علوم رایانش و فناوری اطلاعات
نشریه علمی انجمن کامپیوتر ایران
مجلد ۱۳، شماره ۱، ۱۳۹۴
صفحات ۳۷-۴۲
مقاله عادی

یک روش برای کاهش طبقه‌بندی داده با استفاده از تکنیک وزن‌دهی در +SVM

آرش قربان‌نیا دلاور زهرا جعفری

دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه پیام نور، تهران، ایران

چکیده

SVM یک الگوریتم یادگیری مرتبط به تجزیه و تحلیل داده‌ها و تشخیص الگوها مورد استفاده می‌باشد. اما مسئله مهمی که وجود دارد داده‌های تکراری و همچنین زمان پردازش واقعی آن بدرستی مورد محاسبه واقع نشده است. به همین دلیل در این مقاله ما یک روش +DCSVM که برای کاهش طبقه‌بندی داده‌ها با استفاده از تکنیک وزن‌دهی در +SVM است را ارائه داده‌ایم. روش پیشنهادی که با در نظر گرفتن پارامترها نسبت به +SVM زمان پاسخگویی بهینه دارد. با مشاهده پارامتر حجم داده‌ها و چگالی آن‌ها توانستیم اندازه بازه را به‌صورت موردی قسمت‌بندی نماییم که این طبقه‌بندی نسبت به مطالعه موردی بررسی شده زمان اجرای الگوریتم +SVM را کاهش می‌دهد. همچنین با ارائه تابع هدف روش پیشنهادی، توانستیم با ادغام نمودن پارامترها و قسمت‌بندی داده‌ها، داده‌های تکراری را نسبت به +SVM کاهش داده و درنهایت حدآستانه‌ای برای روش +DCSVM ارائه نمودیم تا با توجه به تابع صلاحیت، زمان پردازش را کاهش داده و همچنین سرعت پردازش داده‌ها را افزایش دهیم. در نهایت الگوریتم پیشنهادی با تکنیک وزن‌دهی تابع نسبت به +SVM از لحاظ کارآمدی بهینه شده است.

کلمات کلیدی: داده‌کاوی، ماشین بردار پشتیبان، طبقه‌بندی داده، داده‌های تکراری، چگالی، حد آستانه.

۱- مقدمه

در دهه ۲۰۰۰ (میلادی) استفاده از الگوریتم +SVM به‌عنوان یکی از روش‌های الگوریتم SVM[1] رواج پیدا کرد، که نسبت به سایر روش‌های دیگر آن از قبیل WSVM[2]، MVSVM[3]، GEPSVM[4]، عملکرد بهتری دارد.

داده‌کاوی که به مفهوم استخراج اطلاعات نهان و روابط مشخص در حجم زیادی از داده‌ها در یک یا چند بانک اطلاعاتی بزرگ است دارای چندین الگوریتم است.SVM یک الگوریتم یادگیری مرتبط به تجزیه وتحلیل داده‌ها و تشخیص الگوهای مورد استفاده برای طبقه‌بندی با در نظر گرفتن عموم داده‌ها است که محدود نبوده و قابل گسترش است. آموزش با استفاده از داده‌های خاص یکی از روش‌های یادگیری ماشین است که هدف آن ارتقای هر چه بهتر کلاس‌بندی با استفاده از داده‌هایی است که تنها در مرحله آموزش در دسترس است.

+SVM نسخه کاربردی و حالت کلی‌تر SVM است که تکیه ظریفی بر ارتباط بین داده‌های منظم و شاخص دارد، که ممکن است حداقل در برخورد با برخی مشکلات اجرایی مشابه استفاده کاربردی اطلاعات معقول داشته باشد. +SVM یک پیاده‌سازی مبتنی بر SVM از LUPI می‌باشد که به ندرت مورد بررسی قرار گرفته است. روش +SVM با استفاده از دانش قبلی جهت بهبود عملکرد الگوریتم و کاهش میزان داده‌های موردنیاز است که الگوی محرمانه آن به تازگی توسط VAPINK و همکاران معرفی شده است.

با استفاده روزافزون از پایگاه داده‌های اطلاعاتی و افزایش کارایی بهره‌وری از اطلاعات نیاز به ارائه روشی جهت بهبود کارایی الگوریتم کاربردی در داده‌کاوی است که بتوان از آن در جهت کاهش داده‌های تکراری و کاهش افزونگی استفاده کرد.

استفاده از داده‌های خاص یکی از روش‌های یادگیری ماشین است که هدف از آن ارتقاء هر چه بهتر کلاس‌بندی و طبقه‌بندی با استفاده از داده‌هایی است که تنها در مرحله آموزش در دسترس است. عوامل متعددی هزینه‌های طبقه‌بندی را کاهش می‌دهد، از آن جمله عوامل وزن‌دهی داده‌ها است که از طریق چک کردن داده‌های ورودی بر روی سرعت اجرا تأثیر می‌گذارد. در این تحقیق ما با استفاده از تکنیک وزن‌دهی به داده‌های مشخص و شاخص سعی بر کاهش طبقه‌بندی داده‌ها داریم که بتوانیم سرعت اجرای الگوریتم را بالا برده و نتایج بهتری را بگیریم.

۲- کارهای مرتبط

SVM یک الگوریتم یادگیری مرتبط با تجزیه و تحلیل داده‌ها و تشخیص الگوهای موردنظر برای طبقه‌بندی با در نظر گرفتن عموم داده‌ها است که محدود نبوده و قابل گسترش می‌باشد. بر پایه این الگوریتم، پایه الگوریتم‌هایی ارائه شده است که هر کدام مزایا و معایب خود را دارند که سعی در بالا بردن سرعت اجرا و کاهش هزینه دارند و به عبارتی سعی در بهبود الگوریتم پایه SVM دارند.

از جمله الگوریتم‌هایی که بر پایه SVM مطرح شده عبارتند از: WSVM، LSSVM[۵]، WLS SVM[۶]، RLS SVM[۷]، MVSVM، GEP SVM، EMV و SVM+ [۱، ۲].

جدول ۱

Problem(Section)	m	SVM+ SVM	SVM+ $R^{sep}_{V.}$ SVM	SVM+ $R^{non-sep}_{vs.}$ SVM	SVM+ vs.SVM+R^{n} on-sep
Digits (3.2)	40	0.000	0.000	0.000	0.934
	50	0.002	0.023	0.000	0.472
	60	0.005	0.048	0.043	0.005
	70	0.001	0.002	0.001	0.473
	80	0.001	0.036	0.003	0.114
	90	0.000	0.005	0.002	0.398

LUPI یک الگوی آموزش ماشین است که اخیرا مطرح شده و به منظور بهبود طبقه‌بندی با استفاده از اطلاعاتی است که صرفا هنگام آموزش در دسترس می‌باشد و نه در زمان امتحان، که از روش‌های آموزش و یادگیری انسانی نشأت گرفته است. اهداف LUPI تقلید رفتار جهان محاسباتی در برخورد با مجموعه گسترده‌ای از آموزش‌های نظارتی است. این اطلاعات در دسترس نیست ولی در طی آموزش برای ساخت مدل بهتر کمک می‌کند.

SVM+ همان نسخه کاربردی SVM از LUPI[۹] است. باوجود پتانسیل کاربردی این الگو در اپلیکیشن‌های LUPI و SVM+ به ندرت برای بروزرسانی مورد بررسی قرار گرفته‌اند.

در این تحقیق گزارشی از تلاش‌های‌مان را برای نتیجه‌گیری مجدد در زمینه SVM+ و نیز تحقیق در زمینه‌های علمی SVM+ ارائه می‌دهیم. گر چه تحقیقات بیشتری در زمینه تئوری و عملی LUPI و SVM+ برای درک بهتر ماهیت و امکان‌پذیری و محدودیت‌های آن موردنیاز می‌باشد، این تحقیق قصد دارد تا با تمرکز بر جنبه‌های عملی SVM+ گامی به جلو بردارد.

از نظر مفهومی ایده اصلی تأثیر اطلاعات شاخص در تشدید و تقویت اجراست. بررسی‌هایی که توسط دو گونه از اطلاعات شاخص انجام شده از یک سو اطلاعات شاخص ارائه شده حقیقی و از سوی دیگر خصوصیات اتفاقی مستنتج به‌صورت اطلاعات جداشدنی و جدانشدنی است. SVM+ برای اشاره به هر یک از مدل‌ها است در صورتی که SVM برای اشاره به هر دو مدل است.

SVM+ دو روش در استفاده از داده‌ها را داراست: در روش اول از اطلاعات شاخص و داده‌های منظم استفاده می‌کند. در روش دوم ابتدا از داده‌های منظم استفاده می‌کند و سپس از اطلاعات شاخص بهره می‌برد. روشی که ما در این تحقیق ارائه داده‌ایم ابتدا داده‌ها را براساس اطلاعات شاخص طبقه‌بندی کرده و سپس از داده‌های منظم و سایر ورودی‌ها بهره می‌برد.

در اصل هدف از طبقه‌بندی تمایز بین مجموعه اطلاعات ورودی است که به‌عنوان اطلاعات شاخص در LUPI مورد استفاده قرار می‌گیرد ولی باید به این نکته توجه داشت که یافتن اطلاعاتی که به‌عنوان شاخص مورد استفاده قرار گیرد، آسان نیست.

مهندسان در مورد مشکلات خاص در دنیای واقعی از SVM+ استفاده می‌کنند پس سعی در بهینه کردن این الگوریتم با استفاده از طبقه‌بندی انجام شده است.

DCSVM+ هم مانند SVM+ تکیه ظریفی بر ارتباط بین داده‌های منظم و اطلاعات شاخص دارد. همچنین حداقل در برخی موارد نشان داده شده است که شاخص‌هایی به‌صورت اتفاقی ایجاد شده‌اند و ممکن است نقش کلیدی را به‌عنوان اطلاعات شاخص ایفا کند. بنابراین زمانی که شاخص‌های رندم به‌عنوان اطلاعات شاخص در نظر گرفته می‌شوند نه‌تنها به‌عنوان اولین انتخاب منطقی به‌نظر می‌رسد بلکه یک خط مبنا برای اطلاعات شاخص اصلی برای مقایسه هستند.

MVSVM یک طبقه‌بندی کننده مؤثر است که می‌تواند به‌طور همزمان مسائل پیچیده را به‌طور منحصر به فرد و یا با XOR رسیدگی کند. همزمان با این روش GEP SVM هم مطرح شد که یک طبقه‌بندی کننده چند سطحی برای طبقه‌بندی داده‌های باینری است که به‌عنوان ماشین بردار پروگزیمال چند سطحی از طریق مقدار ویژه تعمیم است و در اصل انگیزه‌ای برای حل مشکلات XOR و به‌طور همزمان کاهش زمان محاسبات از SVM است که به‌جای حل تنها در یک سطح آن را به دو سطح غیرموازی حل می‌کند [۴، ۵].

هنوز هم MVSVM نتایج امیدوارکننده‌تر و نمایش تعمیم بهتری از GEP SVM برای انجام طبقه‌بندی‌های مختلف دارد. استفاده تنها از یک طرح‌ریزی بردار وزن برای هر کلاس جهت به دست آوردن طبقه‌بندی بهتر کافی نیست پس روش EMSVM ارائه شد که حداکثر فاصله از بردار متوسط پیش‌بینی‌شده خود را به نقاطی از کلاس مختلف برای پیدا کردن تفکیک بهتر، متفاوت از MVSVM با حداکثر تفکیک بین کلاس‌ها با اعمال حداکثر فاصله بین بردار متوسط از کلاس مختلف اعمال می‌کند. این کار باعث می‌شود EMSVM بیش از یک وزن بردار افتراقی برای هر کلاس با توجه به رتبه آن از بین کلاس ماتریس پراکندگی تشکیل شده به دست آورد. درواقع EMSVM می‌تواند دقت طبقه‌بندی را با افزایش تعداد بردارهای وزن بهبود بخشد، درواقع MVSVM، GEP SVM و EMSVM دارای مزیت رقابتی قابل‌توجهی بیش از SVM ازنظر هزینه محاسباتی می‌باشند.

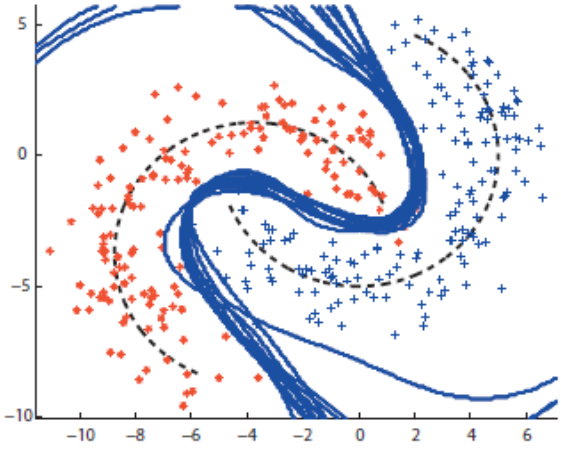
روش بعدی ارائه شده LMSVM بوده است که برای حداقل مربعات قوی SVM برای رگرسیون و طبقه‌بندی با نویز استفاده می‌شود. روش LS SVM حداقل مربعات SVM است که به نقاط دورافتاده یا نویز در مجموعه داده‌ای حساس هستند. در این روش جهت جلوگیری از تنظیم وزن یک رمان قوی از LS SVM ارائه می‌شود.

روش WLS SVM جهت چگونگی نسبت دادن وزن مناسب به نمونه آموزشی تعریف شد. استفاده از پارامتر P برای کنترل خطاها و افزایش استحکام باعث بیان شدن RLS SVM شد.

RLS SVM قوی‌تر از LS SVM، WLS SVM و LMSVM است و زمان آموزش آن کوتاه‌تر از همه موارد می‌باشد [۵، ۶].

بعد از این روش‌ها روش SVM+ با استفاده از دانش قبلی جهت بهبود عملکرد الگوریتم و کاهش میزان داده‌های موردنیاز توسط VAPINK و همکاران معرفی شد. SVM+ یک روش بر پایه SVM با استفاده از LUPI است و به عبارتی نسخه کاربردی SVM می‌باشد که تکیه ظریفی بر ارتباط بین داده‌های منظم و شاخص دارد و قابل مقایسه با روش WSVM است که براساس وزن‌دهی به نقاط براساس

نزدیکی یا دوری آن‌ها دارد. شکل اجرایی SVM+ بـر روی مجموعـه داده تعریـف شده (در شکل ۱) آورده شده است. روش SVM+ راه‌حـل غیربـدیهی منحصـر بـه فردی بسیار قوی‌تر از WSVM در جاهایی که افست واحد نبود، ارائه داد [۲].



شکل ۱- مرجع شماره [۱]

با فرموله کردن SVM+ مشکل دوگانگی بهینه شد. البته لازم به ذکر است که روش WSVM هم با در نظر گرفتن داده‌هـای خـاص مـی‌توانـد رفتـار SVM+ را تقلید کند. به عبارتی هر راه‌حل SVM+ نیز یک راه‌حل WSVM با انتخـاب وزن مناسب است. ولی توجه به ایـن نکتـه ضـروری اسـت کـه هـر راه‌حـل غیربـدیهی SVM+ منحصر به فرد اسـت بـرخلاف راه‌حـل‌هـای WSVM کـه ممکـن اسـت غیرمنحصر به فرد باشد پس WSVM و SVM+ معادل نیستند [۱، ۲، ۳].

۳- روش پیشنهادی

آموزش با استفاده از داده‌های خاص یکی از روش‌های یادگیری ماشـین اسـت کـه هدف از آن ارتقاء هرچه بهتر کلاس‌بندی و طبقه‌بندی با استفاده از داده‌هایی است که تنها در مرحله آموزش در دسترس است.

در این مقاله ما گزارشی از نتایج تلاش‌هایمان برای کاهش طبقه‌بنـدی داده بـا استفاده از وزن‌دهی داده‌ها ارائه می‌دهیم.

روش‌های متعددی برای بهبود الگوریتم SVM ارائه شد که عدم‌تعمیم مناسب و نبود تعداد بردارهای تعریفی مناسب باعث ناکارآمدی آن‌ها شده است. در نهایـت الگوریتم SVM+ به‌عنوان یک روش مناسب شناخته شده است که سعی بر بهبـود آن در این مقاله داریم.

فرمول SVM (Carlos Serra-Toro, 2014:2) بـه شـکل زیـر تعریـف شـده است:

$$\max_{\alpha}\sum_{i=1}^{m}\alpha_I - \frac{1}{2}\sum_{i,j=1}^{m}\alpha_i\alpha_j y_i y_j K(X_i,X_j),$$
$$s.t.\sum_{i=1}^{m} y_i\alpha_i=0, \quad 0\le\alpha_i\le C \qquad (۱)$$

متغیر مستقل K نماد کرنل و C نماد رگرسیون هستند.

بر پایه فرمول بالا، شکل ریاضی SVM+(Carlos Serra-Toro, 2014: 2) به شکل زیر تعریف شده است:

$$\max_{\alpha}\sum_{i=1}^{m}\alpha_I - \frac{1}{2}\sum_{i,j=1}^{m}\alpha_i\alpha_j y_i y_j K(X_i,X_j)$$
$$-\frac{1}{2\eta}\sum_{i.j=1}^{m}(\alpha_i+\beta_i-C)(\alpha_i+\beta_i-C)K_z(z_i,z_j) \qquad (۲)$$

η رگرسیون اضافه، β_i لاگرانژ و K_z کرنل در فضای z است.

۴- نوآوری و نتایج شبیه‌سازی

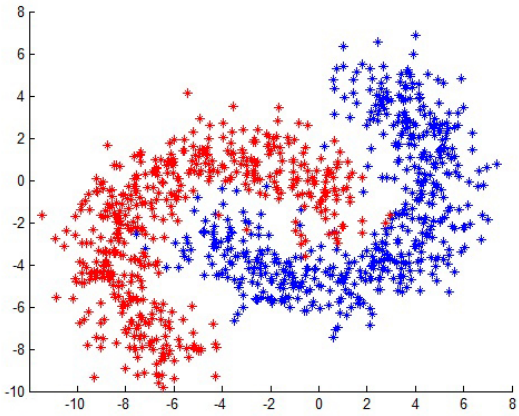
چون هدف کاهش طبقه‌بندی داده با استفاده از تکنیک وزن‌دهی است با توجه بـه تعداد و حجم داده‌ها به‌جای متغیر C از W بر J از نسبت تجمع داده‌ها بـر چگـالی فضای مسئله استفاده می‌کنیم و در نهایت به تابع صلاحیتی بـا شـکل جدیـد زیـر دست پیدا کردیم:

$$\max_{\alpha}\sum_{i=1}^{m}\alpha_I - \frac{1}{2}\sum_{i,j=1}^{m}\alpha_i\alpha_j y_i y_j K(X_i,X_j)-$$
$$\frac{1}{2\eta}\sum_{i.j=1}^{m}(\alpha_i+\beta_i-\frac{W}{J})(\alpha_i+\beta_i-\frac{W}{J})K_z(z_i,z_j) \qquad (۳)$$

W حجم و J چگالی هستند.

نتیجه شبیه‌سازی این تابع صلاحیت با جلوگیری از داده‌های خارج از محدوده، نتیجه‌ای با تراکم بیشتر داده‌هـا و کمـی سـرعت بـالاتری در اجـرا مشـاهده شـد. (شکل ۲)

```
(1)  alldata = [];
(2)  for i = 1:N1
(3)  if
(4)  size(find(data(i,:)==10000),2)<1
(5)  alldata = [alldata;
(6)  data(i,:)];
```



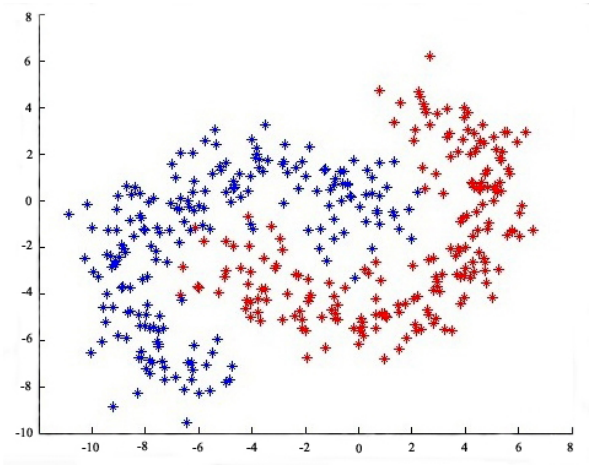
شکل ۲

سپس با قراردادن شمارنده‌ای، از ورود داده‌های تکراری جلوگیری کـردیم کـه زمان اضافه‌ای جهت پردازش این داده‌ها که قبلاً پردازش شده بودند، صرف نگردد. با این انجام این کار سرعت اجرای برنامه بالاتر رفته که امتیاز خوبی از نظـر زمـانی برای این روش محسوب می‌شود. (شکل ۳)

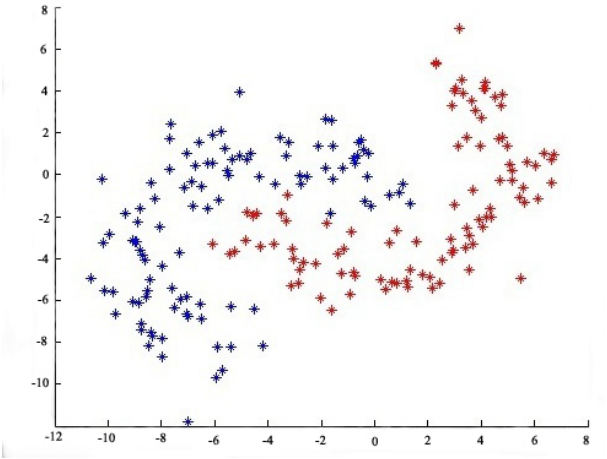
```
(1)  for j = 1:5
(2)  testindex = [];
(3)  trainindex = [];

(4)  for k = 1:N3
(5)  if mod(k,5)==mod(j,5)
(6)  testindex = [testindex k];
(7)  else
(8)  trainindex = [trainindex k];
```

چون کاهش طبقه‌بندی داده هدف مـوردنظر اسـت، آنگـاه بـا قـرار دادن حـد آستانه و تقسیم‌بندی کل فضای داده‌ای به ۴ بخش بین میـانگین صـفر و واریـانس

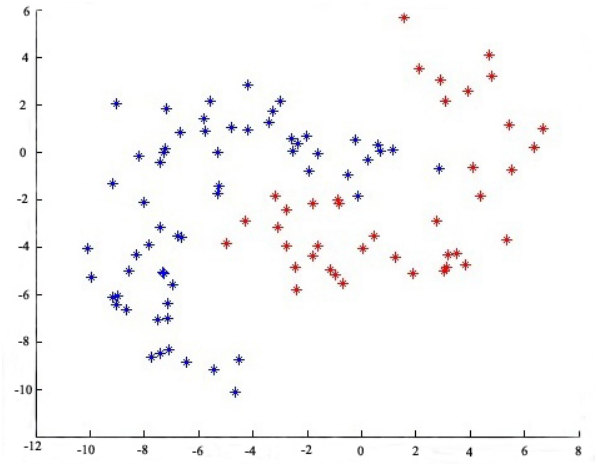
یک با شبه کد زیر این کار بهبود و پیاده‌سازی را انجام داده‌ایم که نتایج آن در شکل‌های ۴ تا ۷ قابل مشاهده است.



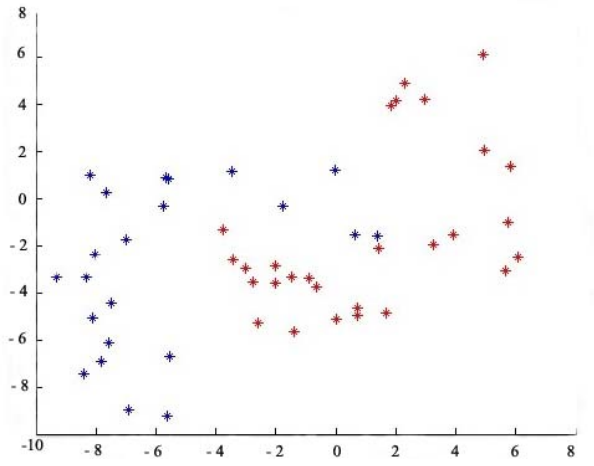
شکل ۳



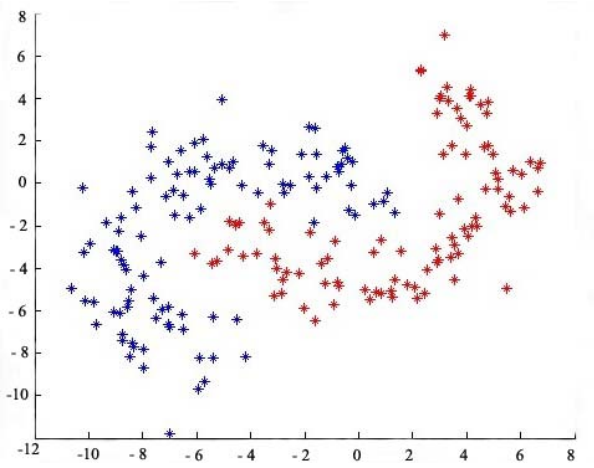
شکل ۴



شکل ۵



شکل ۶



شکل ۷

```
(1)     mdatax=mean(data(:,1));
(2)     mdatay=mean(data(:,2));
(3)     fi=(data(:,1)>=mdatax& data(:,2)>=mdatay);
(4)     datai=data(f1==1,:);
(5)     labelsi=labels(f1==1);

(6)     BEYNE 0 VA 1
(7)     for i = 1:N2-1
(8)      tmp1 = min(alldata(:,i));
(9)      tmp2 = max(alldata(:,i));
(10)    alldata(:,i) = (alldata(:,i)-tmp1)/(tmp2-tmp1);
```

۵- نتایج

+SVM از تمامی مدل‌های SVM اجرای بهتر و بالاتری دارد. حتی زمانی که از شاخص‌های اتفاقی به‌عنوان اطلاعات استفاده می‌کند. +SVM از نظر معنایی و مفهومی عملکرد بهتری نسبت به سایر مدل‌های SVM دارد پس در این مقاله سعی در بهبود این الگوریتم شد.

LUPI،+SVM و +DCSVM از نظر تئوری بسیار جذاب بوده و به‌صورت بالقوه در حل بسیاری از موارد مفید و مؤثر می‌باشد.

اگر مقادیر ارزشیابی با مجموعه بزرگ‌تری از داده‌ها جایگزین شود +DSVM احتمالاً نسبت به +SVM از نظر اجرای محاسباتی و طبقه‌بندی مفیدتر خواهد بود.

اگر میزان نرخ خطا را با یک تفاوت منطقی برای +SVM و +DSVM افزایش بدهیم هنوز +DSVM عملکرد و اجرای بهتر و بالاتری نسبت به +SVM دارد.

با توجه به جدول شماره ۱ که در آن الگوریتم +SVM نسبت به سایر الگوریتم‌های بهینه‌تر بوده را درنظر گرفته و نتایج بدست آمده آنرا با نتایج الگوریتم +DCSVM در جدول مقایسه می‌نماییم.

جدول ۲

ALGORITHM / DIGIT	SVM & SVM+	SVM+ & DCSVM+
40	000/0	000/0
50	002/0	001/0
60	005/0	002/0
70	001/0	001/0
80	001/0	000/0
90	000/0	000/0

میانگین بدست آمده از الگوریتم +SVM برابر با ۰/۰۰۹ است و میانگین بدست آمده از +DCSVM ۰/۰۰۴ است. می‌توان نتیجه گرفت +DCSVM در حالت بیشینه ۰/۰۰۵ کاهش پیدا کرده و در حالت کمینه برابر با خود +SVM است.

با افزایش مقادیر ورودی در +DCSVM نیز قالب‌های ارزشیابی و مقادیر اجرا بهبودیافته و اجرای بهتری نسبت به +SVM دارد.

مراجع

[1] C. Serra-Toro, V. Javier Traver, and F. Pla, "Exploring Some Practical Issues of SVM+: Is Really Privileged Information that Helps," Pattern Recogn. Lett., pp. 40-46, 2014.

[2] M. Lapin, M. Hein, and B. Schiele, "Learning Using Privileged Information: SVM+ and Weighted SVM," Neural Networks, vol. 53, pp. 95–108, 2014.

[3] J. Feyereisl, and U. Aickelin, "Privileged Information for Data Clustering," Information Sciences, vol. 194, pp. 4–23, 2012.

[4] D. Pechyony, and V. Vapnik, Fast Optimization Algorithms for Solving SVM+, in Statistical Learning and Data Science, Chapman and Hall/CRC, 2011, ch. 3, pp. 27-42.

[5] D. Pechyony, and V. Vapnik, "On the Theory of Learning with Privileged Information," Proc. NIPS, pp. 1894–1902, 2010.

[6] D. Bollegala, Y. Matsuo, and M. Ishizuka, "A Web Search Engine-based Approach to Measure Semantics Similarity between Words," IEEE Trans. Knowl. Data Eng. vol. 23, pp, 977–990, 2011.

[7] M. M. Rahman, S. K. Antani, and G. R. Thoma, "A Learning-based Similarity Fusion and Filtering Approach for Biomedical Image Retrieval using SVM Classification and Relevance Feedback," IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed. vol. 15, pp. 640–646, 2011.

[8] C.-C. Chang, and C.-J. Lin, "LIBSVM: a Library for Support Vector Machines," ACM Trans. Intell. Syst. Technol. vol. 2, 2011.

[9] B. Ribeiro, C. Silva, A. Vieira, A. Gaspar-Cunha, and J. das Neves, "Financial Distress Model Prediction using SVM+," Proc. IJCNN, pp. 1–7, 2010.

[10] D. Pascual, F. Pla, and J. S. Sanchez, "Cluster Validation Using Information Stability Measures," Pattern Recogn. Lett., vol. 31, pp. 454–461, 2010.

[11] D. Pechyony, R. Izmailov, A. Vashist, and V. Vapnik, "SMO-style Algorithms for Learning using Privileged Information," Proc. Int. Conf. Data Mining, pp. 235–241, 2010.

[12] F. Chang, C. Y. Guo, X. R. Lin, and C. J. Lu, "Tree Decomposition for Large-scale SVM Problems," J. Mach. Learn. Res., vol. 11, pp. 2935–2972, 2010.

[13] O. Amayri, andN. Bouguila, "A Study of Spam Filtering using Support Vector Machines," Artif. Intel. Rev., vol. 34, pp. 73–108, 2010.

[14] V. Vapnik, and A. Vashist, "A New Learning Paradigm: Learning using Privileged Information," Neural Networks, vol. 22, pp. 544–557, 2009.

[15] V. Vapnik, A. Vashist, and N. Pavlovitch, Learning using Hidden Information: Master-class Learning, Proc. NATO Workshop on Mining Massive Data Sets for Security, pp. 3–14, 2008.

[16] L. Liang, and V. Cherkassky, "Connection between SVM+ and Multi-task Learning," Proc. International Joint Conference on Neural Networks, pp. 2048–2054, 2008.

آرش قربان‌نیا دلاور در سال ۱۳۸۱ (۲۰۰۲) مدرک کارشناسی ارشد و در سال ۱۳۸۶ (۲۰۰۷) درجه دکتری خود را در رشته مهندسی کامپیوتر از دانشگاه علوم و تحقیقات دریافت کرد. ایشان در حال حاضر استادیار در گروه علوم کامپیوتر، دانشگاه پیام نور، تهران، هستند. علایق پژوهشی دکتر قربان‌نیا دلاور در زمینه‌های شبکه‌های کامپیوتری و داده‌کاوی می‌باشد.

آدرس پست‌الکترونیکی ایشان عبارت است از:

a_ghorbannia@pnu.ac.ir

زهرا جعفری در سال ۱۳۸۸ (۲۰۱۰) مدرک کارشناسی و در سال ۱۳۹۱ (۲۰۱۲) مدرک کارشناسی ارشد را در رشته مهندسی کامپیوتر – نرم‌افزار از دانشگاه پیام نور دریافت کرد. ایشان درحال حاضر به عنوان پژوهشگر در گروه علوم کامپیوتر، دانشگاه پیام نور، تهران، هستند. علایق پژوهشی زهرا جعفری در زمینه شبکه، داده‌کاوی و محاسبات ابری می‌باشد که در این زمینه موفق به دریافت گواهی‌نامه‌های داخلی و بین‌المللی شده است. آدرس پست‌الکترونیکی ایشان عبارت است از:

zj.nov1985@yahoo.com

اطلاعات بررسی مقاله:

تاریخ ارسال:۱۳۹۴/۰۲/۲۵

تاریخ اصلاح: ۱۳۹۴/۰۴/۱۸

تاریخ قبول شدن: ۱۳۹۴/۰۶/۱۶

نویسنده مرتبط: زهرا جعفری، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه پیام نور، تهران، ایران.

[1] Support Vector Machine
[2] Weighted SVM
[3] Multi-Weight Vector Projection SVM
[4] Generalized-Eigenvalue Based Multisurface SVM
[5] Least Squares SVM
[6] Weighted Least Squares SVM
[7] Realest Squares SVM
[8] Enhanced Multi Weight Vector Project SVM
[9] Learning Using Privileged Information