طراحی یک سیستم یادگیری ماشین

سید ناصر رضوی n.razavi@tabrizu.ac.ir

۱۳۹۵

تشخیص هرزنامه

From: cheapsales@buystufffromme.com
To: razavi@iust.ac.ir
Subject: Buy now!

Deal of the week! Buy now!
Rolex w4tchs - $100
Med1cine (any kind) - $50
Also low cost M0rgages available.

From: Sullivan Kettler
To: razavi@iust.ac.ir
Subject: Christmas dates?

Hi Naser,
Was talking to Nicolas about plans for Xmas. When do you get off work. Meet Dec 22?
Sullivan.

ایجاد یک کلاس‌بند هرزنامه

- یادگیری نظارت شده.
  - x : ویژگی‌های ایمیل
    - انتخاب ۱۰۰ کلمه که نشان دهنده‌ی هرزنامه یا ایمیل معمولی هستند، مانند خرید، تخفیف، معامله، ...
  - y: هرزنامه (۱) یا غیر هرزنامه (۰)

```
From: cheapsales@buystufffromme.com
To: razavi@iust.ac.ir
Subject: Buy now!

Deal of the week! Buy now!
Rolex w4tchs - $100
Med1cine (any kind) - $50
Also low cost M0rgages
available.
```

- توجه. در عمل معمولاً از n کلمه‌ی متداول‌تر (۱۰۰۰۰ تا ۵۰۰۰۰) در مجموعه‌ی آموزشی استفاده می‌شود.

ایجاد یک کلاس‌بند هرزنامه

- س. چگونه یک کلاس‌بند با درصد خطای پایین ایجاد کنیم؟
  - جمع‌آوری داده‌های بسیار زیاد
  - توسعه‌ی ویژگی‌های پیشرفته بر اساس اطلاعات مسیریابی ایمیل
  - توسعه‌ی ویژگی‌های پیشرفته بر اساس کلمات به کار رفته در بدنه‌ی پیغام.
    - به عنوان مثال، آیا کلماتی مانند معامله و معاملات و معامله کننده باید به عنوان یک کلمه در نظر گرفته شوند یا خیر.
  - توسعه‌ی الگوریتم‌های پیچیده برای تشخیص غلط‌های املایی عمدی!

۵ تحلیل خطا

رویکرد پیشنهادی

- انتخاب الگوریتم یادگیری و پیاده‌سازی.
  - با یک الگوریتم ساده که به سرعت قابل پیاده‌سازی باشد شروع کنید.
  - آن را پیاده‌سازی و بر روی مجموعه‌ی اعتبارسنجی آزمایش کنید.
- عیب‌یابی الگوریتم یادگیری.
  - منحنی‌های یادگیری را ترسیم کنید تا بفهمید آیا نیاز به داده‌های بیشتر، ویژگی‌های بیشتر، کاهش ضریب تنظیم و غیره دارید یا خیر.
- تحلیل خطا.
  - داده‌های موجود در مجموعه‌ی اعتبارسنجی را که الگوریتم در مورد آنها اشتباه کرده است، بررسی کنید.
  - ببینید آیا ویژگی مشترکی در این داده‌ها وجود دارد که باعث ایجاد خطا شده است یا خیر.

تحلیل خطا

- فرض کنید در مجموعه‌ی اعتبارسنجی ۵۰۰ نمونه ایمیل وجود دارد.
- الگوریتم یادگیری ۱۰۰ ایمیل را نادرست کلاس‌بندی کرده است.
- این ۱۰۰ نمونه را بررسی کنید و آنها را بر اساس مواردی مانند زیر دسته‌بندی کنید:
  - نوع ایمیل: دارو، تبلیغاتی، سرقت رمز عبور
  - سرنخ‌هایی که فکر می‌کنید می‌توانند به الگوریتم در کلاس‌بندی درست این ایمیل‌ها کمک کنند.

دارو: ۱۲
تبلیغاتی: ۴
سرقت رمز عبور: ۵۳
سایر: ۳۱

غلط‌های املایی عمدی: ۵
مسیریابی غیرمعمول: ۱۶
استفاده غیرمعمول از علائم نگارشی: ۳۲

اهمیت ارزیابی‌های کمّی و عددی

- س. آیا کلماتی مانند معامله، معاملات و معامله‌گر باید یکسان در نظر گرفته شوند؟
  - برای این منظور می‌توان از نرم‌افزارهای مربوط به ریشه‌یابی کلمات استفاده نمود. [مانند Porter stemmer]

- تحلیل خطا در این موارد کمک کننده نیست و تنها راه‌حل این است که ایده‌ی بالا را در عمل آزمایش کنیم.

- به عبارت دیگر، نیاز داریم عملکرد الگوریتم را در هر دو مورد بر روی مجموعه‌ی اعتبارسنجی به صورت عددی ارزیابی کنیم و سپس بر اساس نتایج ارزیابی تصمیم‌گیری نماییم.
  - بدون ریشه‌یابی کلمات: ۵٪ خطا
  - با ریشه‌یابی کلمات: ۳٪ خطا

سنجش خطا برای کلاس‌های ناهمتوازن

مثال: تشخیص سرطان

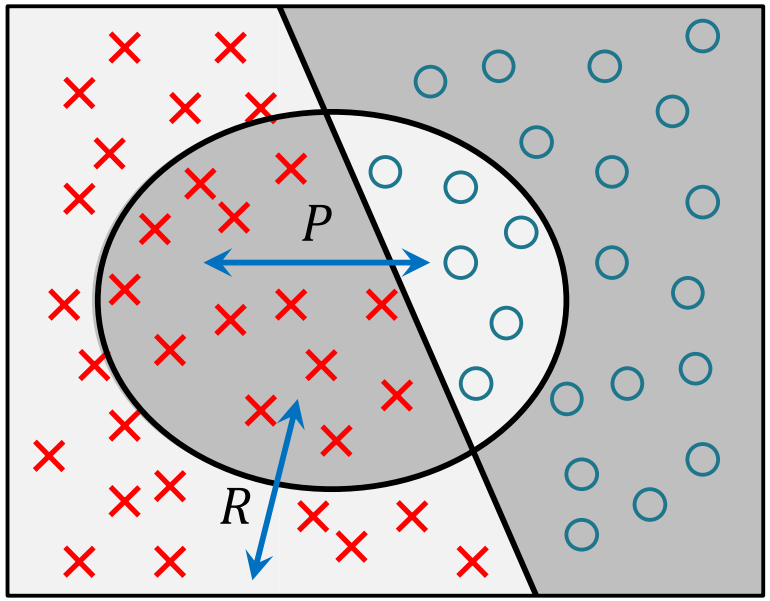
- یک مدل رگرسیون لجستیکی را آموزش دهید.
  - خروجی: سرطان $(y = 1)$؛ در غیر این صورت $(y = 0)$
- فرض کنید خطای مدل آموزش داده شده برای مجموعه‌ی آزمایشی برابر با ۱٪ باشد.
  [۹۹٪ تشخیص درست]
- فرض کنید در داده‌های ما تنها ۰/۵ درصد از بیماران واقعاً سرطان دارند.

```
function y = predictCancer(x)
    y = 0;  % just ignore x
end;
```

خطا: ۰/۵ درصد

کلاس نامتوازن. کلاسی که در آن نسبت تعداد نمونه‌های مثبت به تعداد نمونه‌های منفی (و یا بالعکس) بسیار کوچک (نزدیک به صفر) است.

نرخ درستی و نرخ یادآوری



نرخ درستی

- نرخ درستی. نسبت تعداد نمونه‌هایی که به درستی مثبت تشخیص داده شده‌اند، به تعداد کل نمونه‌هایی که مثبت تشخیص داده شده‌اند.

		Actual Class: 1	Actual Class: 0
Predicted Class	1	True Positive	False Positive
	0	False Negative	True Negative

$$\frac{\text{True Positive}}{\text{\# predicted Positive}} = \frac{\text{True Positive}}{\text{True Positive} + \text{False Positive}}$$

نرخ یادآوری

- نرخ یادآوری. نسبت تعداد نمونه‌هایی که به درستی مثبت تشخیص داده شده‌اند، به تعداد کل نمونه‌هایی که واقعاً مثبت هستند.

		Actual Class: 1	Actual Class: 0
Predicted Class	1	True Positive	False Positive
	0	False Negative	True Negative

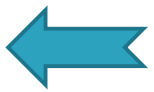
$$\frac{\text{True Positive}}{\text{\# actual Positive}} = \frac{\text{True Positive}}{\text{True Positive + False Negative}}$$

موازنه میان نرخ درستی و نرخ یادآوری

$$\text{precision} = \frac{\text{true positives}}{\text{no. of predicted positive}}$$

$$\text{recall} = \frac{\text{true positives}}{\text{no. of actual positive}}$$

- رگرسیون لجستیکی.
- فرضیه: $0 \leq h_\theta(x) \leq 1$
- پیش‌بینی:
  - $y = 1$ اگر: $h_\theta(x) \geq 0.5$
  - $y = 0$ اگر: $h_\theta(x) < 0.5$
- به منظور افزایش ضریب اطمینان می‌توان به صورت زیر پیش‌بینی نمود:
  - $y = 1$ اگر: $h_\theta(x) \geq 0.9$
  - $y = 0$ اگر: $h_\theta(x) < 0.9$



افزایش نرخ درستی

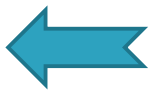
کاهش نرخ یادآوری

موازنه میان نرخ درستی و نرخ یادآوری

$$\text{precision} = \frac{\text{true positives}}{\text{no. of predicted positive}}$$

$$\text{recall} = \frac{\text{true positives}}{\text{no. of actual positive}}$$

- رگرسیون لجستیکی.
- فرضیه: $0 \leq h_\theta(x) \leq 1$
- پیش‌بینی:
  - $y = 1$ اگر: $h_\theta(x) \geq 0.5$
  - $y = 0$ اگر: $h_\theta(x) < 0.5$
- اگر بخواهیم تعداد نمونه‌های مثبت کمتری را از دست بدهیم:
  - $y = 1$ اگر: $h_\theta(x) \geq 0.3$
  - $y = 0$ اگر: $h_\theta(x) < 0.3$



کاهش نرخ درستی

افزایش نرخ یادآوری

امتیاز F

- س. چگونه می‌توان نرخ درستی و نرخ یادآوری الگوریتم‌های مختلف را با هم مقایسه نمود؟

	نرخ درستی	نرخ یادآوری
الگوریتم ۱	۰/۵	۰/۴
الگوریتم ۲	۰/۷	۰/۱
الگوریتم ۳	۰/۰۲	۱/۰

- امتیاز F.
  - اگر $P = 0$ یا $R = 0$، آنگاه امتیاز F برابر با صفر است.
  - اگر $P = 1$ و $R = 1$، آنگاه امتیاز F برابر با یک است.

$$2\frac{P \cdot R}{P + R}$$

امتیاز F

- س. چگونه می‌توان نرخ درستی و نرخ یادآوری الگوریتم‌های مختلف را با هم مقایسه نمود؟

	نرخ درستی	نرخ یادآوری	امتیاز F
الگوریتم ۱	۰/۵	۰/۴	۰/۴۴۴
الگوریتم ۲	۰/۷	۰/۱	۰/۱۷۵
الگوریتم ۳	۰/۰۲	۱/۰	۰/۰۳۹

- امتیاز F.
  - اگر $P = 0$ یا $R = 0$، آنگاه امتیاز F برابر با صفر است.
  - اگر $P = 1$ و $R = 1$، آنگاه امتیاز F برابر با یک است.

$$2\frac{P \cdot R}{P + R}$$

داده‌ها برای یادگیری ماشین

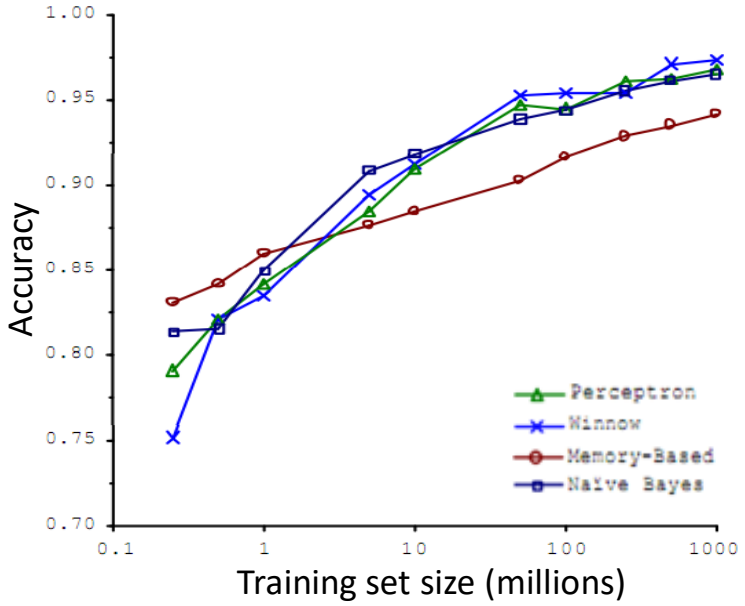
طراحی یک سیستم یادگیری با دقت بالا

- مسئله. تشخیص کلمات مشابه [بانکو و بریل، ۲۰۰۱]

{to, too, two}, {then, than}

For breakfast, I ate _____ eggs.

- الگوریتم‌ها.
  - پرسپترون (رگرسیون لجستیکی)
  - وینو
  - مبتنی بر حافظه
  - کلاس‌بند بیز



« برنده آن کسی نیست که بهترین الگوریتم را در اختیار دارد. برنده آن کسی است که داده‌های بیشتری دارد. »

منطق توجیه کننده برای داده‌های زیاد

- توجه. داشتن داده‌های بیشتر تنها زمانی مفید است که بردار ویژگی x دربرگیرنده‌ی اطلاعات کافی برای تخمین خروجی y باشد.
  - مثال ۱. پر کردن جای خالی با کلمات داده شده (بله)
  - مثال۲. تخمین قیمت خانه تنها با دانستن اندازه‌ی آن (خیر)

- یک آزمایش مفید. آیا با داشتن ورودی x، یک انسان خبره می‌تواند مقدار y را با ضریب اطمینان بالا پیش‌بینی کند؟

منطق توجیه کننده برای داده‌های زیاد

- استفاده از یک الگوریتم یادگیری قدرتمند با پارامترهای زیاد.
  - رگرسیون خطی یا لجستیکی با تعداد بسیار زیادی از ویژگی‌ها
  - شبکه‌ی عصبی با تعداد بسیار زیادی از واحدهای مخفی
  - خطای مجموعه‌ی آموزشی کم (۱)

- استفاده از یک مجموعه آموزشی بسیار بزرگ. [کاهش خطر بیش‌برازش]
  - خطای مجموعه آموزشی تقریباً برابر با خطای مجموعه‌ی آزمایشی (۲)

- نتیجه (۱) و (۲). خطای مجموعه‌ی آزمایشی کم. [قابلیت تعمیم بالا]