طراحی و پیاده سازی یک سیستم تائید هویت از طریق ترکیب ویژگیها به وسیله ساختار حاشیه نرم AdaBoost

کیوان معقولی[۱،۲] و محمد شهرام معین[۲]

چکیده

در این مقاله روش جدیدی بر مبنای AdaBoost در زمینه سیستمهای مولتی مودال بیومتریک ارائه می گردد. AdaBoost برای غلبه بر مشکل محدودیت داده های آموزشی در سیستمهای تک ساختاری[۳] بکار می رود که از ترکیب شبکه های عصبی مختلفی با نام "آموزش یافته های ضعیف"[۴] تشکیل می گردد. ساده ترین شبکه عصبی یعنی یک نرون تنها، نقش آموزش یافته های ضعیف را دارا می باشد. آزمایشات متعددی با تعداد تکرارها و ورودیهای متفاوت در این مقاله صورت پذیرفته است. نتایج بدست آمده از ساختار چندگانه[۵] AdaBoost در قیاس با ساختارهای یگانه نتایج بهتری را ارائه می دهد. در مطالعه ساختار ابتدایی Soft AdaBoost، طبق انتظار، نتایج حاصل به قوت نتایج بدست آمده از سیستم AdaBoost با حاشیه سخت نمی باشد. علت گرایش به سمت حاشیه نرم، حساسیت کمتر آن نسبت به نویز در قیاس با ساختار حاشیه سخت AdaBoost می باشد. همچنین نتایج نهایی وابسته به مقدار اختیار شده برای ضریب ایجاد حاشیه نرم (C) می باشد که اثر افزایش C در کاهش خطا به صورت تقریبا نمایی ملاحظه شده است.

واژه‌های کلیدی

ساختارهای چندگانه تائید هویت، شبکه های عصبی مرکب، ترکیب ویژگیها، AdaBoost. ، حاشیه های نرم.

Design and Implementation of a Multimodal Biometric System Using Soft Margin AdaBoost For Feature Fusion

K.MAGHOOLI [1,2], M.S.MOIN [2]
1- Biomedical Eng. Dept., Research and Science Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.
2-Multimedia Research Group, IT Faculty, Iran Telecommunication Research Center (ITRC), Tehran, Iran.

Abstract

In this paper, we propose a new method for biometric system design and implementation using AdaBoost. AdaBoost is used to overcome the problems caused by limitations in training set. We have selected to combine the simplest form of a neural network, i.e. a single neuron, as "Weak Learner". A multitude of experimentation using different number of iterations and input combinations has been done. Results obtained using multimodal structures are better than those of unimodal structures. Simulations using basic soft margin multimodal AdaBoost classifier showed lower precision classification results comparing with hard margin AdaBoost. However the main motivation for migration toward soft margin AdaBoost is its lower sensitivity to noise. Final simulation on soft margin AdaBoost showed that results depend on the value of soft margin parameter, i.e. the classification error decreases almost exponentially by increasing the value of C.

Keywords

Multimodal Biometrics, Combining Artificial Neural Nets, Soft Margin AdaBoost, Feature Fusion.

---

[1] استادیار دانشکده مهندسی پزشکی، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی.
2 استادیار، مدیر گروه چند رسانه ای، پژوهشکده فناوری اطلاعات، مرکز تحقیقات مخابرات ایران، moin@itrc.ac.ir.

[3] UniModal
[4] Weak Learner
[5] MultiModal

۱- مقدمه

استفاده از ساختارهای چندگانه تائید هویت، جهت افزایش کارآیی اینگونه سیستمها بکار می رود. طراحیهای متفاوتی از ساختارهای چندگانه ارائه گردیده است که هر یک دارای مزایا و معایب خاصی می باشند و ایده تمامی آنها همجوشی اطلاعات مختلف در راستای حصول نتایجی بهتر است. در حالت کلی عمل همجوشی اطلاعا ت در سه سطح متفاوت قابل پیاده سازی است.

- سطح داده های ورودی
- سطح ویژگیهای استخراج شده از داده های ورودی
- سطح تصمیم گیری

به علت افزایش بسیار زیاد و غیر لازم بعد اطلاعات ورودی، عمل همجوشی در سطح داده های ورودی صورت نمی پذیرد.

کارهای صورت پذیرفته به منظور ترکیب در سطح ویژگیها، حصول نتایج بهتری را نسبت به سیستمهای تک ساختاری نشان می دهد [۱]. روشهای متنوعی جهت همجوشی در سطح ویژگیها و تصمیم گیری وجود دارد که عمدتا ویژگیهای مستخرج از ضرایب تبدیل گسسته کسینوسی (DCT) چهره را با ویژگیهای متداول گویشی مورد ترکیب قرار می دهند و در این بین مدل مخفی مارکوف نتایج مناسبی را ارائه داده است.

در همجوشی های تصمیم گیری که به صورت متداول صورت می پذیرد هر تک ساختار توسط یک ساختار خبره[۶] پیاده سازی می شود و هر یک از این ساختارها با پردازش اطلاعات ورودی مرتبط با یک فرد عددی را متناسب با پذیرش فرد ارائه می دهند. اعداد بزرگتر نشاندهنده صحت ادعای مطرح شده است . اعداد بدست آمده از ساختارهای متفاوت تحت یک همجوشی قرار گرفته و نتیجه نهایی جهت پذیرش و یا رد ادعای مطرح شده بدست می آید.

کارهای متفاوتی در زمینه همجوشی در سطح تصمیم گیری صورت پذیرفته است که در این بین می توان به نمونه های زیر اشاره نمود. تابع توزیع مرکب فریب بر روی چهره و اثر انگشت [۲]، SVM [۷] بر روی چهره و گویش [۴،۳و۵]، تابع هزینه بیزین به صورت بهینه یافته بر روی گویش و چهره (یا حرکت لب) [۱۰،۳،۶،۷،۸،۹] ، تابع تطبیقی هزینه بیزین به صورت بهینه یافته بر روی گویش و چهره[۷]، درخت تصمیم گیری C4.5 بر روی گویش و چهره ، MLP [۸] بر روی چهره و گویش[۳]، تئوری DS [۹] بر روی گویش و حرکت لب [۶]، تئوری احتمال بر روی چهره، گویش و حرکت لب [۱،۶،۱۱،۱۲]،K-Mean [۱۴،۱۵،۱۳]، AND، BEST , OR ، FKM [۱۰] ، FVQ[۱۱]، FDKM، FDVQ[۱۲]، MRBF[۱۳] [۱۴] [۱۳]، بر روی گویش و چهره (یا حرکت لب)، PDBNN[۱۵] بر روی چهره و هندسه دست [۱۶]، ترکیب خطی بر روی چهره و گویش [۱۷،۱۸،۱۹]، رای اکثریت بر روی چهره، گویش و حرکت لب [۲۰و۲۱]، PCA [۱۶]، همجوشی غیر سخت (نرم) همراه با نظارت [۱۷] بر روی چهره، گویش و اثر انگشت [۲۳] و ... .

سطح همجوشی، روش همجوشی، مشخصه های بیومتریک ورودی، بانک اطلاعاتی مورد استفاده و شرایط آزمایش در روشهای ذکر شده متفاوت می باشند، بنابراین مقایسه این روشها و تعیین بهترین آنها به آسانی صورت نمی پذیرد. با این وجود روشهایی که دارای ساختار هوشمند هستند (مانند ساختارهایی مبتنی بر شبکه های عصبی، فازی و ...) دارای نتایج بهتری می باشند و به عنوان کاندیداهای مناسبی از یک ساختار چندگانه بیومتریک پیشنهاد می گردند.

در این مقاله روش جدیدی از سیستمهای بیومتریک با ساختار چندگانه بر مبنای Soft Margin AdaBoost ارائه می گردد. AdaBoost روشی برای افزایش توانایی کلاسه بندی کننده ها می باشد به نحویکه در تکرارهای متوالی تمرکز الگوریتم بر یادگیری اطلاعاتی قرار می گیرد که در مرحله قبل دارای مشکل آموزشی بوده اند [۲۴و۲۵]. AdaBoost برای غلبه بر مشکل محدودیت داده های آموزشی در سیستمهای تک ساختاری[۱۸] بکار می رود که از ترکیب شبکه های عصبی مختلفی با نام "آموزش یافته های ضعیف" [۱۹] تشکیل می گردد. نتایج بدست آمده از ساختار چندگانه [۲۰] AdaBoost در قیاس با ساختارهای یگانه GMM بر مبنای گویش، HMM بر مبنای چهره و SVM بر مبنای چهره مورد بررسی قرار گرفته است.

در ادامه مقاله بخش دوم به بررسی اجمالی الگوریتم AdaBoost می پردازد و در بخش سوم مشخصات سیستم ارائه می گردد. بخش چهارم جزئیات آزمایشات و نتایج را به همراه دارد و بخش پنجم مقایسه ای از نتایج بدست آمده توسط سیستمهای تک ساختاری و چند ساختاری مورد بحث و نتیجه گیری قرار می گیرد.

۲- AdaBoost

AdaBoost یک الگوریتم Boosting است که به منظور افزایش میزان صحت الگوریتم کلاسه بندی، یک ساختار آموزش یافته ضعیف را چندین بار بر روی اطلاعات متفاوت آموزشی اجرا می نماید و نتایج بدست آمده را تحت یک فرضیه نهایی بیان می نماید.

---

[6] Expert
[7] Support Vector Machine
[8] Multi Layer Perceptron
[9] Dempster shafer
[10] Fuzzy K-Means
[11] Fuzzy Vector Quantization

[12] Fuzzy Data K-Means
[13] Fuzzy Data Vector Quantization
[14] Median Radial Basis Function
[15] Probabilistic Decision Based Neural Network
[16] Principle component analysis
[17] Supervised soft decision fusion
[18] UniModa
[19] Weak Learner
[20] MultiModal

ایده اساسی این الگوریتم بدین صورت است که برای هر یک از نمونه های آموزشی وزن خاصی نسبت داده می شود. در ابتدا وزن تمامی نمونه ها یکسان می باشد ولی در هر تکرار ساختار آموزش یافته ضعیف فرضیه ای را ارائه می دهد و وزن نمونه هایی که توسط آن فرضیه به اشتباه طبقه بندی شده اند افزایش می یابد. بدین ترتیب تمرکز الگوریتم بر روی نمونه هایی قرار می گیرد که به سختی کلاسه بندی می شوند. فرضیه نهایی به صورت یک رای گیری اکثریت بر روی فرضیه های تکرارها صورت می پذیرد، که در آن فرضیه هایی که خطای کمتر دارند دارای وزن بیشتری می شوند.

در این قسمت دو نوع مختلف از الگوریتم AdaBoost به نامهای آلفا و بتا معرفی می گردند.

الگوریتم نوع بتا در شکل (۱) ارائه گردیده است. دو الگوریتم آلفا و بتا در طبقه بندی باینری به یکدیگر شبیه می باشند ولی در طبقه بندی های بیش از دو کلاس از یکدیگر متمایزند [۲۶].

الگوریتم آلفا به صورت زیر قابل بیان است:

- توزیع ابتدایی یکنواخت برای نمونه های آزمایشی در شروع الگوریتم:

$$D_1(i) = \frac{1}{m}$$

برای :t=1, …, T.

- آموزش ساختار ضعیف با توزیع D_t.

- انتخاب وزن یا معیار اطمینان $\alpha_t \in R$.

- بهینه نمودن توزیع مجموعه آموزشی:

$$D_{t+1}(i) = \frac{D_t(i)e^{-\alpha_t y_i h_t(x_i)}}{Z_t} \qquad (۱)$$

مقدار α_t باید به نحوی اختیار گردد که Z_t مینیمم گردد و به صورت تحلیلی زیر قابل دستیابی است:

$$\alpha = \frac{1}{2}\ln\left(\frac{1+r}{1-r}\right) \qquad (۲)$$

که:

$$r = \sum_i D_i u_i , \qquad r \in [-1,+1] \qquad (۳)$$

$$u_i = y_i h(x_i) \quad ,z=z_t,\ D=D_t,\ h=h_t,\ \alpha=\alpha_t \qquad (۴)$$

و y_i خروجی هدف است. u_i مثبت است اگر فرضیه $h(x_i)$ صحیح باشد و در غیر این صورت منفی است.

Input: sequence of N examples $(x_1, y_1), \ldots, (x_N, y_N)$ with labels $y_i \in Y = \{1, \ldots, k\}$	
Init: $D_1(i) = 1/N$ for all i	**Init:** let $B = \{(i,y) : i \in \{1, ..., N\}, y \neq y_i\}$ $D_1(i,y) = 1/\lvert B\rvert$ for all $(i,y) \in B$
Repeat: 1. Train neural network with respect to distribution D_t and obtain hypothesis $h_t : X \to Y$ 2. calculate the weighted error of h_t: $\epsilon_t = \sum_{i:h_t(x_i)\neq y_i} D_t(i)$ abort loop if $\epsilon_t > \frac{1}{2}$ 3. set $\beta_t = \epsilon_t/(1-\epsilon_t)$ 4. update distribution D_t $D_{t+1}(i) = \frac{D_t(i)}{Z_t}\beta_t^{\delta_i}$ with $\delta_i = (h_t(x_i) = y_i)$ and Z_t a normalization constant	**Repeat:** 1. Train neural network with respect to distribution D_t and obtain hypothesis $h_t : X \times Y \to [0,1]$ 2. calculate the pseudo-loss of h_t: $\epsilon_t = \frac{1}{2}\sum_{(i,y)\in B} D_t(i,y)(1-h_t(x_i,y_i)+h_t(x_i,y))$ 3. set $\beta_t = \epsilon_t/(1-\epsilon_t)$ 4. update distribution D_t $D_{t+1}(i) = \frac{D_t(i)}{Z_t}\beta_t^{\frac{1}{2}((1+h_t(x_i,y_i)-h_t(x_i,y))}$ where Z_t is a normalization constant
Output: final hypothesis: $f(x) = \arg\max_{y\in Y} \sum_{t:h_t(x)=y} \log\frac{1}{\beta_t}$	**Output:** final hypothesis: $f(x) = \arg\max_{y\in Y} \sum_t \left(\log\frac{1}{\beta_t}\right) h_t(x,y)$

شکل (۱): الگوریتم پایه AdaBoost از نوع β (سمت چپ) و گسترش چند کلاسه با استفاده از معیارهای اطمینان (سمت راست).

۳- مشخصات سیستم

سه نوع ویژگی در ورودی شبکه های عصبی بکار می رود:

- MFCC Δ [۲۱]، ۲۸ ضریب استخراج شده از گویش فرد.
- DCT [۲۲]، ۲۵ ضریب استخراج شده از چهره فرد.
- ۳۰ ضریب چهره ویژه[۲۳] استخراج شده از چهره فرد.

دنباله ویژگیهای فوق یک بردار ویژگی مرکب را با ۸۳ درایه تشکیل می دهد.با این وجود آزمایشات متعددی با ورودیهای کمتر از ۸۳ نیز بر روی سیستم صورت پذیرفته است.

در این مقاله از شبکه های عصبی برای ساختارهای ضعیف آموزشی استفاده می گردد و به منظور رسیدن به ساختاری ضعیف ساده ترین حالت یعنی تنها یک نرون مورد استفاده قرار گرفته است.

از آنجاییکه تابع فعالیت بکار رفته برای نرون تانژانت هایپربولیک می باشد، خروجی مثبت نرون دلیل بر تائید و خروجی منفی دلیل بر رد نمودن ورودی است.

در فاز یادگیری شبکه عصبی از وزندهی Nguyen-Widrow، الگوریتم آموزشی پس انتشار Levenberg-Marquardt و معیار MSE [۲۴] استفاده گردیده است.

۴- آزمایشات و نتایج

آزمایشات بر روی ۱۹۰ نمونه (۱۰ نمونه از ۱۹ نفر) صورت پذیرفته است. با استفاده از تکنیک leave-one-out ، نتیجه آماری عملکرد

[21] Mel-Frequency Cepsteral Coefficient
[22] Discrete Cosine Transform
[23] Eigen face
[24] Mean Squar Error

AdaBoost در فازهای متفاوت آموزشی و آزمایشی مورد بررسی قرار می گیرد.

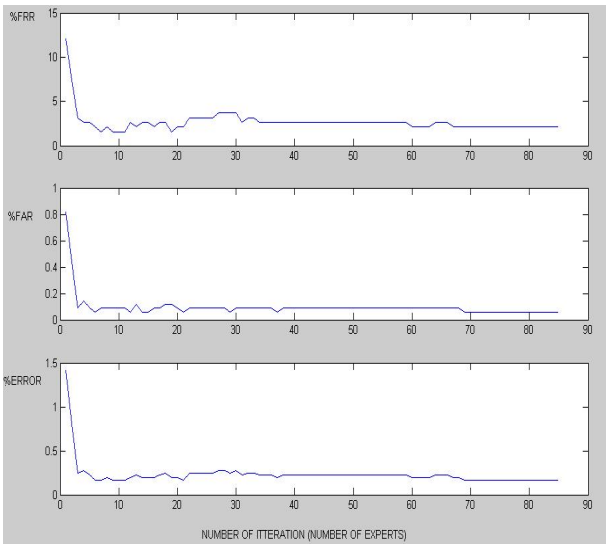
عملکرد کلی سیستم طبق سه معیار زیر مورد بررسی قرار می گیرد: FAR [۲۵]، FRR [۲۶] و Error [۲۷].

ابتدا ساختار آموزشی ضعیف با تمامی ورودیها (۸۳ ورودی) مورد بررسی قرار می گیرد، سپس اثر تعداد ورودیها بر روی عملکرد سیستم با تغییر ساختارهای آموزشی ضعیف و ورودیهای کمتر مورد ارزیابی قرار می گیرد.

برای حالتی با تمام ورودیها، ساختار AdaBoost از نوع آلفا با تکرارهای متفاوت T مورد پیاده سازی قرار می گیرد. همانطور که در بخش ۲ توضیح داده شد این عدد متناسب با تعداد ساختارهای خبره در AdaBoost است. بار دیگر تاکید می گردد که هر یک از نقاط شکل (۲) با تحلیل آماری نتایج متعدد بدست آمده توسط تکنیک leave-one-out بدست آمده اند.

شکل (۲) نشان می دهد که نرخ خطا تنها پس از ۶ تکرار به مقادیر زیر همگرا می گردد:

FAR = %0.05
FRR = %2.1 (۵)
ERROR = %0.17



شکل(۲): عملکرد سیستم در تکرارهای متفاوت. FRR (بالا)، FAR (وسط) و ERROR (پایین) تنها پس از ۶ تکرار همگرا می شوند.

مقایسه نتایج حالتهای دیگر [۲۹] و نتایج بدست آمده از سیستم با تمام ورودیها (که مورد بررسی قرار گرفت) نشان می دهد که بهترین نتایج متعلق به سیستمی با تمام ورودیها است.

همانطور که دیده شد تکنیکهای متفاوتی جهت ارائه حاشیه های نرم وجود دارد یکی از بهترین روشها که بسیار نیز مورد استفاده قرار گرفته است استفاده از عبارتهای تثبیت[۲۸] در تابع هزینه AdaBoost می باشد[۳۰]. این عبارت بیانگر "عدم اطمینان" [۲۹] به نمونه های آموزشی نویزی است، و اجازه می دهد که در فرآیند آموزش به صورت اشتباه کلاسه بندی گردد (حاشیه منفی). فرضیه نهایی $f(x)$ بدست آمده از این راه دارای خطای آموزشی مناسبی نیست ولی قابلیت عمومی سیستم بالاتر از سیستم اصلی AdaBoost می شود. حاشیه نرم یک نمونه s_i به صورت زیر تعریف می گردد:

$$\tilde{\gamma}(s_i) := \gamma(s_i) + \lambda \eta_t(s_i), \quad for\ i = 1,\dots,m \qquad (۶)$$

که λ ثابت تثبیت و $\eta_t(s_i)$ عبارت تثبیت است. مقادیر بزرگ $\eta_t(s_i)$ برای برخی از الگوها اجازه رخداد حاشیه های نرم $\tilde{\gamma}(s_i)$ بزرگتر را می دهد. در اینجا λ بالانسی برای توازن مابین تطابق خوب [۳۰] و سادگی فرضیه می باشد. در حالتهای نویزی، SMA [۳۱] فرضیه هایی را ارجحیت می بخشد که تنها به چند نمونه با مقادیر کوچک $\eta_t(s_i)$ اعتماد نمی نمایند. بنابراین با استفاده از روش تثبیت، AdaBoost برای نمونه هایی که به آسانی کلاسه بندی می شوند تغییری نمی نماید و تنها برای نمونه های مشکل تغییر می کند.

عبارت تثبیت $\eta_t(s_i)$ به صورت زیر قابل بیان است:

$$\eta_t(s_i) = \left(\sum_{r=1}^{t} c_r w_T(s_i) \right)^2 \qquad (۷)$$

که w وزن نمونه و t اندیکس تکرار آموزش است.

در حالت کلی می توان الگوریتم بدست آوردن AdaBoost تثبیت شده را بدین صورت بیان نمود.

اگر الگوریتم پایه AdaBoost (از نوع بتا) به صورت زیر بیان گردد:

الگوریتم $Adaboost(\phi)$

ورودی: l نمونه $Z = \langle (x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l) \rangle$.

شروع: $w_1(z_i) = 1/l$ برای $i = 1,\dots,l$.

انجام عملیات زیر برای $t = 1,\dots,T$:

آموزش شبکه عصبی نسبت به نمونه های وزندار شده مجموعه $\{Z, w\}$. و بدست آوردن فرضیه: $h_t : x \mapsto \{\pm 1\}$

محاسبه خطای آموزش ε_t برای h_t:

---

[25] False Acceptance Rate
[26] False Rejection Rate
[27] total percent of miss classifications

[28] Regularisation Term
[29] Mistrust
[30] Goodness-Of-Fit
[31] Soft Margin AdaBoost

$$\varepsilon_t = \sum_{i=1}^{l} w_t(z_i) I(h_t(x_i) \neq y_i) \quad (۸)$$

انصراف در حالتهای: $\varepsilon_t = 0$ و یا $\varepsilon_t \geq \phi - \Delta$.

که Δ یک ثابت کوچک است.

قرار دادن :

$$b_t = \log \frac{\varepsilon_t (1-\phi)}{\phi(1-\varepsilon_t)} \quad (۹)$$

بهینه نمودن وزنهای w_t :

$$w_{t+1}(z_i) = w_t(z_i) \exp\{-b_t I(h_t(x_i) = y_j)\} / Z_t \quad (۱۰)$$

که Z_t یک ثابت نرمالیزه شده است، به نحویکه:

$$\sum_{i=1}^{l} w_{t+1}(z_i) = 1$$

خروجی: فرضیه نهایی

$$f(x) = \sum_{t=1}^{T} c_t h_t(x) \quad (۱۱)$$

که:

$$c_t := \frac{b_t}{|b|} \quad \text{و} \quad |b| := \sum_{t=1}^{T} |b_t|$$

پارامتر زیر جهت تثبیت معرفی می شود (معادل پارامتر $\eta_t(s_i)$ در فوق):

$$\mu_t(z_i) := \sum_{r=1}^{t} c_r w_r(z_i) \quad (۱۲)$$

حاشیه نرم یک الگو $m\tilde{g}(z_i)$ به صورت زیرتعاملی مابین حاشیه و تاثیر الگو در فرضیه نهایی است (معادل عبارت ۶).

$$m\tilde{g}(z_i, c^t) := mg(z_i, c^t) + C\mu_t(z_i)^p \quad (۱۳)$$

که $C \geq 0$ یک عدد ثابت و p یک نمای ثابت است. این تعامل را با C و p می توان ایجاد نمود.

برای سهولت در نظر می گیریم: $\zeta^t(z_i) := \mu_t(z_i)^p$. فرمهای دیگری از توابع ζ نیز قابل استفاده است.

در این نامعادلات، $\zeta^t(z_i)$ مثبت است و اگر یک الگوی آزمایشی وزن بیشتری داشته باشد، $\zeta^t(z_i)$ افزایش می یابد. در این راه هیچ گونه اجباری بر روی اطلاعات Outlier جهت طبقه بندی بر مبنای برچسب های محتملا اشتباه صورت نپذیرفته است (اگر صورت پذیرد یک تاثیر بالایی را به همراه دارد)، اما وجود خطا مجاز می باشد. اگر در معادله $C = 0$ اختیار گردد، الگوریتم پایه AdaBoost بدست می آید. اگر C بزرگ انتخاب شود، اطلاعات جدی گرفته نمی شوند و برای $C \to \infty$ عمدتا الگوریتم Bagging بدست می آید.

می توان ثابت نمود [۳۰] که برای $p = 1$ می توان قانون به روز نمودن وزن یک الگو در تابع توزیع احتمال نمونه های آموزشی در tامین تکرار را به صورت زیر بیان نمود:

$$w_{t+1}(z_i) = w_t(z_i) \exp\{b_t I(y_i \neq h_t(x_i)) - C\zeta^t(z_i)|b^t|\} \quad (۱۴)$$

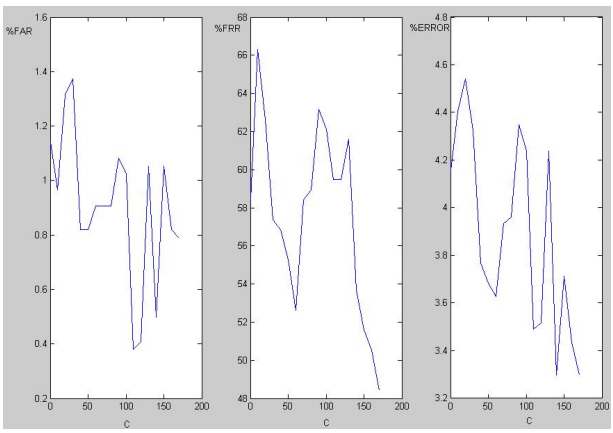
و همچنین برای $p = 2$:

$$w_{t+1}(z_i) = w_t(z_i) \exp\{b_t I(y_i \neq h_t(x_i)) - C\zeta^t(z_i)|b^t| + C\zeta^{t-1}(z_i)|b^{t-1}|\} \quad (۱۵)$$

در برنامه نوشته شده از $Adaboost(1/2)$، $p = 1$ و $\Delta = .001$ استفاده شده است. حداکثر تکرار (یا حداکثر Expert)، M=۵ درنظر گرفته شده است. برنامه به ازای C های متفاوت اجرا گردیده است و نتیجه در شکل (۳) به صورت تغییرات FAR، FRR و ERROR بر حسب تغییرات C نمایش داده شده است. باید توجه نمود که AdaBoost پایه بکار رفته در این فصل از نوع بتا می باشد که با AdaBoost بکار رفته در فصل اول از نوع آلفا متفاوت می باشد.

با افزایش مقدار C در به روز نمودن تابع توزیع رخداد نمونه ها مشکل ایجاد می گردد زیرا برای Cهای بزرگ مقدار exp رابطه (۱۴) به سمت صفر می رود و توزیعی برابر صفردر نمونه ها ایجاد می گردد (در الگوریتم نوشته شده نیز در اثر فرآیند نرمالیزاسیون تابع توزیع، مقدار نامعینی به صورت تقسیم بر صفر حاصل می گردد).

به هر حال از نمودارها مشاهده می گردد که نتایج نهایی وابسته به مقدار اختیار شده برای C می باشد که به صورت تقریبا نمایی می توان اثر افزایش C را به صورت کاهش خطا ملاحظه نمود.



شکل (۳): تغییرات FAR، FRR و ERROR بر حسب تغییرات C

۵- بحث و نتیجه گیری

به منظور ارائه یک سیستم مولتی مودال موثر چندین آزمایش بـر روی بهترین ساختار مولتی مودال یعنی AdaBoost صورت پذیرفته اسـت. قطعا هدف بهینه نمودن طراحی در کاهش نرخهای خطا و هزینه هـای محاسباتی است.

به منظور کـاهش هزینـه هـای محاسـباتی در سـاختار AdaBoost از نرونها به عنوان ساختارهای آموزشـی ضـعیف اسـتفاده گردیـده اسـت. همچنین بر مبنای آزمایشات انجام شده نشان داده شـده اسـت کـه بـا اسـتفاده از سـاختار AdaBoost از نـوع آلفـا بـا حالـت تمـام اتـصال سـاختارهای ضـعیف آموزشـی (۸۳ ورودی) مـی تـوان بـه نـرخ خطای 0.058% برای FAR تنها با ۶ ساختار خبره، دست یافت .

ضمنا در مطالعه ساختار ابتدایی Soft AdaBoost، طبق انتظار، نتایج حاصل به قوت نتایج بدسـت آمـده از سیـستم AdaBoost بـا حاشـیه سخت نمی باشد، همچنین نتایج نهایی وابسته به مقـدار اختیـار شـده برای C می باشد که به صورت تقریبا نمایی می توان اثـر افـزایش C را به صورت کاهش خطا ملاحظه نمود.

کارهای آینده را می توان به آنالیزهای دقیقتـر، آنـالیز خطـا و بررسـی عملکرد سیستم بر روی بانکهای اطلاعاتی متفاوت متمرکز نمود.

مراجع

[1] Neti, CH., Potamianos, G., Luettin, J., Matthews, I., Glotin, H., and Vergyri, D., "Large vocabulary audio-visual speech recognition: a summary of the johns Hopkins summer 2000 workshop" , Proc. IEEE Work. Multimedia Signal Process, Cannes, 2001, pp. 619-624.

[2] Hong, L., and Jain, A., "Integrating faces and fingerprints for personal identification", IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, Vol.20, No.12, December 1998, pp.1295-1307.

[3] Yacoub, S.B., Abdeljaoued, Y., and Mayoraz, E., "Fusion of face and speech data for person identity verification", IEEE transactions on neural networks, Vol.10, No.5, September 1999, pp. 1065-1074.

[4] Ben-Yacoub, S., Luttin, J., Jonsson, K., Matas, J., and Kittler, J., "Audio-Visual person verification", IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition, Vol.1, 1999, pp.580-585.

[5] Fierrez-Aguilar, J., Ortega-Garcia, J., Gonzalez-Rodriguez, J., "Fusion strategies in multimodal biometric verification", International Conference Proceedings on Multimedia and Expo (ICME '03), Vol. 3, 6-9 July 2003, pp. 5 -8.

[6] Chibelushi, C.C., Deravi, F., and Mason, J.S., "Audio-Visual person recognition: an evaluation of data fusion strategies", European conference on Security and detection, 1997, pp. 26-30.

[7] Sanderson, C., and Paliwal, K.K., "Noise compensation in a multi-modal verification system", IEEE International Conference Proceedings (ICASSP '01) on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol.1, 7-11 May 2001, pp. 157 – 160.

[8] Richard G., et.al., "Multimodal verification for teleservices and security application (M2VTS)", IEEE International conference on multimedia computing and systems , Vol. 2 ,1999 , pp.1061-1064.

[9] Osadciw, L., Varshney, P., Veeramachaneni, K., "Improving personal identification accuracy using multisensor fusion for building access control applications", Proceedings of the Fifth International Conference on Information Fusion, Vol. 2, 8-11 July 2002, pp. 1176 -1183.

[10] Cattin, P.C., Zlatnik, D., Borer, R., "Sensor fusion for a biometric system using gait", International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems (MFI 2001), 20-22 Aug. 2001, pp. 233 -238.

[11] Froba, B.,Rothe, C., Kublbeck, C., "Evaluation of sensor calibration in a biometric person recognition framework based on sensor fusion', Fourth IEEE international conference on automatic face and gesture recognition proceedings, 2000, pp. 512-517.

[12] Meyer, G., and Mulligan, J., "Continuous audio-visual digit recognition using decision fusion", IEEE International Conference Proceedings (ICASSP '02) on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol.1, 13-17 May 2002, pp. I-305 - I-308.

[13] Chatzis, V., Bors, A.G., and Pitas, I., "Multimodal decision-level fusion for person authentication", IEEE transactions on systems, man, and cybernetics-part a: systems and humans, Vol. 29, No. 6 , November 1999, pp.674-680.

[14] Wanger, T., Dieckmann, U., "Multi-Sensorial inputs for the identification of persons with synergetic computers", Proceedings of the IEEE International conference on image processing (ICIP-94), Vol.2, 1994, , pp. 287-291.

[15] Wanger, T., Dieckmann, U., "Sensor-Fusion for robust identification of persons: a field test", Proceedings of IEEE International conference on image processing, Vol.3, 1995, pp. 516-519.

[16] Lin, S.H., and Kung, S.Y., "Probabilistic DBNN via expectation-maximization with multi-sensor classification applications", International conference on image proceedings, Vol. 3, 1995, pp. 236-239.

[17] Jain, A.K., and Ross, A., "Learning user-specific parameters in a multibiometric system", Proceeding of International Conference on image processing (ICIP), Rochester, New York, September 22-25, 2002.

[18] Mezcua, B.R., Garcia-Plaza, D., Fernandez, C., Domingo-Garcia, P., and Fernandez, F., "Biometrcs verification in a real environment", Proceedings of IEEE 33rd Annual International carnahan conference on security technology, 1999, pp. 243-246.

[19] Sanderson, C., and Paliwal, K.K.,"Multi-Modal person verification system based on face profiles and speech", Fifth international symposium on signal processing and its applications ISSPA'99 , Brisbane , Australia ,22-25 August 1999, pp.947-950.

[20] Alim, O.A., Elboughdadly, N., Morchedi C.E., Safwat E., Abouelseoud G., El Badry N., Mohsen N., "Identity verification using audio-visual features", Seventeenth national radio science conference, Minufiya University, Egypt, Feb.22-24, 2000, pp. 1-8.

[21] Kittler, J., Messer, K., "Fusion of multiple experts in multimodal biometric personal identity verification systems", Proceedings of the 12th IEEE Workshop on Neural Networks for Signal Processing, 4-6 Sept. 2002 , pp. 3 -12.

[22] Chen, T., Hsu, Y.J., Liu, X., Zhang, W., "Principle component analysis and its variants for biometrics", Proceedings of International Conference on Image Processing, Vol. 1, 22-25 Sept. 2002, pp. I-61 -I-64.

[23] Bigun, J., Fierrez-Aguilar, J., Ortega-Garcia, J., Gonzalez-Rodriguez, J., "Multimodal biometric authentication using quality signals in mobile communications", Proceedings of 12th International Conference on Image Analysis and Processing, Sept. 17-19, 2003, pp. 2 -11.

[24] Freund, Y. and Schapire, R.E., "Experiments with a New Boosting Algorithm", Machine Learning: Proceedings of the Thirteenth International Conference, 1996, pp. 148-156.

[25] Schapire, R.E. and Singer, Y. "Improved Boosting Algorithms Using Confidence-rated Predictions", Proceedings of the Eleventh Annual Conference on Computational Learning Theory, 1998.

[26] Cartmell, C., "AdaBoost, Artificial Neural Nets and RBF Nets", Department of computer science, University of Sheffield, 2002.

[27] M. S. Moin, N. Moghaddam Charkari and S. Naderi, "1D-HMM for Face Verification: Optimizing the Model by Improving the Algorithm and Intelligent Selection of Training Set", Proceedings of the 8thAnnual International CSI Computer Conference (CSICC'2003), Mashhad, Iran, Feb. 25-27, 2003, pp. 365-369.

[28] M. S. Moin and E. Roozegar, "Optimizing SVM for Face Verification", Proceedings of the 8thAnnual International CSI Computer Conference (CSICC'2003), Mashhad, Iran, Feb. 25-27, 2003, pp. 370-375.

[29] K. Maghooli, M. S. Moin,"A New Approach on Multimodal Biometrics Based on Combining Neural Networks Using AdaBoost", Lecture Notes in Computer Science , Volume 3087, pp. 332-341, Springer-Verlag,, 2004.

[30] Ying Guo, Geoff Poulton, Jiaming Li, Mark Hedley, Rong-yu Qiao, "Soft Margin AdaBoost For Face Pose Classification", IEEE Transaction on ICASSP 2003, part III, pp. 221-224.