فصلنامه
مهندسی مکانیک و ارتعاشات
jvibme.semnaniau.ac.ir

بهبود طبقه بندی چند کلاسه SVM با تئوری بازی فازی

سمانه قدس

۱- استادیار، گروه علوم پایه، واحد سمنان، **دانشگاه آزاد اسلامی**، سمنان، ایران
* سمنان، ۱۷۹-۳۵۱۴۵، s1ghods@gmail.com

اطلاعات مقاله
مقاله پژوهشی کامل
دریافت: ۲۹شهریور ۱۴۰۰
پذیرش: ۱۲ آبان ۱۴۰۰
ارائه در سایت: ۲۰ بهمن ۱۴۰۰
کلیدواژگان
SVM
جداسازی چند کلاسه
تئوری بازی فازی
برنامه ریزی خطی فازی

چکیده

SVM یکی از روشهای معروف کلاس بندی مبتنی بر علم آمار می باشد که برای مسایل دو کلاسه ارایه شده است. با توجه به اینکه در محیط های واقعی، مساله معمولا چند کلاسه (multiclass) می باشد، روشهای جداسازی چند کلاسه نسبت به باینری اهمیت بسزایی دارد. در کلاسه بندی چند کلاسه به کمک کلاسه کننده های دودویی، در صورت انتخاب هسته مناسب برای SVM و تنظیم پارامترهای مربوطه می توان به دقت بالایی دست یافت. این در حالی است که انتخاب هسته مناسب و تنظیم پارامترها مسئله کلاس بندی را غیر خطی می نماید که به نوبه خود می تواند باعث افت دقت مدل شود. در این مقاله برای حل مشکل پیچیدگی مدل و افت دقت حاصل از آن، از تئوری بازی که قادر خواهد بود مسئله غیرخطی مورد نظر ما را به یک مسئله خطی نگاشت نماید، استفاده می شود. تئوری بازی ارایه شده با استفاده از دو بازیکن (که در مسئله مورد نظر ما هر بازیکن معادل یک برچسب کلاس است)، ماتریس تصمیم از دید منطق فازی و حل معادلات حاصل به کمک برنامه ریزی خطی، احتمال داده در هر کلاس را محاسبه می نماید. نتایج آزمایشات موید این مطلب است که مدل پیشنهادی در مقایسه با مدل های دیگر SVM دقت و سرعت قابل قبولی از خود نشان می دهد.

Improved SVM for Multi-class Classification by fuzzy game theory

Samaneh Ghods

Department of science, Semnan Branch, **Islamic Azad University**, Semnan, Iran

Article Information
Original Research Paper
Received 20 September 2021
Accepted 3 November 2021
Available Online 9 February 2022
Keywords
SVM
Multi-class separation
Fuzzy game theory
Fuzzy linear programming.

ABSTRACT

SVM is one of the popular classification algorithms based on statistics learning, which is presented for two-class problems. In real environments, the problem is usually multi-class. Thus, multi-class separation methods are very important compared to binary classes. In this work, to decrease the complexity of the model and the resulting loss of accuracy, fuzzy game theory is derived, which will be able to map the non-linear to a linear problem. Fuzzy game theory is obtained from the probability of data in each class by using two players (in our problem, each player is equivalent to a class label). Here, the decision matrix is yielded by the fuzzy logic, and then the equations are solved by the linear programming. Obtained results from the computer simulation validate the SVM model by fuzzy game theory.

Please cite this article using:
برای ارجاع به این مقاله از عبارت ذیل استفاده نمایید:
Author name, Author name, Author name, A template for preparing papers in Journal of Mechanical Engineering and Vibration using styles in Microsoft Word 2010, *Journal of Mechanical Engineering and Vibration* Vol. 12, No. 4, pp. 31-37, 2022 (In Persian)

۱- مقدمه

Support Vector Machine (SVM) یکی از الگوریتم های کلاسه بندی برای شناسایی الگو می باشد که بر مبنای تئوری آماری بنا شده است. ایده اصلی SVM استفاده از تابع هسته است، که با استفاده از چند جمله ای ها قابل حل می باشد. عمومی ترین طبقه بندی SVM ، حل مسأله دو کلاسه است که به برچسب های ۱- و ۱+ می انجامد .

غالباً در محیطهای واقعی طبقه بندی بر روی چند کلاس صورت می پذیرد که با توسعه SVM دو کلاسه، به چند کلاسه ها قابل حل می باشد. از روشهای متداول برای طبقه بندی SVM چند کلاسه می توان one against all و one against one را نام برد که هر کدام از این روشها مزایا ومعایبی دارند.

یکی از قدیمی ترین و ساده ترین پیاده سازی های SVM برای چند کلاسه ها، روش one against all می باشد که برای تعداد هر کلاس، M(تعداد کلاسها)کلاسیفایر در نظر گرفته می شود. کلاسیفایر اول، طبقه بندی کلاس اول را در مقابل بقیه کلاسها انجام می دهد. با ادامه همین روند، طبقه بندی سایر کلاسها صورت می گیرد. از روشهای دیگر طبقه بندی SVM می توان به طبقه بندی جفت کلاسی (pairwise)، one against one اشاره کرد که در مقایسه با سایر روشها از دقت بالاتری برخوردار است. در این روش برایM-Class، M(M-1)/2 طبقه بندی باینری SVM انجام می گیرد و ترکیب خروجی این طبقه بندی ها، برچسب کلاس را پیشگوئی می کند.

هدف از این مقاله، پرداختن به جزئیات روشهای فوق [۱] نیست، بلکه مقایسه روشهای مذکور با روش ارائه شده در این مقاله است.

طبقه بندی جفت کلاسی، یک مساله تصمیم گیری بین دو کلاس می باشد به همین دلیل ایده تئوری بازی [۲] در آن مطرح می شود و برچسب کلاس، با استفاده از احتمال بین کلاسها و ماتریس بازی (game) بین این دوکلاس پیشگوئی می گردد. سپس مسأله چند جمله ای SVM با هسته را تبدیل به یک مسأله خطی می نمائیم وآن را به کمک الگوریتم های برنامه ریزی خطی حل می کنیم.در این مقاله به اجمال، به بررسی بخش های زیر می پردازیم.

در بخش ۲، تئوری بازی وماتریس بازی فازی در بخش ۳، SVM باینری و سپس چندکلاسه ها را تشریح می نمائیم. در بخش۴، ایده بازی را با SVM مطرح نموده، فرموله می نماییم. سپس در بخش ۵ نتایج آزمایشات را بر روی چند مجموعه داده برای SVM چند کلاسه مطرح می کنیم. سرانجام در بخش ۶ به نتیجه گیری مقاله می پردازیم.

۲- تئوری بازی

تئوری بازی حدود هشتاد سال پیش توسط یکی از نوابع استثنایی علم ریاضیات به نام جان فُن نیومن پایه گذاری شد [۲]. در سال ۱۹۲۸ قضیه کم و بیش[1]را که اساس این تئوری جدید شد ارائه کرد و در سال ۱۹۴۴ در مقاله ای که با اقتصاددانی به نام اسکار مورگن استرن منتشر کرد، مفاهیم اولیه را بسط داد و کاربرد آن تئوری را در علم اقتصاد تشریح کرد. از آن پس تئوری بازی در علوم مختلف از جمله جامعه شناسی، روانشناسی، علوم سیاسی، علم تکامل وکامپیوتر مورد استفاده قرار گرفت.می توان تئوری بازی را تئوری تصمیم گیری دانست. در یک بازی هر بازیکنی باید بر اساس قوانین بازی، بین چند تصمیم مختلف یکی را انتخاب کند و یا به عبارت دیگر به یک استراتژی دست یابد تا احتمال برنده شدن خود را زیاد کند. تئوری بازی مدلی را ارائه می دهد که بر طبق آن می توان استراتژی های مختلف را با یکدیگر مقایسه کرده و نتیجۀ بازی راپیش بینی نمود.

حال به تعاریفی از تئوری بازی که در این مقاله استفاده می شود، می پردازیم .

۲-۱ ماتریس بازی

از متداول ترین انواع بازی ها در نظریه بازی، می توان به zero-sum و nonzero-sum [۲] اشاره کرد که نوع سود و زیان یک بازی را نشان می دهد. اگر برد یک بازیکن به باخت دیگری منجر شود و بالعکس (مثلا یک امتیاز مثبت برای برنده و یک امتیاز منفی برای بازنده) بازی از نوع zero-sum ودرغیراینصورت nonzero-sum می باشد. درطبقه بندی SVM باینری، نتیجه بصورت برچسب کلاس ۱- و ۱+ مشخص می گردد، لذا از مدل zero-sum وفرمولهای مربوط به آن استفاده می شود[۱].

این روش را با سه تایی (S_1,S_2,A) بیان می نمایند که درآن S_2,S_1 مجموعه استراتژی های بازیکن اول و دوم و A تابعی است که بصورت $S_1 \times S_2 \rightarrow R$ تعریف می شود. در این تابع R مقداری صحیح است که عایدی بازیکن را در یک بازی نشان می دهد. این عایدی می تواند برای بازیکن اول، برد و برای بازیکن دوم، باخت محسوب شود (بعلت zero-sum) .

با استفاده از این تعریف بر روی مجموعه هایS_2,S_1، ماتریس $[a_{ij}]$ساخته می شود که عایدی استراتژی i ام برای بازیکن اول

1. minmax

و استراتژیj ام برای بازیکن دوم را نشان می دهد. ماتریس فوق برای بازیکن برنده، به ماتریس برد(gain) و برای بازیکن بازنده، به ماتریس باخت (loss) معروف است. در zero-sum بازیکن اول به دنبال سود ماکزیمم و بازیکن دوم نیز به دنبال مینیمم ضرر خود می باشد.

جان نش، در سال 1950 نشان داد که بازیهای محدود همواره دارای یک نقطه تعادل است که در این نقطه همه بازیکنان با توجه به نقش حریفان خود نقشه هایی را انتخاب میکنند که برای آنها بیشترین عایدی را به همراه دارد. اگر

$$A(s^*_1, s_2) \geq A(s^*_1, s^*_2) \geq A(s_1, s^*_2), \forall s_1 \in S_1, s_2 \in S_2$$

(۱)

استراتژی $s_1^* \in S_1$ و $s_2^* \in S_2$ به تعادل نش[1] [۲] معروف است. به عبارتی با انتخاب استراتژی s^*_1 توسط بازیکن اول، مقدار $A(s^*_1, s_2)$ سود کمتر و با انتخاب استراتژی s^*_2 توسط بازیکن دوم، $A(s_1\ ,\ s^*_2)$ ضرر بیشتری را نشان می دهد.

به نقطه (s^*_1, s^*_2) نقطه زینی[2] و $A(s^*_1, s^*_2)$ نیز مقدار بازی [۲] گفته می شود.

۲-۲ اصل نقطه زینی در ماتریس بازی

در ماتریس بازی (S_1, S_2, A) یک نقطه زینی i و j وجود دارد اگر و فقط اگر $V_L = V_G = a_{ij}$

$$V_L = \underset{j}{Min}\ \underset{i}{Max}\, a_{ij}, V_G = \underset{i}{Max}\ \underset{j}{Min}\ a_{ij} \qquad (۲)$$

اگر چنین شرطی در یک بازی وجود داشته باشد، i امین استراتژی، بهترین عایدی را برای بازیکن اول و j امین استراتژی، بهترین عایدی را برای بازیکن دوم به ارمغان می آورد ودراین حالت مقداربازی نیز $a_{ij} = V_G = V_L$ می باشدو این ماتریس دارای یک استراتژی خالص۳است. متأسفانه در بسیاری از بازی ها نقطه زینی وجود ندارد. در این مسائل بحث استراتژی ترکیبی۴ مطرح می گردد که بصورت زیر برای دو بازیکن بیان می شود.

1. Nash equilibrium
2. Saddle point

۳-۲ استراتژی ترکیبی

این روش بر روی فضای احتمال استراتژی خالص تعریف می شود. برای ماتریس بازی (S_1, S_2, A) با ماتریس A (m×n)، مجموعه استراتژی ترکیبی Q برای بازیکن اول و P برای بازیکن دوم بصورت بردار احتمال زیر تعریف می گردد .

(۳)

$$Q = \left\{ q = (q_1, \ldots, q_m)\ ;\ q_i \geq 0\ ,\ \sum_{i=1}^{m} q_i = 1 \right\}$$

$$P = \left\{ p = (p_1, \ldots, p_n)\ ;\ p_j \geq 0\ ,\ \sum_{j=1}^{n} p_j = 1 \right\}$$

که q_i احتمال اینکه بازیکن اول استراتژی خالص - i ام و p_j احتمال اینکه بازیکن دوم استراتژی خالص - j ام را انتخاب کند.

همانند نقطه زینی در استراتژی خالص، برای استراتژی ترکیبی داریم :

$$q^{*T} Ap \geq q^{*T} Ap^* \geq q^T Ap^* \quad q \in Q, p \in P \qquad (۴)$$

نقطه $(q^*, p^*) \in P \times Q$ را نقطه زینی در استراتژی ترکیبی می نامیم.

۲-۳-۱ اصل مهم در ماتریس بازی

تمام ماتریس های بازی یک راه حل استراتژی ترکیبی و مقدار Aدارند، با توجه به این اصل برای ماتریس بازی در استراتژی ترکیبی، می توان مسأله زیر رابرای Vبازی بازیکن اول، به روش برنامه ریزی خطی (۳) حل نمود.

$$Max\ V$$

$$\sum_i a_{ij}\, q_i \geq V\ \ ,\ \ q_i \geq 0 \qquad (۵)$$

اگر $\sum_i q_i = 1$

1. Pure-strategy
2. Mixed-strategy

به روش مشابه، برای بازیکن دوم نیزداریم:

$$Min\ V$$

$$\sum_i a_{ji}\, p_i \le V\ ,\ P_i \ge 0 \qquad (۶)$$

اگر $\sum_i P_i = 1$

۲-۳-۲ ماتریس بازی از بعد منطق فازی

این ماتریس با توجه به چند تایی زیر قابل تعریف است که به آن ماتریس فازی بازی (۹) می گویند.

$$FG = \{S_1, S_2, A; V_0, p_o, \succ; W_0, q_0, \succ\} \qquad (۷)$$

V_0 و W_0 پارامترهای فازی برای بازیکن اول و دوم و علامت $\succ$ نیز فازی شده علامت => می باشد که معنای آن"ضرورتا بزرگتر یا مساوی " است.

مثلا در $t \underset{p}{\succ} a$ ، t ضرورتا بزرگتر یا مساوی a با قدرت تحمل p معنا می شود. حال تابع عضویت این عبارت به صورت ذیل تعریف می گردد

$$\mu_f(t) = \begin{cases} 1, t \ge a \\ 1 - \dfrac{(a-t)}{p}, & (a-p) \le t \le a \\ 0, t \le (a-p) \end{cases} \qquad (۸)$$

حال با توجه به تعاریف فوق ماتریس بازی با رویکرد فازی نیز با برنامه ریزی خطی فازی قابل حل می باشد.

$$\sum_i a_{ij} x_i \underset{p}{\succ} V_0, \sum x_i = 1 \qquad (۹)$$

$$\sum_j a_{ij} y_j \underset{p}{\prec} W_0, \sum y_j = 1 \qquad (۱۰)$$

تابع عضویت (۹) بدین شکل می باشد.

(۱۱)

$$\mu_j(A_j^T x) = \begin{cases} 1, A_j^T x \ge V_0 \\ 1 - \dfrac{(V_0 - A_j^T x)}{p}, & (V_0 - p) \le A_j^T x \le V_0 \\ 0, A_j^T x < (V_0 - p) \end{cases}$$

حال با توجه به تابع عضویت، برنامه ریزی خطی فازی (۹) را می توان به شکل زیر به برنامه ریزی خطی crisp تبدیل نمود.

$$Max\ \lambda$$

$$\lambda \le 1 - \frac{(V_0 - A_j^T x)}{p}, j = 1,2,\dots,n \qquad (۱۲)$$

$$\sum_i x_i = 1$$

حال به مشابه فوق برای (۱۰) نیز خواهیم داشت :

(۱۳)

$$\mu_j(A_j y) == \begin{cases} 1, A_j y \le W_0 \\ 1 - \dfrac{(A_j y - W_0)}{q}, & w_0 \le A_j y \le W_0 + q \\ 0, A_j y > (W_0 + q) \end{cases}$$

و سپس:

$$Min\ (-\eta)$$

$$\eta \le 1 + \frac{(W_0 - A_i x)}{q}, i = 1, 2, \dots, m$$

$$\sum_i y_i = 1 \qquad (۱۴)$$

که فرمول برنامه ریزی خطی فازی تبدیل به برنامه ریزی خطی ساده می شود.

۳- SVMجفت کلاسی (pairwise) برای چند کلاسه ها

فرض کنیم یک مجموعه داده train با n نمونه و داده $x_i \in X$ موجود باشد اگر x_i متعلق به کلاس ۱ یا ۲ باشد، y

باشد، y به ترتیب برچسب ۱+ و یا ۱- را اختیار می کند. ایده ایده اصلی روش بر اساس هسته (kernel) [4] می باشد که که ورودیX توسط تابع $\varphi = X \longrightarrow H$ به فضا ی هیلبرت (H)، که یک فضا با بعد بالاست، نسبت داده می شود. شود. این فضا معمولاً غیرخطی است و تابع φ به feature space معروف است. حال تابع هسته را بصورت زیر زیر تعریف می نماییم [4]:

$$K(x_i, x_j) = < \varphi(x_i), \varphi(x_j) > H \qquad (۱۵)$$

هدف SVM پیدا کردن ماکزیمم جدا کننده (w , b) در فضای feature کلاس ۱ و ۲ می باشد.

که بصورت زیر محاسبه می شود :

$$(\omega, b): \rho_{(\omega, b)}(x, y) = y\left(< \phi(x), w >_H + b\right) / \|w\|_H \qquad (۱۶)$$

همچنین برای محاسبه تابع تصمیم در SVM ، از فرمول زیر استفاده می شود.

$$f(x) = < w, \phi(x) >_H + b = \sum_{i \in SV_S} \alpha_1 . k(x_i, x) + b \qquad (۱۷)$$

اگر $f(x) > 0$ ، x متعلق به کلاس ۱ در غیر اینصورت متعلق به کلاس ۲ می باشد.

به کمک جفت کلاسه ها، می توان نشان داد که درSVM چند کلاسه $y_i = \{1, \dots, M\}$، M(M-1)/2 طبقه بندی باینری وجود دارد. در این مسأله، تابع تصمیم بصورت زیر محاسبه می شود:

$$f_{ij}(x) = < W_{ij}, \phi(x) >_H + b_{ij} = \sum_{L \in SV\, S_{ij}} \alpha_{ij} . k(x_L, x) + b_{ij} \qquad (۱۸)$$

که درآن، f_{ij} تابع تصمیم بین کلاس i ام و کلاس j ام می باشد و اگر $f_{ij} > 0$ ، آنگاه x متعلق به کلاس i ام است. واضح است که $f_{ij} = -f_{ji}$

در ذیل به بررسی مهمترین روشهای SVM به کمک جفت کلاسی ها می پردازیم.

۳-۱ Crisp-pairwise SVM

برای حل crisp-pairwise یکی از ساده ترین روشها، major voting [۶] است. در این روش x متعلق به کلاسی است که بیشترین رأی را داشته باشد تابع رأی بصورت زیر تعریف می شود:

$$\text{که } V_i(x) = \sum_{j \in [1..M]} Sgn\ F_{ij}(x) \qquad (۱۹)$$

$$y = \arg \underset{i \in [1..M]}{Max}\ V_i(x)$$

که درآن f_{ij} از(۱۸) محاسبه می شود ، y برچسب کلاس و M تعداد کلاسها است.

از روشهای دیگر می توان به DAG [۵]، که بر مبنای گراف می باشد، اشاره کرد. در این روش، تعلق داده به یک کلاس مطرح می شود و تخمین به کلاسهای دیگرصورت نمی پذیرد.

در بسیاری از مسائل کلاسه بندی نمی توان بطور قطعی داده x را به یک کلاس نسبت داد بلکه باید احتمال کلاسها را بررسی نمود.

۳-۲ احتمال SVM جفت کلاسه

در این روش احتمال داده x به M کلاس، بصورت زیر محاسبه می شود :

$$\{P_i\}_{i=1}^{M}$$

$$P_i = P(y = i \mid x) \quad and \quad \sum_{i=1}^{M} P_i = 1 \qquad (۲۰)$$

البته برای محاسبه احتمال کلاسها، قیدهایی نیز وجود دارد [۶].

روشهای voting وmarkov chain محاسبات بالا و پیچیدگی فراوانی دارند، به همین علت معمولا از روش Sigmoid [۶] استفاده می شود.

۴- کلاسه بندی جفت کلاسه ها با ماتریس بازی

می دانیم در مسئله کلاسه بندی داده های M کلاسه با استفاده از SVM با رویکرد جفت کلاس، داده x باید به کمک

تابع تصمیم (۱۸) در M(M-1)/2 طبقه بندی شرکت نماید و با ترکیب این طبقه بندی ها یک خروجی مناسب پیشگوئی شود، این اصل جفت کلاسی ها به کمک تئوری بازی و ماتریس بازی صورت می پذیرد .

برای این منظور، تابع C را بصورت $C:(X*Y*Y)\rightarrow[0,+\infty]$ تعریف می کنیم وآنرا تابع زیان (۲) می نامیم. همواره داریم $C(x,y,f(x))\geq 0$. (که در آن x یک الگو داده ای، y برچسب واقعی کلاس داده و $f(x)$ یک پیشگوئی برچسب کلاس می باشد.) نامساوی فوق، نشان می دهد که برای یک پیشگوئی درست، عایدی مثبتی داده نمی شود. همچنین داریم $C(x,y,y)=0$.

در SVM ، C بصورت زیر محاسبه می شود :

$$C(x,y,f(x))= Max\,(0\,,1-y\ f(x)) \qquad (۲۱)$$

در SVM ، ماتریس زیان[1] را که یک ماتریس مربعی M ×M است بصورت زیر تعریف می نماییم:

$$C_{ij}(x)=\begin{cases}0 & i=j\\ C(x,1,f_{ij}(x)), & i\neq j\end{cases} \qquad (۲۲)$$

که f_{ij} تابع تصمیم و با فرمول (۱۸) قابل محاسبه است.

در این ایده به دنبال استراتژی بهینه ای هستیم که داده x به کلاسه y نسبت داده شود و تابع زیان تا حد امکان مینیمم شود . به کمک تابع تصمیم (۱۸)، ماتریس زیان(۲۲) و سپس نقاط زینی برای استراتژی خالص و یا ترکیبی را بدست می آوریم.
طبق اصل ۱،۳،۲ ، ماتریس زیان دارای یک راه حل در استراتژی ترکیبی و یک نقطه زینی است. بنابراین در استراتژی ترکیبی یک فضای احتمال بر روی استراتژی خالص وجود دارد تا ماتریس زیان را می نیمم کند.

در مسأله SVM جفت کلاسه به کمک ماتریس بازی، استراتژی خالص داده x به کلاس i ام نسبت داده می شود و در استراتژی ترکیبی داده x متعلق به کلاس i ام با احتمال P_i است. حال برای پیشگویی بر چسپ کلاس داده x، بزرگترین احتمال کلاس ها را می یابیم :

$$P_i(x)=P(y=i|x)) \qquad (۲۳)$$ که

$$y=\arg\ Max\ P_i(x)$$

سپس در استراتژی ترکیبی و به کمک برنامه ریزی خطی، احتمال کلاسها را محاسبه می نماییم :

$$\min\ V \qquad (۲۴)$$

$$\sum_{i=1}^{M}P_i=1,\sum_{i}C_{ji}\ P_i\leq V,\ \ P_j\geq 0$$

و برای ماتریس بازی فازی (۹) نیز احتمال کلاسها بصورت ذیل محاسبه می شود:

$$\min\ (-\eta)\ \ , \qquad (25)$$

$$\sum_{i}P_i=1, i=1,2,\dots,\eta\leq 1+\frac{(W_0-C_iP)}{q}$$
$$\eta\leq 1, P\geq 0,\eta\geq 0$$

که پارامترهای آن در(۷) معرفی شده اند.
حل مسائل فوق به کمک الگوریتم Simplex [۳] در برنامه ریزی خطی صورت می پذیرد که از آن $\{P_i\}_{i=1}^{M}$ محاسبه می شود و بزرگترین P_i، بر چسب کلاس x را نشان می دهد. بنابراین مسأله SVM چند کلاسه به کمک تئوری بازی فازی و (۲۵) به یک مسأله خطی تبدیل می گردد و به همین علت این روش را Fuzzy Linear Programming-Pairwise (FLP-PSVM) SVM می نامیم.

۵- آزمایشات

در این بخش نتایج حاصل از آزمایشات که بر روی چندین مسأله طبقه بندی چند کلاسه صورت پذیرفته است، را با روش FLP – SVM و روشهای SVM جفت کلاسه مانند ۲OvO و ۳OvA مقایسه خواهیم کرد داده هایی که این مسائل را بر روی آن آزمایش کرده ایم از مجموعه داده های UCI [۷] و Statlog [۸] می باشند.

1. loss

2. One versus One
3. One versus All

اولین مجموعه داده مورد بررسی Wine است که در مجموعه داده های UCI [۷] معرفی شده است. Wine، ۲ کلاسه و دارای ۱۷۸ نمونه می باشد که ۷۰٪ داده ها را آموزش داده و از مابقی داده ها بعنوان تست استفاده می نماید. مجموعه بعدی DNA است که از مجموعه داده های Statlog [۸] و سه کلاسه می باشد. DNA دارای ۱۴۰۰ نمونه برای آموزش و ۱۱۸۷ نمونه برای تست است. مجموعه داده بعدی Letter، که در مجموعه داده Statlog معرفی شده است، دارای ۲۶ کلاس، ۱۰۵۰۰نمونه برای آموزش و ۵۰۰۰ نمونه برای تست می باشد.

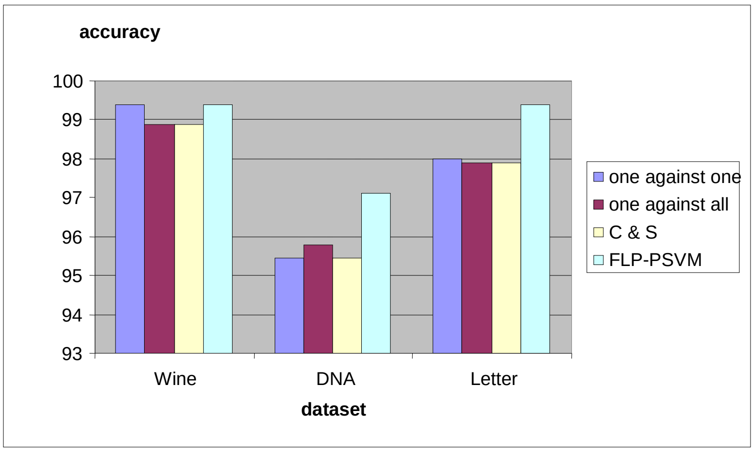
برای هر سه مجموعه داده فوق از پوسته RBF استفاده می کنیم. مقدار پارامترهای C و γ به ترتیب برای Wine ، 228 و 97×10^{-5} و برای DNA ، 8 و 15×10^{-3} و برای Letter نیز ۱۶ و ۴ می باشد. نتایج آزمایشات برای روش های OvO و OvA در [۱] آورده شده است.

با روش FLP – SVM معرفی شده در این مقاله به نتایج قابل قبولی در مقایسه با روشهای دیگر دست یافته ایم که در شکل ۱ آمده است. نکته قابل توجه این است، که در این روش بعلت خطی وغیر پارامتریک بودن الگوریتم، مرتبه زمانی برخلاف روشهای دیگر از مرتبه اول می باشد. همچنین به دلیل اینکه این الگوریتم دریک مرحله اجرا می شود، این روش نسبت به سایرروشهای غیرخطی سرعت بیشتری دارد.

۶- نتیجه گیری

در این مقاله استفاده از نظریه تئوری بازی فازی در کلاس بندی مسایل چند کلاسه با استفاده از SVM مورد بحث و بررسی قرار گرفته است. یک مساله M کلاسه، ابتدا به M(M-1)/2 مسئله دو کلاسه تبدیل می شود و سپس خروجی این کلاسه بندی ها منجر به تخمین یا پیشگوئی برچسب کلاس نهایی می گردد. هر کدام از کلاس بندی های SVM با استفاده از تئوری بازی فازی ابتدا مساله غیر خطی را به یک مسئله خطی تبدیل می نمایند و سپس با استفاده از برنامه ریزی خطی فازی که به ساده تبدیل می شود، معادلات حاصل را حل می کنند. نتایج آزمایشات انجام شده برروی مجموعه داده ها UCI و Statlog قابلیت روش ارایه شده را در مقایسه با سایر روش ها هم از نقطه نظر دقت و هم کارایی نشان می دهد.

برای آینده کار در نظر داریم از روشهای دیگر حل برنامه ریزی خطی به غیراز سیمپلکس (۳) برای بدست آوردن سرعت بالاتر استفاده نماییم.



شکل ۱ دقت طبقه بندی

۷- مراجع

[1] C. Wei, C. Jen Lin, A Comparison of Methods for Multiclass Support Vector Machines, *IEEE Transaction on Neural Networks*, Vol. 13, No. 2, March 2002.

[2] G. Owen, Game Theory, *Academic Press*, 1982.

[3] B. Mokhtar, Jaivis, Linear Programming and Network Flows, *Wiley and Sons Inc*,1977.

[4] V. Vapanik, Statistical Learning Theory, *Wiley*,1998.

[5] N.Cristianini, Large margin DAG's for multiclass classification, *MIT press*, vol. 12, pp. 547-553, 2000.

[6] T.-F. Wu, C. j. Lin, R. C. Weng, Probabilty Estimates for Multiclass Classification by Pairwise Coupling, *Journal of Machine Learning Research* 5 . 975-1005, 2004.

[7] C.L Blake, C.J Merz, UCI Respository of machine Learning dataset , *Technical report*, University of California, Irvine,CA,1998.

[8] ftp://ftp.ncc.up.pt/pub/statlog.

[9] C. R. Bector, S. Chandra, V. Vidyottama, Matrix Games with Fuzzy Goals and Fuzzy Linear Programming Duality, *Fuzzy Optimization and Decision Making*, 255-269, 2004.