

[Accord.NET](http://www.dotnettips.info) کتابخانه‌ای است متن‌باز و بسیار کارآمد که در آن توابع بسیار زیادی در حوزه‌ی تحلیل آماری (statistical analysis)، یادگیری ماشین (machine learning)، پردازش تصویر (Image processing) و بینایی ماشین (computer vision) قرار گرفته‌اند تا در برنامه‌های NET. ایی مورد استفاده قرار گیرند.



چارچوب Accord.NET توسط آقای [سزار سوزا](http://www.sozar.com) بر پایه کتابخانه‌ی مشهور و محبوب [AForge.NET](http://www.aforge.net) (که توسط آقای [اندرو کریلو](http://www.andrewkirk.com) ایجاد شده بود) بنا شده و البته ابزارهای جدید زیادی به همراه یک محیط کامل برای محاسبات علمی (scientific computing) در NET. به آن اضافه شده است.

این چارچوب متشکل از چندین کتابخانه است که می‌توان آن را از طریق [NuGet](http://www.nuget.org) دریافت و نصب کرد.

کتابخانه‌های Accord.NET را می‌توان به سه دسته‌ی کلی تقسیم کرد :

1. محاسبات علمی (scientific computing)

<p>جهت کار با ماتریس‌ها عددی تجزیه ماتریس‌ها (decomposition matrix) الگوریتم‌های بهینه سازی عددی برای مسائل محدود و نامحدود توابع و ابزارهای خاص جهت استفاده در کاربردهای علمی</p>	1.1. Accord.Math
<p>شامل توابعی جهت توزیع‌های احتمال (probability distributions) آزمایش فرضیات (hypothesis testing) مدل‌های آماری (statistical models) و توابعی شامل: رگرسیون خطی، مدل پنهان مارکوف (Hidden Markov Models)، آنالیز اجزای اساسی (Principal Component Analysis) و خیلی از تکنیک‌های مرتبط دیگر.</p>	1.2. Accord.Statistics
<p>شامل دسته بندهای معروف از جمله: ماشین برداری پشتیبان - Support Vector Machines درخت تصمیم - Decision Trees مدل نیو بیز - Naive Bayesian models K-means مدل ترکیبی گوسین - Gaussian Mixture models و الگوریتم‌های متدوال دیگری مانند: Ransac, Cross-Grid-Search و validation</p>	1.3. Accord.MachineLearning
<p>شامل الگوریتم‌های معروف در حوزه شبکه‌های عصبی مصنوعی مانند: لونبرگ مارکواردت - Levenberg-Marquardt Parallel Resilient Back-propagation شبکه باور عمیق - Deep Belief Networks ماشین بولتزمن - Restructured Boltzmann Machines و تعدادی از شبکه‌های عصبی دیگر</p>	1.4. Accord.Neuro

2. پردازش تصویر و سیگنال

<p>شامل آشکارسازهای نقاط از جمله Harris, SURF, FAST و FREAK فیلترهایی برای تصاویر توابعی جهت انطباق (matching) و دوخت (stitching) تصاویر استخراج ویژگی‌های خوبی مانند - هیستوگرام گرادیان‌های شیب‌گرا و یا هاگ (Histograms of Oriented Gradients) و ویژگی‌های توصیفی بافتی هارلیک (Haralick's textural)</p>	2.1. Accord.Imaging
<p>تشخیص و ردیابی بی‌درنگ چهره توابعی برای تشخیص، ردیابی و تبدیل اشیایی که در جریانی (streams) از تصاویر هستند</p>	2.2. Accord.Vision
<p>شامل توابعی جهت پردازش صدا از جمله اسپکتروم آنالیزر</p>	2.3. Accord.Audio

3. سایر کتابخانه‌های پشتیبانی

شامل نمودار هیستوگرام، پلات‌ها و نمایشگرها و نمودارهایی برای داده‌های جدولی جهت کاربردهای علمی.	3.1. Accord.Controls
شامل ابزاری برای نمایش سریع تصاویر برای برنامه‌های Windows Forms	3.2. Accord.Controls.Imaging
شامل کنترل‌های Windows Forms برای نمایش شکل موج صوت و اطلاعات آن	3.3. Accord.Controls.Audio
شامل اجزاء و کنترل‌های Windows Forms برای ردیابی حرکات سر، صورت، دست و سایر کارهای مرتبط با بینایی ماشین	3.4. Accord.Controls.Vision

اگر با مفاهیم یادگیری ماشین و هوش مصنوعی کمتر آشنا هستید و در این قسمت کمی کلمات تخصصی به کار رفته نگران نباشید؛ در مطالب آتی به صورت کاربردی به استفاده‌ی از آنها خواهیم پرداخت.

نظرات خوانندگان

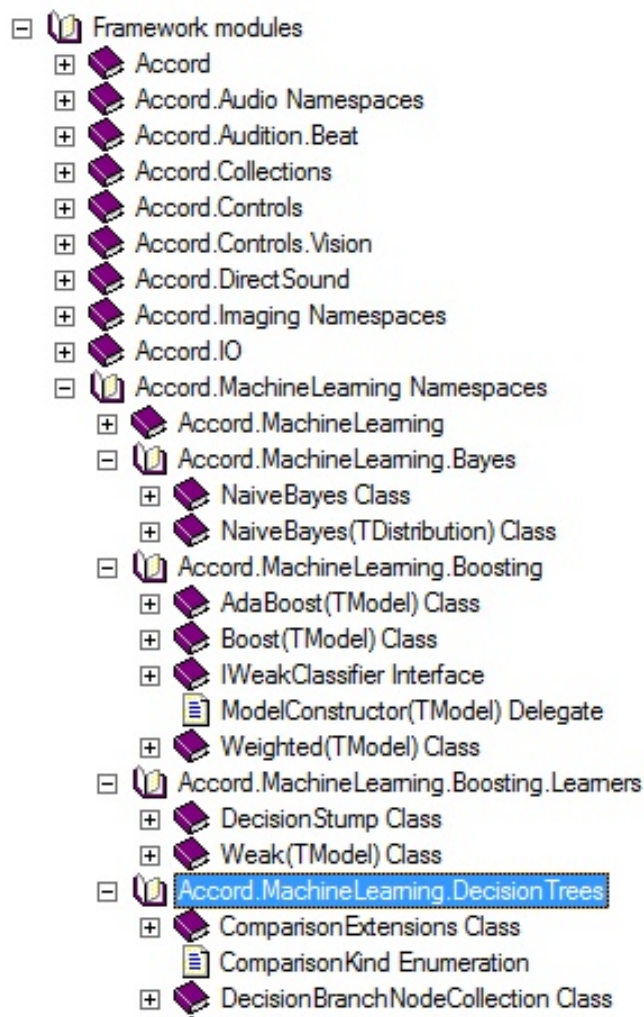
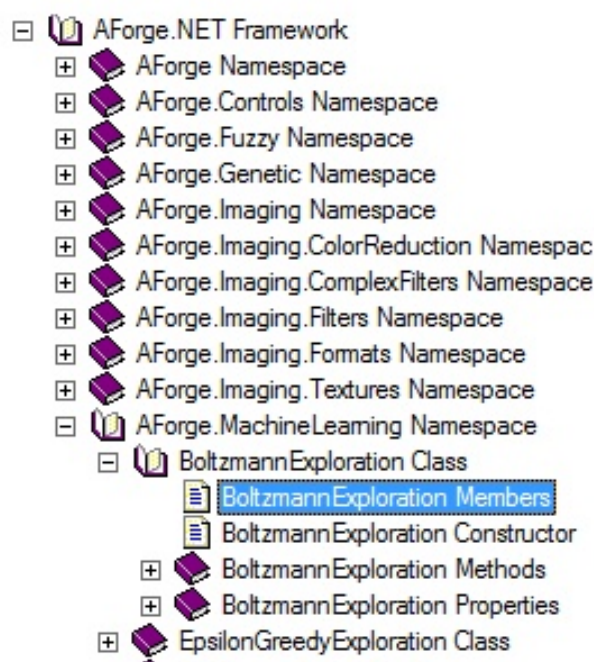
نویسنده: مصطفی عسگری
تاریخ: ۱۳۹۴/۰۵/۲۴ ۹:۵۰

مزایای این framework نسبت به AForge.NET چیست؟

نویسنده: محسن نجف زاده
تاریخ: ۱۳۹۴/۰۵/۲۴ ۱۷:۱۹

Accord.NET در حقیقت یک توسعه ای برای AForge.NET است. و چنانچه می‌خواهید از آکورد استفاده کنید بایستی ابتدا AForge.NET نصب نمایید.

AForge.NET یک کتابخانه بسیار عالی است اما در هر کدام از فضای نام هایش نقص هایی وجود دارد که در آکورد دات نت به آن افزوده شده است؛ به عنوان مثال در درختواره فضای نام MachineLearning مستندات دو پروژه مشاهده می‌کنیم که بسیاری از مفاهیم یادگیری ماشین از جمله : دسته بند نیو بیز، بوسستینگ، بگینگ، درخت تصمیم، انواع مختلف اعتبارسنجی‌ها و ... در Accord.NET گنجانده شده است.



نویسنده: زواری

تاریخ: ۱۸:۱۶ ۱۳۹۴/۰۵/۲۴

همچنین یک توسعه دیگر بنام [Accord.NET Extensions](#) وجود دارد که توسط دکتر " [دارکو یوریچ](#) " برای آکورد نوشته شده است و ادعا می‌کند که با پیاده سازی "اساس شی تصویر" بعنوان آرایه محلی دات نت (مانند متلب)، سرعت پردازش‌ها بیشتر کرده است.

نویسنده: زواری

تاریخ: ۱۹:۰۰ ۱۳۹۴/۰۵/۲۴

اینو هم اضافه کنم که اگر نیاز هست با دات نت، پروژه پردازش تصویر بنویسیم؛ بهتر هست تا از فریم ورکهای فوق استفاده کنیم. یک برنامه خیلی ابتدایی [Emgu-V.S.-Aforge-V.S.-WICInterop.rar](#) برای مقایسه سرعت بین "Emgu"، "AForge"، و "WIC" نوشتم؛ به این ترتیب که یک تصویر خیلی بزرگ (حدود 10 مگابایت، تصویر یک نقشه) رو پویش میکنند. برای این پویش "aforg" دو ثانیه، "emgu" پنج و WIC بیست ثانیه زمان سپری شد. درضمن ادعای برتری " [Accord.NET Extensions Framework](#) " رو هم بصورت مستند میتونید در لینک " [Introducing Portable #Generic Image Library for C](#) " مشاهده کنید.

در [مطلب قبل](#) با ساختار کلی کتابخانه Accord.NET آشنا شدیم. در این قسمت پس از فراگیری نحوه‌ی فراخوانی کتابخانه، به اجرای اولین برنامه‌ی کاربردی به کمک آکورد دات نت می‌پردازیم.

برای استفاده از Accord.NET می‌توان به یکی از دو صورت زیر اقدام کرد :
دریافت آخرین نسخه‌ی متن باز و یا d11های پروژه‌ی Accord.NET [از طریق گیت هاب](#)

نصب [از طریق NuGet](#) (با توجه به این که در چارچوب Accord.NET کتابخانه‌های متنوعی وجود دارند و در هر پروژه نیاز به نصب همگی آنها نیست، فضای نام‌های مختلف در بسته‌های مختلف نیوگت قرار گرفته‌اند و برای نصب هر کدام می‌توانیم یکی از فرمان‌های زیر را استفاده کنیم)

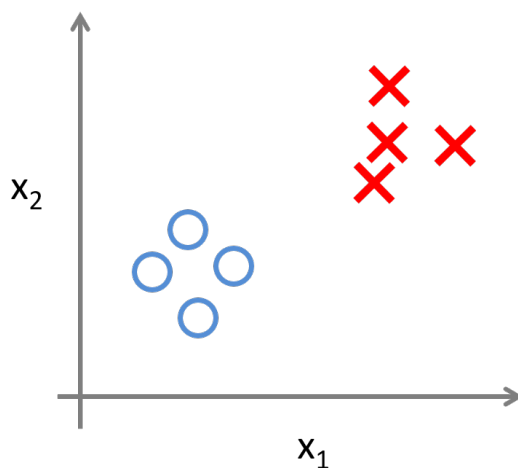
```
PM> Install-Package Accord.MachineLearning
```

```
PM> Install-Package Accord.Imaging
```

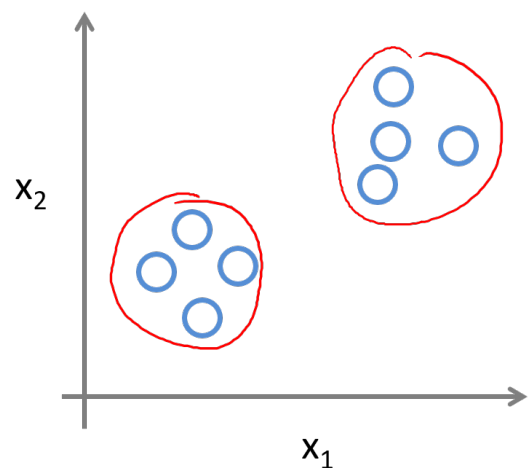
```
PM> Install-Package Accord.Neuro
```

در اولین برنامه‌ی کاربردی خود می‌خواهیم الگوریتم ماشین بردار پشتیبان یا support vector machine را که یکی از روش‌های یادگیری **بانظارت** است برای **طبقه‌بندی** مورد استفاده قرار دهیم.
نکته : روش‌های یادگیری به دو دسته کلی با نظارت (*Supervised learning*) و بدون نظارت (*Unsupervised learning*) تقسیم بندی می‌شوند. در روش با نظارت، داده‌ها دارای برچسب یا label هستند و عملاً نوع کلاس‌ها مشخص هستند و اصطلاحاً برای طبقه بندی (*Classification*) استفاده می‌شوند. در روش بدون نظارت، داده‌هایمان بدون برچسب هستند و فقط تعداد کلاس‌ها و نیز یک معیار تفکیک پذیری مشخص است و برای خوشه بندی (*Clustering*) استفاده می‌شوند.

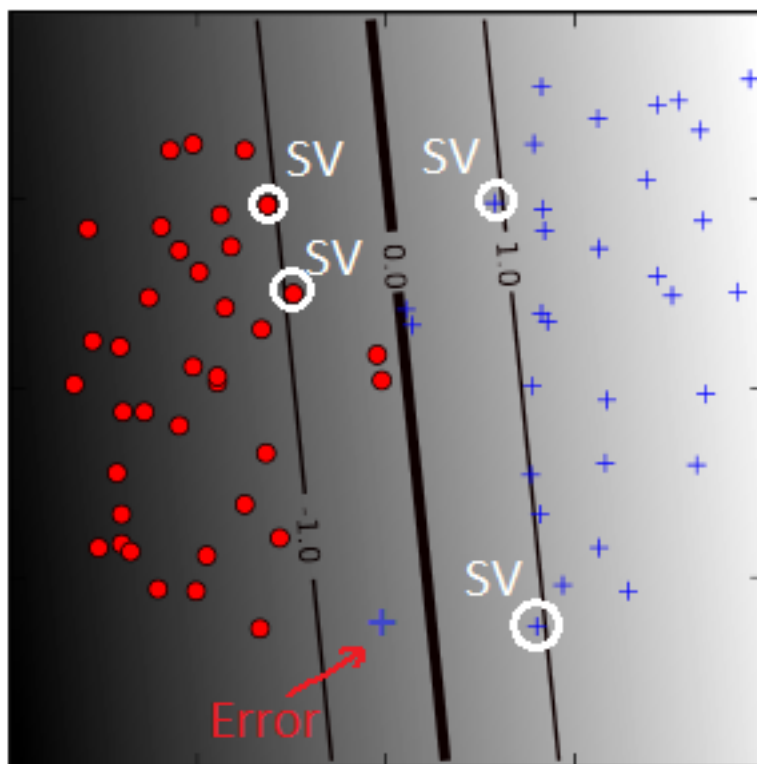
Supervised Learning



Unsupervised Learning

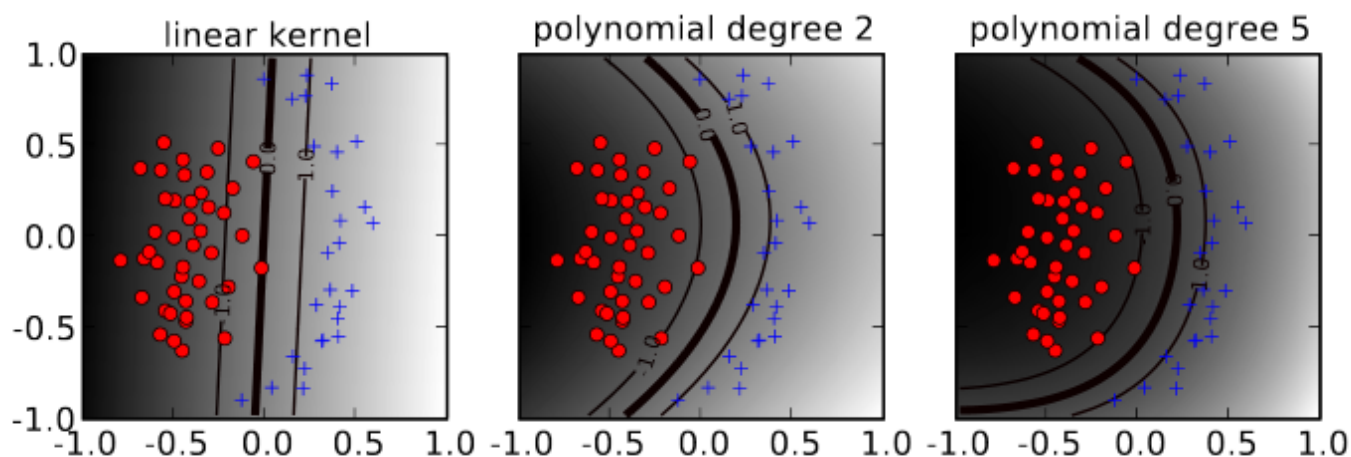


عملکرد SVM یا ماشین بردار پشتیبان به صورت خلاصه به این صورت است که با در نظر گرفتن یک خط یا ابرصفحه جدا کننده فرضی، ماشین یا دسته بندی را ایجاد می کند که از نقاط ابتدایی کلاس های مختلف که بردار پشتیبان یا SV نام دارند، بیشترین فاصله را دارند و در نهایت داده ها را به دو کلاس مجزا تقسیم می کند.



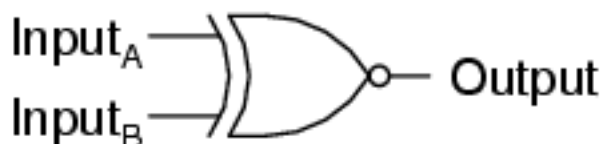
در تصویر بالا مقداری خطا مشاهده می شود که با توجه با خطی بودن جداساز مجبور به پذیرش این خطا هستیم.

در نسخه های جدیدتر این الگوریتم یک Kernel (از نوع خطی Linear، چند جمله ای Polynomial، گوسین Gaussian و یا ...) برای آن در نظر گرفته شد که عملاً نگاشتی را بین خط (نه صرفاً فقط خطی) را با آن ابرصفحه جداکننده برقرار کند. در نتیجه دسته بندی با خطای کمتری را خواهیم داشت. (اطلاعات بیشتر در [+](#) و همچنین مطالب دکتر سعید شیری درباره SVM در [+](#))



یک مثال مفهومی : هدف اصلی در این مثال شبیه سازی تابع XNOR به Kernel SVM می باشد.

Exclusive-NOR gate



A	B	Output
0	0	1
0	1	0
1	0	0
1	1	1

برای شروع کار از فضای نام MachineLearning استفاده می کنیم و بسته ی نیوگت مربوطه را فرخوانی می کنیم. پس از اجرا، مشاهده می کنیم که فضای نام های Accord.Math و Accord.Statistics نیز به پروژه اضافه می شود.

```
PM> Install-Package Accord.MachineLearning
Attempting to resolve dependency 'Accord (≥ 3.0.2)'.
Attempting to resolve dependency 'Accord.Math (≥ 3.0.2)'.
Attempting to resolve dependency 'Accord.Statistics (≥ 3.0.2)'.
Installing 'Accord 3.0.2'.
```

در ابتدا مقادیر ورودی و برچسب ها را تعریف می کنیم

```
// ورودی
double[][] inputs =
{
    new double[] { 0, 0 }, // 0 xnor 0: 1 (label +1)
    new double[] { 0, 1 }, // 0 xnor 1: 0 (label -1)
    new double[] { 1, 0 }, // 1 xnor 0: 0 (label -1)
    new double[] { 1, 1 }  // 1 xnor 1: 1 (label +1)
};

// خروجی دسته بند ماشین بردار پشتیبان باید 1- یا 1+ باشد
int[] labels =
```



```
{
    // 1, 0, 0, 1
    1, -1, -1, 1
};
```

پس از انتخاب نوع کرنل یا هسته، دسته‌بندمان را تعریف می‌کنیم :

```
// ساخت کرنل
IKernel kernel = createKernel();

// ساخت دسته بند به کمک کرنل انتخابی و تنظیم تعداد ویژگی‌ها ورودی‌ها به مقدار 2
KernelSupportVectorMachine machine = new KernelSupportVectorMachine(kernel, 2);
```

تابع ساخت کرنل :

```
private static IKernel createKernel()
{
    //var numPolyConstant = 1;
    //return new Linear(numPolyConstant);

    //var numDegree = 2;
    //var numPolyConstant = 1;
    //return new Polynomial(numDegree, numPolyConstant);

    //var numLaplacianSigma = 1000;
    //return new Laplacian(numLaplacianSigma);

    //var numSigAlpha = 7;
    //var numSigB = 6;
    //return new Sigmoid(numSigAlpha, numSigB);

    var numSigma = 0.1;
    return new Gaussian(numSigma);
}
```

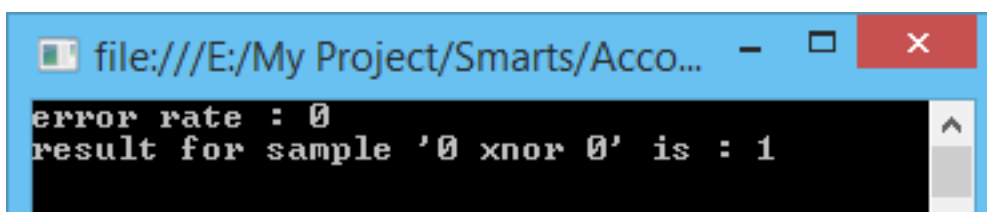
و سپس بایستی این Classifier را به یک الگوریتم یادگیری معرفی کنیم. الگوریتم بهینه سازی حداقلی ترتیبی (Sequential Minimal Optimization) یکی از روش‌های یادگیری است که برای حل مسائل بزرگ درجه دوم بکار می‌رود و معمولاً برای آموزش دسته بندی SVM از همین آموزنده استفاده می‌شود :

```
// معرفی دسته بندمان به الگوریتم یادگیری SMO
SequentialMinimalOptimization teacher_smo = new SequentialMinimalOptimization(machine_svm,
inputs, labels);

// اجرای الگوریتم یادگیری
double error = teacher_smo.Run();
Console.WriteLine(string.Format("error rate : {0}", error));
```

در نهایت می‌توانیم به عنوان نمونه برای آزمایش یکی از مقادیر ورودی را مورد بررسی قرار دهیم و خروجی کلاس را مشاهده کنیم.

```
// بررسی یکی از ورودی‌ها
var sample = inputs[0];
int decision = System.Math.Sign(machine_svm.Compute(sample));
Console.WriteLine(string.Format("result for sample '{0} xor {0}' is : {0}", decision));
```



از این ساختار می‌توانیم برای طبقه بندی‌های با دو کلاس استفاده کنیم؛ مانند تشخیص جنسیت (مرد و زن) از طریق تصویر، تشخیص جنسیت (مرد و زن) از طریق صدا، تشخیص داشتن یا نداشتن یک بیماری خاص و برای ایجاد هر کدام از این برنامه‌ها نیاز به یک مجموعه داده، استخراج ویژگی از آن و سپس نسبت دادن آن به الگوریتم داریم. در جلسات آینده با مفاهیم استخراج ویژگی و SVM چند کلاس آشنا خواهیم شد.

[دریافت کد](#)