$$\begin{aligned} \mu^{te} &= \frac{1}{I_{te}} \sum_{i=1}^{I_{te}} \mu_i^{te} = \frac{1}{I_{te}} \frac{1}{O_{te}} \sum_{i=1}^{I_{te}} \sum_{o=1}^{O_{te}} x_o^{te} \\ &= \frac{1}{I_{te}} \frac{1}{O_{te}} \sum_{i=1}^{I_{te}} \sum_{o=1}^{O_{te}} (A_0^{SN} + A_t^{SN} b^i) \\ &= A_0^{SN} + \frac{1}{I_{te}} \sum_{i=1}^{I_{te}} \frac{1}{O_{te}} \sum_{o=1}^{O_{te}} (A_t^{SN}) b^i \end{aligned} \quad (20)$$

آنجاکه O_{te} تعداد نمونه در دسترس از فرد شماره N برای محتوای i ام و I_{te} تعداد طبقات در دسترس است. برای فرد شماره N ، اگر A_0^{SN} به $A^{Speople}$ توسط T_N بردار انتقال نزدیکتر شود، بردار میانگین μ^{te} با استفاده از T_N (۲۱) فاصله بین μ_c^{te} و μ_c^{tr} را کاهش می‌دهد.

$$T_N = A^{Speople} - A_0^{SN} \quad (21)$$

اگر همه نمونه‌های فرد جدید توسط T_N در فضا منتقل شوند آنگاه μ_c^{te} به شکل (۲۲) انتقال داده می‌شود.

$$\begin{aligned} \mu^{te} &= A_0^{SN} + T_N + \frac{1}{I_{te}} \sum_{i=1}^{I_{te}} \frac{1}{O_{te}} \sum_{o=1}^{O_{te}} (A_t^{SN}) b^i \\ &= A^{Speople} + \frac{1}{I_{te}} \sum_{i=1}^{I_{te}} \frac{1}{O_{te}} \sum_{o=1}^{O_{te}} (A_t^{SN}) b^i \end{aligned} \quad (22)$$

و μ^{tr} معادل (۲۳) می‌شود.

$$\begin{aligned} \mu^{tr} &= \frac{1}{I_{tr}} \sum_{i=1}^{I_{tr}} \frac{1}{N_i - 1} \sum_{n=1}^{N_i - 1} (A_0^{Sn} + A_t^{Sn} b^i) \\ &= A^{Speople} + \frac{1}{I_{tr}} \sum_{i=1}^{I_{tr}} \frac{1}{N_i - 1} \sum_{n=1}^{N_i - 1} (A_t^{Sn}) b^i \end{aligned} \quad (23)$$

آنجاکه N_i تعداد نمونه برای هر طبقه از محتوا و I_{tr} تعداد طبقات محتوایست. بخش نامتغیر با زمانسبک فرد شماره N یعنی A^{SN} ،

^۱Piece-wise Affine Warp

^۲Linear discriminant function (LDF)

۴-۲ بازنمایی تغییرات

در این قسمت برای اینکه یک بررسی اولیه بر روی عامل ایجاد تنوعات انجام شود. پارامترهایی از دادگان درد استخراج شده که نشان دهد که آیا در بروز درد در چهره، تغییرات بین فردی به تغییرات درون فردی غالب است یا نه؟. به همین منظور در (۲۶) پارامتر x برای تغییرات بین فردی و $y(i)$ برای تغییرات داده هر فرد مورد بررسی قرار گرفته است.

$$x = \|\max(|\Sigma_B|)\| \quad (26)$$

$$y(i) = \|\max(|\Sigma_{W_i}|)\| \quad i=[1 \text{ to } N]$$

که در آن $\Sigma_B \in R^{d \times d}$ و $\Sigma_{W_i} \in R^{d \times d}$ به ترتیب ماتریس پراکندگی هر فرد برای شدت‌های مختلف جلوه درد در چهره و دیگری ماتریس پراکندگی بین فردی بر روی نمونه‌ها تصاویر کنشی افراد است. N تعداد افراد در دادگان و d بعد ویژگی هاست. $\| \cdot \|$ نرم درجه دوم و $\max(\cdot)$ بیشینه مقدار هر ستون است. نتایج شاخص تغییرات x و $y(i)$ به صورت نمودار در شکل ۵ برای افراد مختلف نشان داده شده است. نتایج بیانگر غالب بودن تغییرات بین فردی نسبت به تغییرات در بروز جلوه‌ها توسط یک فرد است. از نتایج این قسمت می‌توان نتیجه گرفت که، بروز درد در نتیجه تغییر افراد تغییرات زیادی می‌کند پس سبک فرد جدید عامل مهمی در کارایی تشخیص درد محسوب می‌شود.

۴-۳ نتایج تشخیص توسط نگاشت انتقال سبک

روش‌های مختلف به شرح زیر، جهت مقایسه پیاده‌سازی شده‌اند:

- طبقه‌بند بی‌زینی که توسط داده آموزش، آموزش دیده باشد (روش پایه).
- روش مخصوص فرد (مدل ب) که توسط ترکیبی از داده آموزش و داده مربوط به فرد هدف آموزش دیده است.
- به‌کارگیری روش انتقال سبک خطی جهت بهبود روش پایه (STM)

با توجه به اینکه خروجی تشخیص واحدهای کنشی می‌بایست برای تشخیص درد مورد استفاده باشد، نتیجه تشخیص ۶ واحد کنشی با معیار AUC برای روش‌های ارائه شده در جدول ۲ آورده شده است. در این قسمت نتایج همزمان بر روی داده تطبیق و آزمون گزارش شده است تا نمونه‌های هر فرد برای هر واحد کنشی متفاوت نباشد.

نتایج بیانگر بهبود تشخیص هر یک از واحدهای کنشی توسط روش STM نسبت به عدم انتقال سبک بوده است (جدول ۲). اگرچه که بهبودها برای واحدهای مختلف، متفاوت است اما به‌طور متوسط نتیجه تشخیص ۳٪ ارتقاء پیدا کرده است. نتیجه روش "مدل ب" بهتر از روش STM بوده است. اما جهت پیاده-

خروجی تشخیص واحدهای کنشی به دو شکل برای تشخیص درد به کار گرفته شده است. در رویکرد اول مبتنی بر رابطه‌ای که بین شدت واحدهای کنشی مرتبط و شدت درد ارائه شده است [۳] یعنی (۲۴) واحدها با یکدیگر ترکیب شده‌اند.

$$Y = X_{AU4} + \text{Max}(X_{AU6}, X_{AU7}) + \text{Max}(X_{AU9}, X_{AU10}) + X_{AU43} \quad (24)$$

آنجا که X_{AU_i} شدت بروز واحد کنشی i است. در رویکرد دوم رابطه خطی بین شدت واحدهای کنشی و شدت درد فرض می‌شود و تلاش می‌شود تا وزن‌های آن تخمین زده شود. برای تخمین وزن‌ها از طبقه‌بند LDF استفاده شده است

$$Y = w_1 X_{AU4} + w_2 X_{AU6} + w_3 X_{AU7} + w_4 X_{AU9} + w_5 X_{AU10} + w_6 X_{AU43} \quad (25)$$

۴ نتایج پیاده‌سازی‌ها

۴-۱ دادگان خودانگیزه UNBC-McMaster

این دادگان توسط همکاری دانشگاه مک‌مستر و بریتیش کلمبیای شمالی تهیه شده است [۱۵]. دادگان برای کمی‌سازی درد توسط واحدهای کنشی مرتبط با آن تهیه و مورد استفاده قرار گرفته است و قابل استفاده برای بازشناسی شدت جلوه‌های درد در چهره و واحدهای کنشی مرتبط با آن است. از افراد در حین حرکت دادن شانه‌ای که درد داشته و نداشته و در شرایط فعال و غیرفعال خود فرد فیلم‌برداری انجام شده است. در شرایط فعال بودن فرد، فرد خودش شانه خود را می‌چرخاند. در شرایط غیرفعال، یک فیزیوتراپیست مسئول حرکت بوده است.

در آزمایشات این مقاله تنها از داده مربوط به شرایط فعال استفاده شده است که مشخصات آن در جدول ۱ آورده شده است. زاویه دید دوربین در آغاز از روبرو است. برای ارزیابی یکی بودن نظرات افراد نمره‌دهنده تعدادی فریم به صورت تصادفی انتخاب شده است و به صورت مستقل نمره‌دهی شده است. درصد هماهنگی ۹۵٪ بوده است. داده مربوط به ۲۴ فرد مورد استفاد قرار گرفته است. نمونه‌ای از تصاویر این دادگان در شکل ۴ نشان داده شده است.

جدول ۱- مشخصات دادگان UNBC-McMaster	
مشخصه	توضیح
تعداد افراد	۲۵ (مرد و زن)
تعداد عکس/ویدئو	نزدیک به ۴۸ هزار قاب
استاتیک/ویدئو	قاب های متوالی
تک یا چند چهره	تک چهره
رنگی/خاکستری	رنگی
وضعیت سر	مختلف
بیان حالات چهره	بیان جلوه‌های ناشی از درد
نحوه توضیح بیان حالات	حالات خودبخودی
روشنایی	داخل اتاق
متعلقات	وضعیت ۶۶ نقطه مشخصه چهره برای هر قاب تصویر
نحوه برجسب زنی	قاب به قاب و مبتنی بر FACS

جدول ۴- مقایسه نتیجه تشخیص درد با نتایج دیگران

مرجع	RR	Hit	AUC یا AUN	F1	روش ارزیابی
[۱۷]	-	۸۱,۲	-	-	LOSO
[۲]	-	-	۸۳,۹	-	LOSO
[۱۶]	-	-	۸۹,۵	-	LOSO
[۱۴]	۹۶,۹	-	-	-	۱۰ بار ۱۰ دسته
[۱۸]	-	-	-	۵۷	LOSO
[۱۹]	-	-	۸۲	-	LOSO
STM	۷۹,۴۸	-	۸۵,۲۲	۸۰,۵۱	LOSO

F1 (معیار F1)، AUC (مساحت زیر نمودار ROC)، AUN بیانی از AUC، RR (نرخ بازشناسی)، Hit (نرخ تشخیص صحیح مثبت)

در جدول ۵ گزارش تشخیص شدت درد نیز مورد بررسی قرار گرفت. از آنجاکه برای تشخیص شدت درد از سطح بندی چهارگانه آن استفاده شده است طبقه بندی چندگانه مطرح می‌باشد. برای ارزیابی دقیق‌تر اینگونه مسائل معیار همبستگی بین طبقه^۲ ICC که مقدار آن بین صفر و یک تغییر می‌کند معرفی شده است. این معیار برای تشخیص شدت واحدهای کنشی و در جهت ارزیابی قابلیت اطمینان ارائه شده است [۲۰].

جدول ۵- مقایسه تشخیص شدت درد توسط روش‌های مختلف

روش پایه	مدل ب	STM
تشخیص شدت درد با معیار ICC		
۰,۰۹	۰,۶۴	۰,۴
تشخیص شدت درد با معیار صحت %		
۲۱,۶۷	۶۳,۴۴	۴۹,۵۲

۴-۴ نتایج تشخیص توسط بردار انتقال سبک

در این بخش با فرض مقایسه نتیجه استفاده از روش‌های انتقال سبک غیرسرپرستی، روش‌های مختلفی به شرح زیر، پیاده‌سازی شده‌اند:

- طبقه‌بند بیزی که توسط داده آموزش، آموزش دیده باشد (روش پایه).
- روش حذف اثر خنثی که با حذف اثر خنثی هر فرد از تصاویر دیگر سعی در هنجارسازی داده به هر فرد دارد [۲۱].
- به‌کارگیری دو نسخه بردار انتقال سبک جهت بهبود روش پایه برای محاسبه بردار انتقال سبک در حالت نیمه‌سرپرستی (SSTV) از اطلاعات تصاویر خنثی افراد و در حالت بدون سرپرستی (USTV) از اطلاعات تطبیق بدون دانستن برچسب

سازی این روش لازم است مجموعه داده آموزش در کنار داده نفر جدید وجود داشته باشد. زیرا این روش هر دو داده را لازم دارد. اما روش STM بدون نیاز به داده آموزش داده فرد جدید را در جهت بهبود کارایی روش بازشناسی به کار می‌گیرد.

اثر روش انتقال سبک در نزدیک کردن نمونه‌های تطبیق به اهداف مورد نظر گزارش شده است. جهت بررسی اثر انتقال نگاشت‌ها معیاری در نظر گرفته شده است. این معیار جذر میانگین مربعات خطا (RMSE^۱) بین نمونه افکنده شده و نقاط هدف است. جهت مقایسه مقدار RMSE بین نمونه‌های اصلی و نقاط هدف نیز محاسبه شده است. نتایج RMSE روش STM و نتایج انتقال نیافته در شکل ۶ برای ۲۴ نفر گزارش شده است.

بر اساس دو رویکرد ارائه شده برای تشخیص درد روش‌های مختلف به‌ازای تشخیص مستقیم و غیرمستقیم درد در چهره در جدول ۳ آورده شده است. نتیجه تشخیص درد روش STM در مقایسه با روش پایه به‌صورت معنی‌داری ($P < 0.05$) بهبود داشته است.

جدول ۳- مقایسه تشخیص درد توسط روش‌های مختلف با معیار AUC

نوع تشخیص درد / روش	روش پایه	مدل ب	STM
تشخیص مستقیم درد	۷۵,۱۸	۸۶,۰۱	۸۵,۲۲
تشخیص غیرمستقیم درد ۱	۶۲,۷۸	۴۹,۵۴	۶۱,۰۰
تشخیص غیرمستقیم درد ۲	۵۹,۵۷	۵۹,۸۶	۵۷,۸۳

جهت بررسی اثر تعداد داده تطبیق بر روی روش‌های مختلف نتایج تشخیص مستقیم درد توسط روش‌های مختلف با معیار AUCs به‌ازای ۱۲، ۲۰، ۴۰، ۶۰ نمونه و ۸۰ که بیانگر نصف نمونه‌های موجود برای فرد هدف در شکل ۷ آورده شده است. نتایج نشان می‌دهد که "مدل ب" در شرایط داده کم ضعیف‌تر از روش انتقال سبک خطی عمل کرده است اما با افزایش داده (نصف داده فرد هدف) "مدل ب" و بر روش STM پیشی گرفته است (شکل ۷).

در این بخش نتایج روش STM با دیگر نتایج گزارش شده بر روی دادگان UNBC-McMaster مقایسه شده است (جدول ۴). نتایج کارهای مختلف با معیارهایی چون AUC، Hit، F1 و AUN و RR گزارش شده است. باید اشاره کرد که تعداد نمونه‌های به کار گرفته شده در روش‌ها با توجه به شرایط به‌کارگیری دادگان در ارزیابی روش می‌تواند مختلف بوده باشد. در این مقاله تلاش شد مشابه شرایط مقاله [۱۶] نمونه‌های مرحله‌آموزش به کار گرفته شوند. در مقاله به دلیل نیاز به داده تطبیق عملاً داده آموزش کاهش می‌یابد. علاوه بر این برای داشتن تعادل بین نمونه‌های دو طبقه تعداد نمونه‌ها یکسان شده است. یعنی نمونه‌های طبقه بیشتر حذف شده‌اند.

^۲Intra-Class Correlation^۱Root Mean Square Error

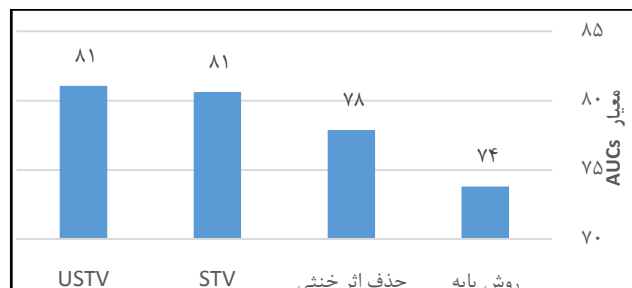
است. همچنین در شرایطی که داده تطبیق محدود و حتی با فرض نداشتن برجسب موجود باشد در روش پیشنهادی، در جهت انتقال سبک، جایگزینی بردار انتقال سبک به جای نگاشت انتقال سبک مطرح گردید که قادر بود در مقایسه با روش پایه و روش‌های دیگری که قادر به استفاده از این اطلاعات در راستای هنجارسازی تغییرات باشند، نتیجه قابل قبولی برای تشخیص درد ارائه دهد (شکل ۸). این موضوع اثر بهبود دهنده‌ای نیز برای بازشناسی شدت درد داشته باشد (جدول ۶).

فرق عمده روش STM با روش تطبیق fMLLR که هدفش ارائه یک تبدیل خطی بر روی فضای ویژگی استاین است که در روش fMLLR با بیشینه کردن مدل احتمالاتی، پارامترهای محاسبه می‌شوند و در بعضی موارد به دست آوردن ضرایب تبدیل راه حل بسته ندارد. در حالی که روش STM دارای راه حل بسته است. روش‌های مشابه fMLLR مخصوص طبقه‌بندی مبتنی بر مدل‌های احتمالاتی شکل گرفته‌اند و لزوماً برای دیگر طبقه‌بندها پیشنهاد نشده‌اند. دیگر اینکه در روش fMLLR در بعضی موارد برای دستیابی به نتیجه مطلوب بیش از یک نگاشت خطی را پیشنهاد کرده‌اند.

در تحلیل بحث انتقال سبک به کار گرفته شده در این مقاله می‌بایست به نکاتی توجه شود. اول اینکه در این کار انتقال سبک از یک فرد به سبک افراد دیگر نگاشت نشده است بلکه به یک فضای خالی از سبک یعنی میانگین سبک‌ها نگاشت شده است. دیگر اینکه اگر محتوای نمونه جدید مشخص می‌بود می‌شد تنها با یک بردار اثر سبک فرد جدید را تعدیل کرد، ولی چون هدف تشخیص هم، شناسایی همین محتواست. موضوع از نوع مثال "مرغ و تخم- مرغ" می‌شود یعنی اول باید سبک را بشناسیم بعد محتوا را یا نه اول محتوا را بعد سبک را؟ برای حل این مطلب نگاشت انتقال سبک تلاش می‌کند خود به نوعی بر اساس محتوای نمونه جدید به سمتی از فضا نمونه را انتقال دهد که اثر سبک تعدیل گردد. در واقع اینجا نگاشت نقش طبقه‌بندی یعنی تشخیص نوع طبقه و همزمان نحوه انتقال سبک را انجام می‌دهد. مسئله خطی بودن نگاشت مربوط می‌شود به سطح تصمیم خطی نگاشت برای تعیین طبقه و بعد انتقال خطی نمونه در فضا. به نظر می‌رسد هرچه فرض در نظر گرفته شده یعنی خطی فرض کردن سطح تصمیم، به واقعیت مسئله نزدیکتر باشد، کارایی آن بیشتر افزایش پیدا خواهد کرد. این به آن معنی نیست که نمی‌شود به صورت ساده شده، انتقال را خطی فرض کرد. بلکه به اندازه‌ای که در توان روش باشد انتقال مناسب صورت خواهد گرفت. هدف این مقاله ورود بحث انتقال سبک برای تشخیص جلوه‌های کنشی درد بود.

برای توسعه بحث انتقال سبک پیشنهادی، می‌توان از نگاشت‌ها غیرخطی نیز استفاده کرد. همچنین می‌بایست برای طبقه‌بندهای دیگر نقاط هدف طراحی و چارچوب انتقال سبک را بررسی کرد. همچنین ارائه یک روش انتقال سبک که به صورت خودکار

استفاده شده است. نتایج تشخیص روش‌ها در شکل ۸ آورده شده است.



شکل ۸- نمودار نتیجه تشخیص درد روش‌های مختلف با معیار AUCs

در جدول ۶ گزارش بازشناسی شدت درد با معیار ICC مورد بررسی قرار گرفته است. اثر هنجارسازی به بردار کنشی فرد و روش‌های بردار انتقال سبک بهبود دهنده بوده و بردار انتقال سبک بهتر عمل کرده است.

جدول ۶- مقایسه نتیجه بازشناسی شدت درد توسط روش‌های مختلف

روش پایه	حذف اثر کنشی	SSTV	USTV
تشخیص شدت درد با معیار ICC			
۰,۵۰	۰,۴۶	۰,۵۱	۰,۵۴
تشخیص شدت درد با معیار صحت %			
۴۵,۴۴	۵۵,۳۱	۵۷,۵۸	۵۳,۳۵

۵ بحث و جمع بندی

در قالب بحث انتقال سبک روش‌هایی برای کاهش فاصله بین توزیع نمونه‌های آموزش و آزمون ارائه گردید. با توجه به شرایط متفاوت داده تطبیق دو رویکرد نگاشت و بردار انتقال سبک پیشنهاد شد. در این دسته از روش‌ها، با فرض وجود تنوع در بروز جلوه‌های کنشی افراد مختلف فرض اختلاف بین توزیع فضای آزمون و آموزش در نظر گرفته شده است. در نتیجه اختلاف بین توزیع فضای آزمون و آموزش قدرت تعمیم‌دهی روش یادگیرنده کم خواهد شد. رویکرد روش‌های پیشنهادی کاهش خطای تخمین بدون تغییر خطای تقریب است. به طوریکه آنها با استفاده از انتقال نمونه‌های آزمون خطای تخمین را کاهش داده و تعمیم‌دهی به حوزه جدید را کاهش می‌دهند.

نتایج بر روی تشخیص درد و شدت آن گزارش گردید. نتایج با معیار RMSE کارایی این نگاشت را در شکل ۶ نشان داده شد. بهبود نتایج انتقال سبک و روش وابسته به فرد "مدل ب" نسبت به روش پایه بیانگر تأثیر شخص بروزدهنده در بروز متفاوت درد در چهره افراد است. این موضوع در رابطه با تشخیص شدت درد نیز قابل مشاهده بود (جدول ۵).

بهبود نتایج انتقال سبک نسبت به روش پایه و روش وابسته به فرد "مدل ب" در شرایطی که داده کافی تطبیق وجود نداشته باشد در شکل ۷ بیانگر موثر بودن این راهکار برای مواجهه با داده تطبیق کم

[۶] ک. جعفری، "تطبیق سریع گوینده برای سیستم بازشناخت گفتار" پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۱۳۸۸.

- [7] R. Hariharan, and O. Viikki, "An integrated study of speaker normalisation and HMM adaptation for noise robust speaker-independent speech recognition," *Speech Communication*, vol. 37, no. 3-4, pp. 349-361, 2002.
- [8] Elgammal, and C.-S. Lee, "Separating style and content on a nonlinear manifold," in *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2004. CVPR 2004. Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on, 2004, pp. I-478-I-485 Vol. 1.
- [9] J. B. Tenenbaum, and W. T. Freeman, "Separating style and content with bilinear models," *Neural Computation*, vol. 1283, pp. 1247-1283, 2000.
- [10] J. M. Wang, D. J. Fleet, and A. Hertzmann, "Multifactor Gaussian process models for style-content separation," presented at the Proceedings of the 24th international conference on Machine learning, 2007, pp. 975-982.
- [11] Elgammal, and C.-S. Lee, "Homeomorphic Manifold Analysis (HMA): Generalized separation of style and content on manifolds," *Image and Vision Computing*, vol. 31, no. 4, pp. 291-310, 2013.
- [12] S. Z. Seyedsalehi, and S. A. Seyedsalehi, "Simultaneous learning of nonlinear manifolds based on the bottleneck neural network," *Neural Processing Letters*, pp. 1-19, 2013.
- [13] X.-Y. Zhang, and C.-L. Liu, "Writer adaptation with style transfer mapping," *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *IEEE Transactions on*, vol. 35, no. 7, pp. 1773-1787, 2013.
- [14] R. A. Khan, A. Meyer, H. Konik, and S. Bouakaz, "Pain detection through shape and appearance features," in *Multimedia and Expo (ICME)*, 2013 IEEE International Conference on, 2013, pp. 1-6.
- [15] P. Lucey, J. F. Cohn, K. M. Prkachin, P. E. Solomon, and I. Matthews, "Painful data: The UNBC-McMaster shoulder pain expression archive database," in *Automatic Face & Gesture Recognition and Workshops (FG 2011)*, 2011 IEEE International Conference on, 2011, pp. 57-64.
- [16] B. Ashraf, S. Lucey, J. F. Cohn et al., "The painful face-pain expression recognition using active appearance models," *Image and Vision Computing*, vol. 27, no. 12, pp. 1788-1796, 2009.
- [17] J. Chen, X. Liu, P. Tu et al., "Learning person-specific models for facial expression and action unit recognition," *Pattern Recognition Letters*, vol. 34, no. 15, pp. 1964-1970, 2013.
- [18] Z. Hammal and J. F. Cohn, "Automatic detection of pain intensity," presented at the Proceedings of the

برحسب شرایط داده تطبیق و آموزش، انتقال‌های متفاوتی را به کار گیرد، یکی از کارهایی است که باید مورد بررسی قرار گیرد.

تقدیر و تشکر

جا دارد تا از حمایت‌های مسئولین پژوهشکده پردازش هوشمند علائم در پیشبرد کارهای مرتبط با این مقاله تشکر و قدردانی شود.

پیوست

در طبقه‌بند LDF با فرض گوسی بودن توزیع هر طبقه و اشتراک ماتریس پراکنندگی برای همه طبقه‌ها سطح تصمیم‌گیری به صورت خطی خواهد شد. اگر تابع چگالی احتمال برای طبقه C_k و احتمال پسین آن (γ) و (γ) باشد. همان‌طور که در (γ) دیده می‌شود تابع احتمال پسین $P(C_k|x)$ تابعی خطی از x خواهد بود.

$$P(x|C_k) = \frac{1}{2\pi^{D/2}} \frac{1}{\Sigma^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (x - \mu_k)^T \Sigma^{-1} (x - \mu_k) \right\} \quad (27)$$

$$\begin{aligned} P(C_k|x) &= \sigma(w_k^T x + w_{k0}) \sigma(a) \\ &= \frac{1}{1 + e^{-a}} w_k \\ &= \Sigma^{-1}(\mu_k) \end{aligned} \quad (28)$$

$w_{k0} = -\frac{1}{2} \mu_k^T \Sigma^{-1} \mu_k \ln P(C_k)$
آنجا که $\mu_k \in R^d$ and $\Sigma \in R^{d \times d}$ پراکنندگی هر طبقه هستند. قاعده تصمیم‌گیری LDF به صورت $x \in C_{\arg \max_{k=1}^K LDF(x,k)}$ است.

مراجع

- [1] D. L. Wong, and C. Baker, "Pain in children: comparison of assessment scales," *Pediatr Nurs*, vol. 14, no. 1, pp. 9-17, 1988.
- [2] P. Lucey, J. F. Cohn, K. M. Prkachin et al., "Painful monitoring: Automatic pain monitoring using the UNBC-McMaster shoulder pain expression archive database," *Image and Vision Computing*, vol. 30, no. 3, pp. 197-205, 2012.
- [3] K. M. Prkachin and P. E. Solomon, "The structure, reliability and validity of pain expression: Evidence from patients with shoulder pain," *Pain*, vol. 139, pp. 267-274, 2008.
- [۴] م. نوروزی، "درجه بندی تظاهرات احساسی درد در چهره"، رساله دکتری مهندسی پزشکی، دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۱۳۸۵.
- [5] V. Vapnik, *The nature of statistical learning theory*: springer, 2000.

برنامه‌ریزی وزارت علوم، تحقیقات و فناوری هستند. زمینه‌های تحقیقاتی ایشان عبارتند از کنترل حرکات انسان، مدل‌سازی و کنترل سیستم‌های بیولوژیکی، و مهندسی سیستم‌های عصبی.

14th ACM international conference on Multimodal interaction, 2012.

- [19] J. Chen, and X. Liu, "Transfer learning with one-class data," Pattern Recognition Letters, vol. 37, pp. 32-40, 2014.
- [20] S. M. Mavadati, M. H. Mahoor, K. Bartlett et al., "Disfa: A spontaneous facial action intensity database," Affective Computing, IEEE Transactions on, vol. 4, no. 2, pp. 151-160, 2013.
- [21] T. Senechal, K. Bailly, and L. Prevost, "Impact of action unit detection in automatic emotion recognition," Pattern Analysis and Applications, vol. 17, no. 1, pp. 51-67, 2014.



امین محمدیان در مقطع کارشناسی مهندسی پزشکی در سال ۱۳۸۱ از دانشگاه صنعتی امیرکبیر فارغ التحصیل شده و کارشناسی ارشد خود را در گرایش بیوالکتریک بخش مهندسی برق دانشگاه تربیت مدرس تهران در سال ۱۳۸۴ به اتمام رسانده است. وی فارغ التحصیل دکتری مهندسی پزشکی از دانشگاه صنعتی امیرکبیر است. زمینه‌های کاری او: شناسایی الگو، پردازش تصویر و علائم زیستی می‌باشد.



حسن آقائی‌نیا کارشناسی و کارشناسی ارشد خود را به ترتیب در سال‌های ۱۳۶۵ و ۱۳۶۷ در رشته مهندسی برق گرایش الکترونیک از دانشگاه صنعتی امیرکبیر اخذ کرده است. ایشان همچنین در رشته مهندسی برق گرایش الکترونیک در سال ۱۳۷۱ مدرک D.E.A و در سال ۱۳۷۵ دکترا خود را از دانشگاه والنسین فرانسه (UVHC) دریافت کردند. ایشان هم‌اکنون دانشیار دانشکده مهندسی برق دانشگاه صنعتی امیرکبیر هستند. ایشان همچنین عضو هیأت تحریریه مجله علمی و پژوهشی IJICTR هستند. زمینه‌های تحقیقاتی ایشان عبارتند از: سیستم‌های مخابرات دیجیتال و پردازش سیگنال با محوریت پردازش تصویر.



فرزاد توحیدخواه مدارک کارشناسی و کارشناسی ارشد خود را به ترتیب در سال‌های ۱۳۶۴ و ۱۳۶۸ در رشته مهندسی برق از دانشگاه صنعتی امیرکبیر اخذ کرده و سپس برای طی دوره دکتری عازم کشور کانادا شد. ایشان در سال ۱۳۷۵ مدرک دکترای خود را در رشته مهندسی پزشکی از دانشگاه ساسکاچوان دریافت کرد. ایشان هم‌اکنون استاد تمام و عضو هیأت علمی دانشکده مهندسی پزشکی دانشگاه صنعتی امیرکبیر بوده و به مدت ۱۱ سال ریاست این دانشکده را به عهده داشته است. ایشان همچنین سردبیر فصلنامه علمی-پژوهشی مهندسی پزشکی، عضو هیأت تحریریه مجله امیرکبیر دانشگاه صنعتی امیرکبیر و عضو کمیته مهندسی پزشکی شورای عالی