

تشخیص آنومالی

سید ناصر رضوی n.razavi@tabrizu.ac.ir

۱۳۹۵

مثال مقدماتی

۲

□ ویژگی‌های مربوط به موتور هواپیما در آزمایش ایمنی.

□ گرمای تولید شده

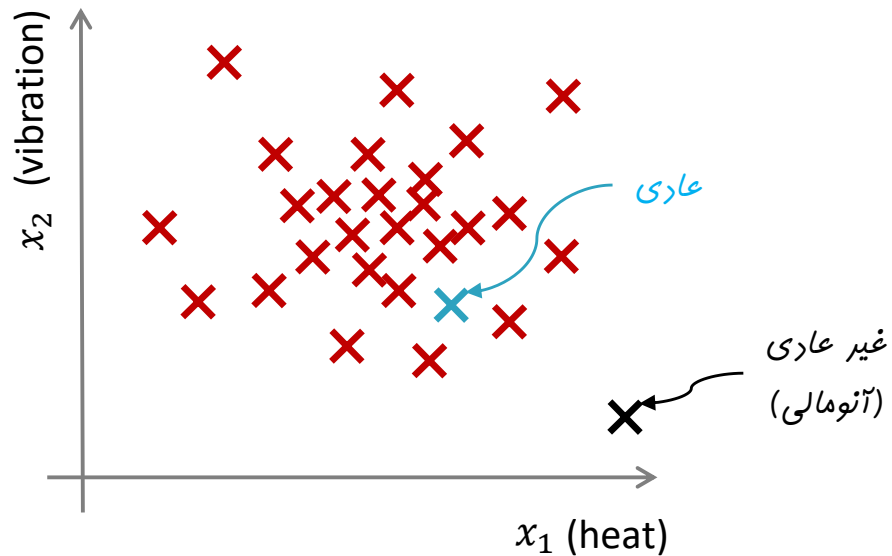
□ شدت لرزش

□ ...

□ مجموعه آموزشی.

$$\{x^{(1)}, x^{(2)}, x^{(3)}, \dots, x^{(m)}\}$$

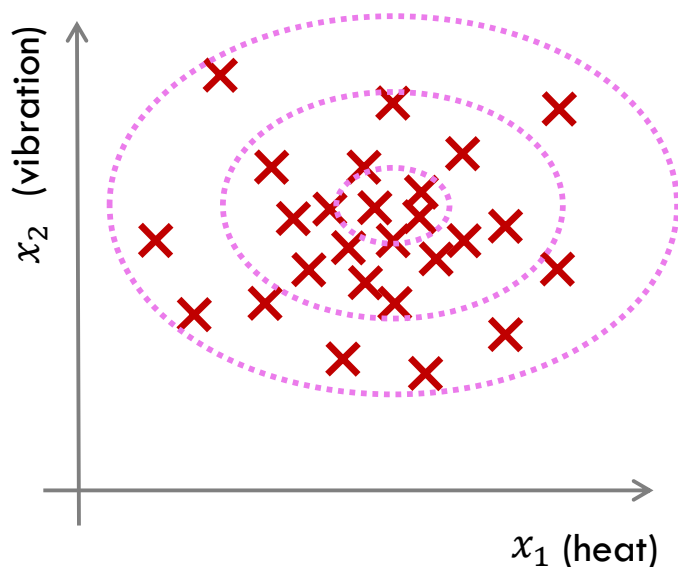
□ موتور جدید. x_{test}



تخمین توزیع: کلاس‌بندی با یک کلاس

۳

مجموعه داده. $\{x^{(1)}, x^{(2)}, x^{(3)}, \dots, x^{(m)}\}$



س. آیا x_{test} غیرعادی است؟

هدف. ایجاد یک مدل احتمالاتی همانند $p(x)$ به گونه‌ای که:

اگر $p(x_{test}) < \epsilon$, آنگاه x_{test} غیرعادی و

اگر $p(x_{test}) \geq \epsilon$, آنگاه x_{test} عادی

کاربردهای مثالی

۴

□ تشخیص کلاهبرداری.

□ ویژگی‌ها. اطلاعات مربوط به فعالیت‌های کاربر i

■ تعداد دفعات بازدید از وبسایت

■ تعداد خریدهای انجام شده در هر بازدید

■ ...

□ هدف. تشخیص کاربران غیرمعمول با بررسی این که به ازای کدام کاربر $p(x) < \epsilon$ است.

□ ساخت و تولید.

□ ویژگی‌ها. اطلاعات مربوط به محصولات تولیدی

□ هدف. تشخیص محصولات غیرعادی

کاربردهای مثالی

۵

□ نظارت بر کامپیوترها در مراکز داده‌ای.

□ ویژگی‌ها. اطلاعات مربوط به عملکرد ماشین i

■ میزان مصرف حافظه

■ تعداد دسترسی‌ها به دیسک در ثانیه

■ میزان بار پردازنده

■ نسبت بار پردازنده به ترافیک شبکه

■ ...

□ هدف. تشخیص رفتارهای غیرمعمول

■ مانند گیر کردن در حلقه‌ی بی‌نهایت و ...

توزیع گوسی (نرمال)



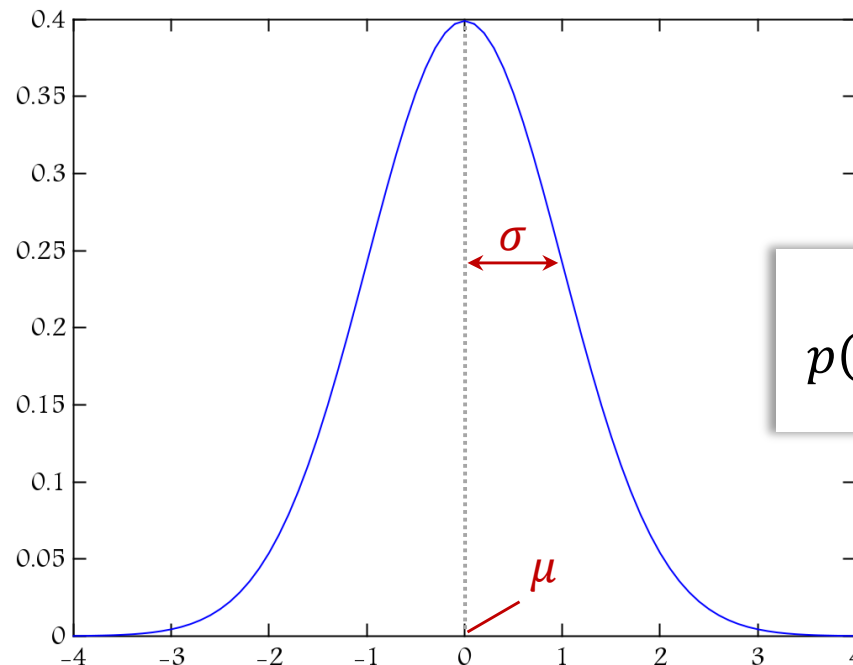
توزیع گوسی

۷

□ توزیع گوسی.

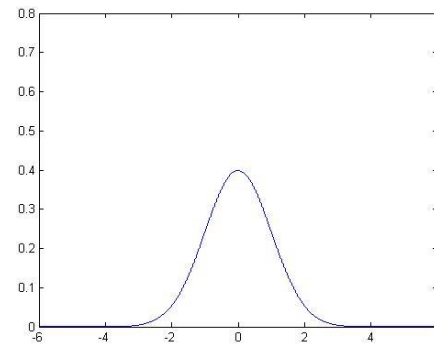
$$x \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$$

□ فرض کنید x دارای توزیع گوسی با میانگین μ و واریانس σ^2 باشد.

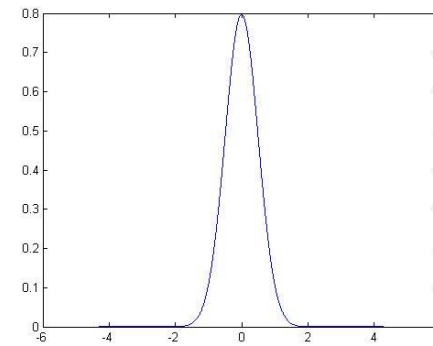


$$p(x; \mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)}$$

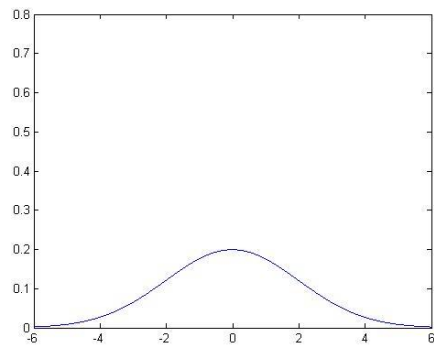
$$\mu = 0, \sigma = 1$$



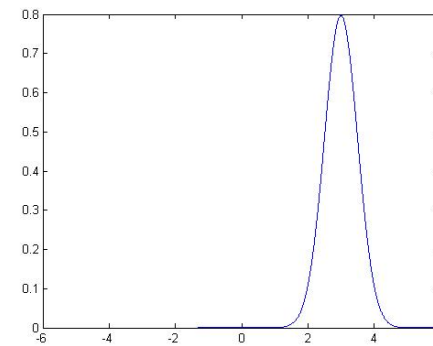
$$\mu = 0, \sigma = 0.5$$



$$\mu = 0, \sigma = 2$$



$$\mu = 3, \sigma = 0.5$$



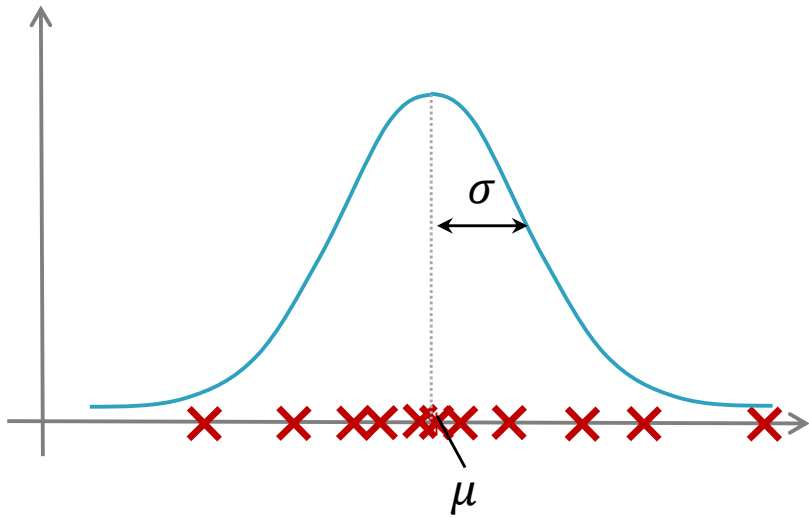
تخمین پارامتر

۹

□ مجموعه داده.

$$\{x^{(1)}, x^{(2)}, x^{(3)}, \dots, x^{(m)}\}$$

□ هدف. تخمین مقادیر μ و σ



$$\mu = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x^{(i)}$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x^{(i)} - \mu)^2$$

الڳوريتم تشخيص آنومالي



الگوریتم تخمین توزیع

۱۱

□ مجموعه‌ی آموزشی.

$$\{x^{(1)}, x^{(2)}, x^{(3)}, \dots, x^{(m)}\}, \quad x^{(i)} \in \mathbb{R}^n$$

□ فرضیات.

$$x_j \sim \mathcal{N}(\mu_j, \sigma_j^2)$$

□ ویژگی‌ها از توزیع نرمال پیروی می‌کنند.

□ بین ویژگی‌ها همبستگی وجود ندارد.

$$p(\mathbf{x}) = p(x_1; \mu_1, \sigma_1^2) p(x_2; \mu_2, \sigma_2^2) p(x_3; \mu_3, \sigma_3^2) \cdots p(x_n; \mu_n, \sigma_n^2)$$

$$= \prod_{j=1}^n p(x_j; \mu_j, \sigma_j^2)$$

الگوریتم تشخیص آنومالی

۱۲

□ تعیین ویژگی‌هایی که می‌توانند در تشخیص آنومالی مفید باشند.

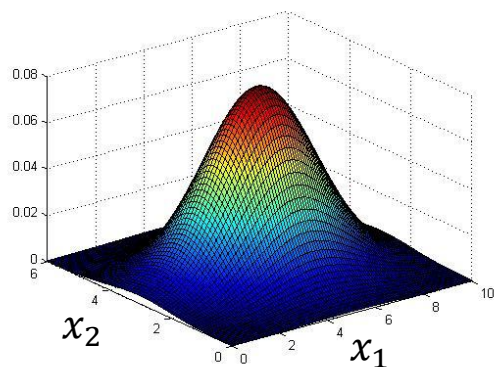
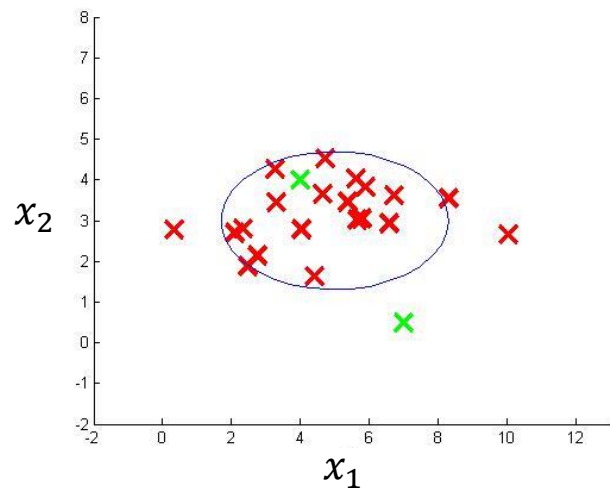
□ تخمین پارامترها (به ازای $1 \leq j \leq n$)

$$\mu_j = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_j^{(i)} \quad \sigma_j^2 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left(x_j^{(i)} - \mu_j \right)^2$$

□ محاسبه‌ی $p(x)$ برای داده‌ی جدید x

$$p(x) = \prod_{j=1}^n p(x_j; \mu_j, \sigma_j^2) = \prod_{j=1}^n \frac{1}{\sigma_j \sqrt{2\pi}} \exp \left(-\frac{(x_j - \mu_j)^2}{2\sigma_j^2} \right)$$

□ تولید خروجی «بله» به شرطی که $p(x) < \epsilon$



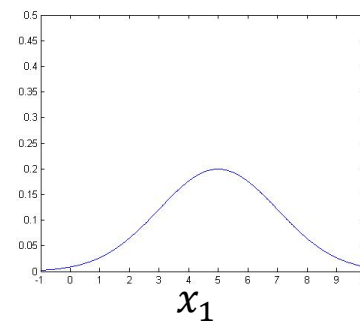
$$\mu_1 = 5, \sigma_1 = 2$$

$$\mu_2 = 3, \sigma_2 = 1$$

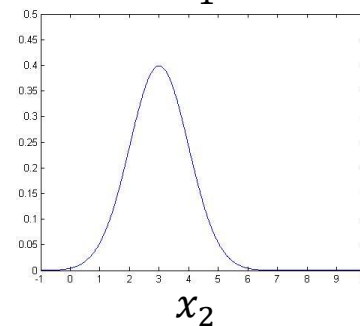
$$\varepsilon = 0.02$$

$$p(x_{test}^{(1)}) = 0.0426$$

$$p(x_{test}^{(2)}) = 0.0021$$



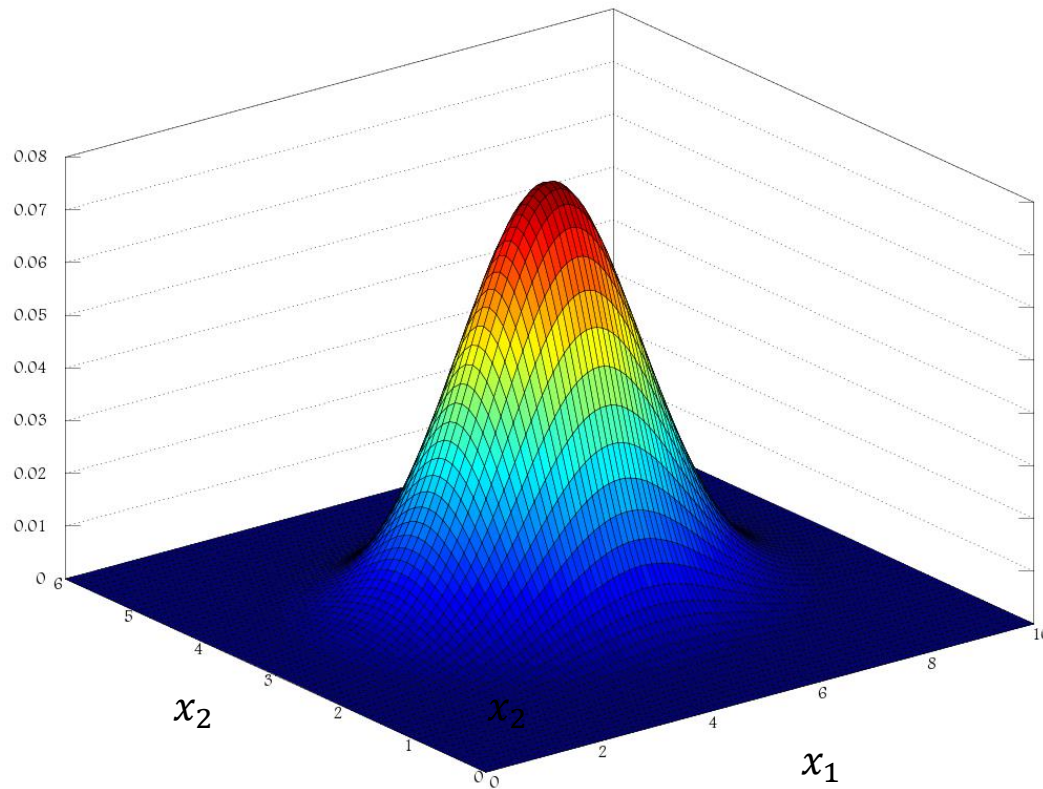
$$p(x_1; \mu_1, \sigma_1^2)$$



$$p(x_2; \mu_2, \sigma_2^2)$$

ترسیم توزیع احتمال توأمة

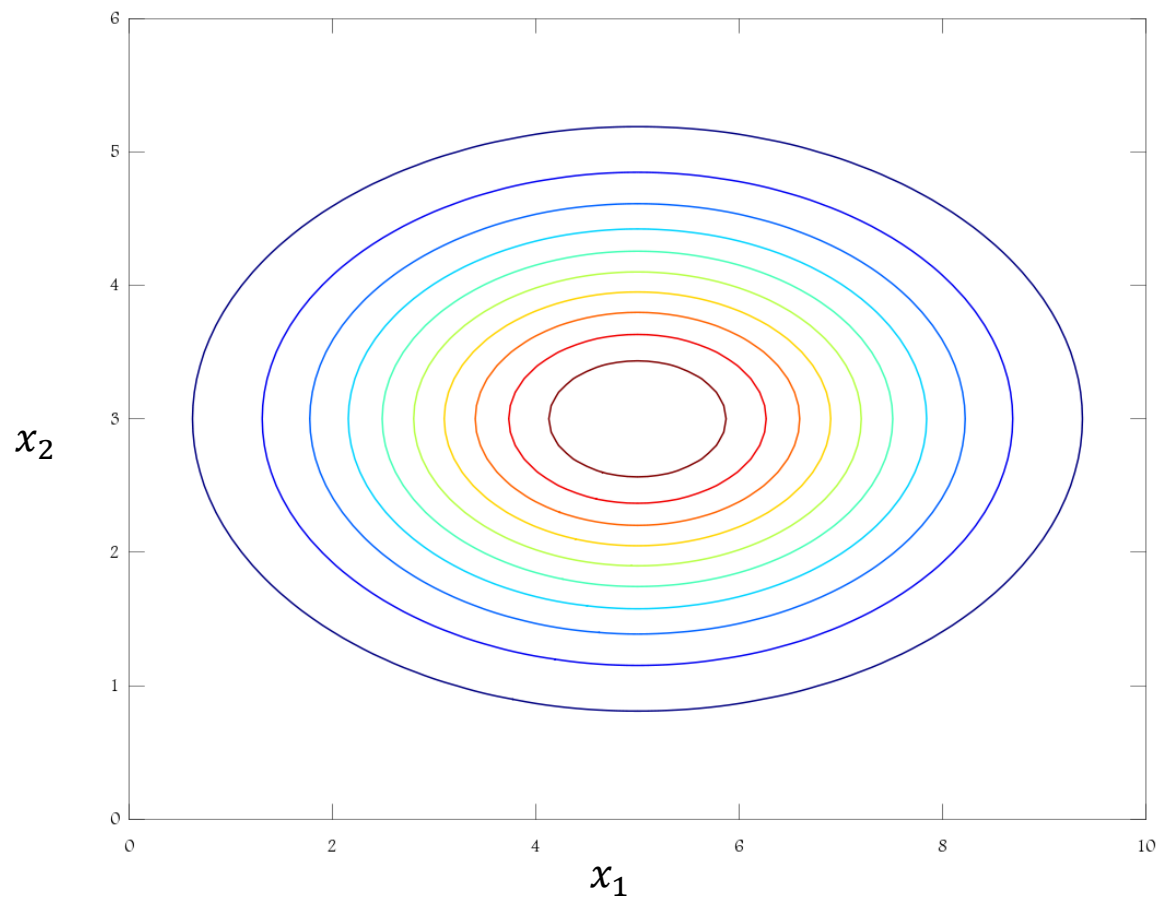
۱۴



```
x1 = 0:0.1:10;  
x2 = 0:0.1:6;  
[X1 X2] = meshgrid(x1, x2);  
Z1 = normpdf(X1, 5, 2);  
Z2 = normpdf(X2, 3, 1);  
Z = Z1 .* Z2;  
surf(X1, X2, Z);
```

ترسیم کانتورها

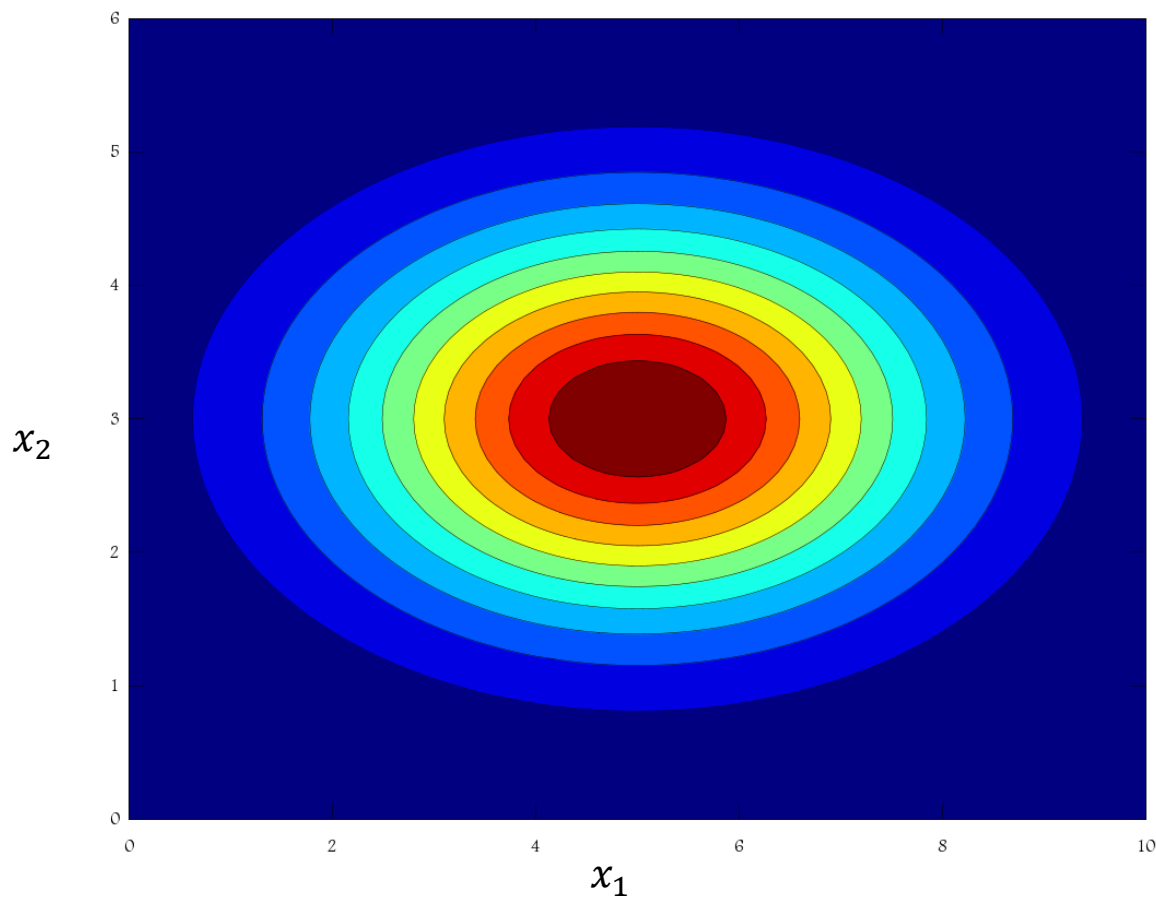
۱۵



```
x1 = 0:0.1:10;  
x2 = 0:0.1:6;  
[X1 X2] = meshgrid(x1, x2);  
Z1 = normpdf(X1, 5, 2);  
Z2 = normpdf(X2, 3, 1);  
Z = Z1 .* Z2;  
contour(X1, X2, Z);
```

ترسیم کانتورها

۱۶



```
x1 = 0:0.1:10;  
x2 = 0:0.1:6;  
[X1 X2] = meshgrid(x1, x2);  
Z1 = normpdf(X1, 5, 2);  
Z2 = normpdf(X2, 3, 1);  
Z = Z1 .* Z2;  
contourf(X1, X2, Z);
```

توسعه و ارزیابی سیستم‌های تشخیص آنومالی

ارزیابی‌های عددی

۱۸

□ اهمیت.

□ در طول فرآیند توسعه‌ی سیستم‌های یادگیری، اگر روشی به منظور ارزیابی سیستم در اختیار داشته باشیم، آنگاه بسیاری از تصمیم‌گیری‌ها (همانند انتخاب ویژگی‌ها و غیره) بسیار ساده‌تر خواهد شد.

□ فرض کنید تعدادی داده‌ی برچسب‌گذاری شده داریم به طوری که به ازای هر داده، عادی بودن ($y = 0$) و یا غیرعادی بودن ($y = 1$) آن مشخص شده است.

□ مجموعه‌ی آموزشی. [شامل داده‌های عادی]

$$\{x^{(1)}, x^{(2)}, x^{(3)}, \dots, x^{(m)}\}$$

□ مجموعه‌ی اعتبارسنجی.

$$\left\{ \left(x_{cv}^{(1)}, y_{cv}^{(1)} \right), \left(x_{cv}^{(2)}, y_{cv}^{(2)} \right), \dots, \left(x_{cv}^{(m_{cv})}, y_{cv}^{(m_{cv})} \right) \right\}$$

□ مجموعه‌ی آزمایشی.

$$\left\{ \left(x_{test}^{(1)}, y_{test}^{(1)} \right), \left(x_{test}^{(2)}, y_{test}^{(2)} \right), \dots, \left(x_{test}^{(m_{test})}, y_{test}^{(m_{test})} \right) \right\}$$

□ مجموعه داده. اطلاعات مربوط به عملکرد موتورها

□ ۱۰۰۰۰ موتور سالم

□ ۲۰ موتور معیوب

□ تقسیم‌بندی.

□ مجموعه‌ی آموزشی:

□ مجموعه‌ی اعتبارسنجی:

□ مجموعه‌ی آزمایشی.

۶۰۰۰ موتور سالم

۲۰۰۰ موتور سالم و ۱۰ موتور معیوب

۲۰۰۰ موتور سالم و ۱۰ موتور معیوب

ارزیابی الگوریتم

۲۰

- آموزش. توسعه‌ی مدل $p(x)$ با توجه به مجموعه‌ی آموزشی
- پیش‌بینی. برای نمونه‌های موجود در مجموعه‌ی اعتبارسنجی یا آموزشی

$$y = \begin{cases} 1, & p(x) < \varepsilon \\ 0, & p(x) \geq \varepsilon \end{cases}$$

- معیارهای ارزیابی ممکن.

□ مثبت درست، مثبت غلط، منفی درست، منفی غلط

□ نرخ دقت و نرخ یادآوری

□ امتیاز F_1

- توجه. می‌توان از مجموعه اعتبارسنجی به منظور انتخاب یک مقدار مناسب برای ε استفاده نمود.

تشخیص آنومالی یا یادگیری نظارت شده؟

تشخیص آنومالی یا یادگیری نظارت شده؟

۲۲

تشخیص آنومالی

□ تعداد نمونه‌ها.

□ نسبت تعداد نمونه‌های مثبت به منفی بسیار کم

□ «انواع» بسیار متفاوت از آنومالی‌ها.

□ برای هر الگوریتمی، یاد گرفتن آنومالی‌ها از روی تعداد کم نمونه‌های مثبت بسیار دشوار است.

□ آنومالی‌های جدید ممکن است هیچ شباهتی به آنومالی‌هایی که قبلاً دیده شده‌اند، نداشته باشند.

یادگیری نظارت شده

□ تعداد نمونه‌ها.

□ تعداد نمونه‌های مثبت و منفی زیاد

□ نمونه‌های مثبت.

□ تعداد نمونه‌های مثبت برای این که الگوریتم درک درستی از نمونه‌های مثبت پیدا کند، کفایت می‌کند.

□ نمونه‌های مثبت جدید به احتمال زیاد شبیه به نمونه‌های مثبتی هستند که الگوریتم قبلاً در طی فرآیند آموزش با آنها مواجه شده است.

تشخیص آنومالی یا یادگیری نظارت شده؟

۲۳

یادگیری نظارت شده

- تشخیص هرزنامه.
- پیش‌بینی وضعیت آب و هوا.
- تشخیص غدد سرطانی بدخیم.
- ...

تشخیص آنومالی

- تشخیص کلاهبرداری.
- ساخت و تولید (ساختن موتور هواپیما).
- نظارت بر ماشین‌ها در مراکز داده‌ای.
- ...

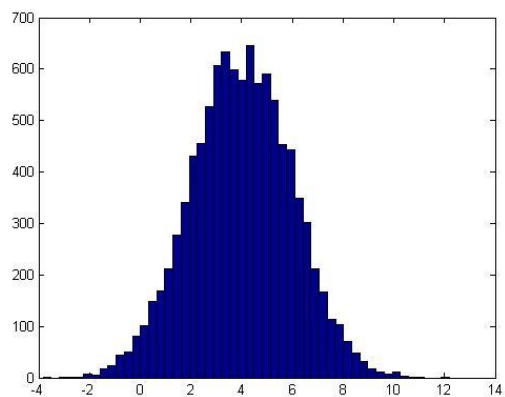
انتخاب ویژگی‌ها



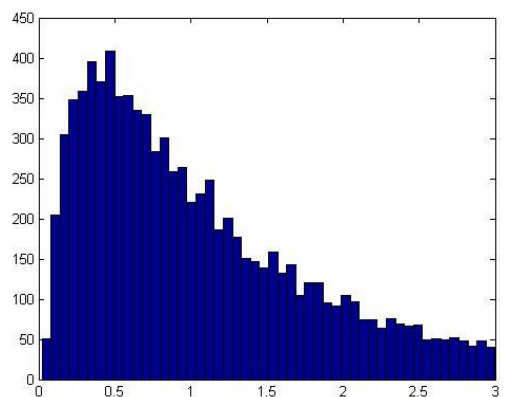
ویژگی‌های غیر گوسی

۲۵

□ ویژگی با توزیع گوسی.



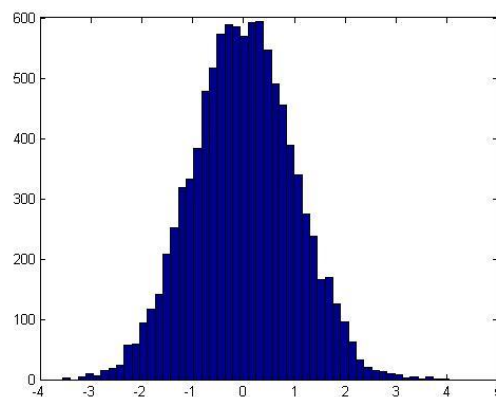
□ ویژگی با توزیع غیر گوسی.



$\log(x)$

$\log(x + c)$

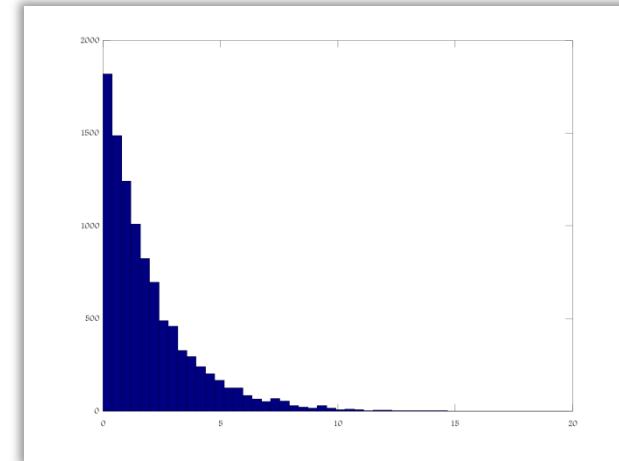
$x^{1/c}$



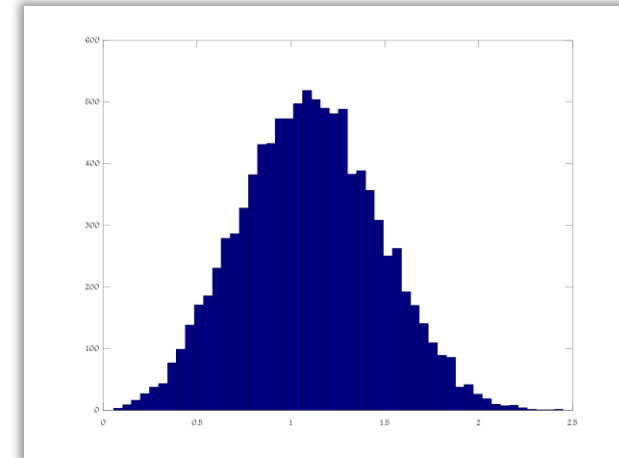
مثال: تبدیل به توزیع گاوسی

۲۶

```
>> x = gamrnd(1, 2, [10000 1]);  
>> hist(x, 50);
```



```
>> hist(x.^0.3, 50);  
>> xnew = x.^3;
```



تحلیل خطا برای کمک به تشخیص آنومالی

۲۷

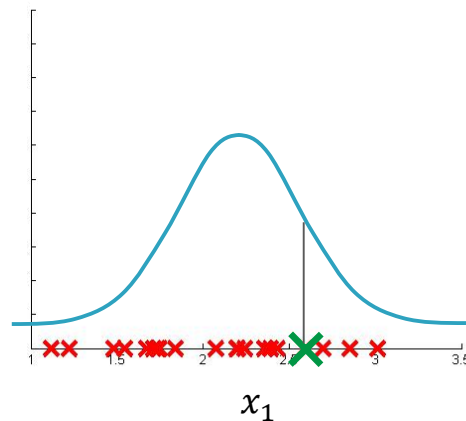
□ هدف. می‌خواهیم مقدار $p(x)$:

□ برای داده‌های معمولی بزرگ باشد.

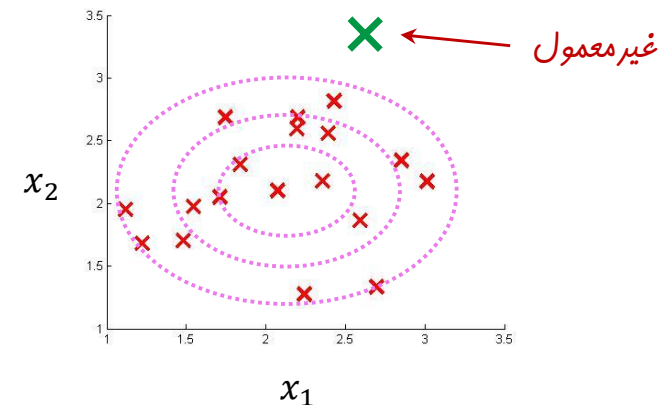
□ برای داده‌های غیرمعمولی کوچک باشد.

□ یک مشکل متداول.

□ $p(x)$ برای داده‌های معمولی و غیرمعمولی تفاوت چندانی ندارد.



ویژگی x_2



نظارت بر کامپیوترها در مراکز داده‌ای

۲۸

□ انتخاب ویژگی‌ها. ویژگی‌هایی را انتخاب کن که در صورت وجود آنومالی مقدارشان بسیار کوچک یا بسیار بزرگ باشد.

□ میزان مصرف حافظه

□ تعداد دستیابی‌ها به دیسک در ثانیه

□ میزان بار پردازنده

□ ترافیک شبکه

□ افزودن ویژگی‌های جدید برای تشخیص شرایط غیرمعمول.

□ نسبت بار پردازنده به ترافیک شبکه

[مثلا اگر پردازنده در یک حلقه‌ی بی‌نهایت گیر کرده باشد، مقدار این ویژگی بسیار بزرگ خواهد بود]

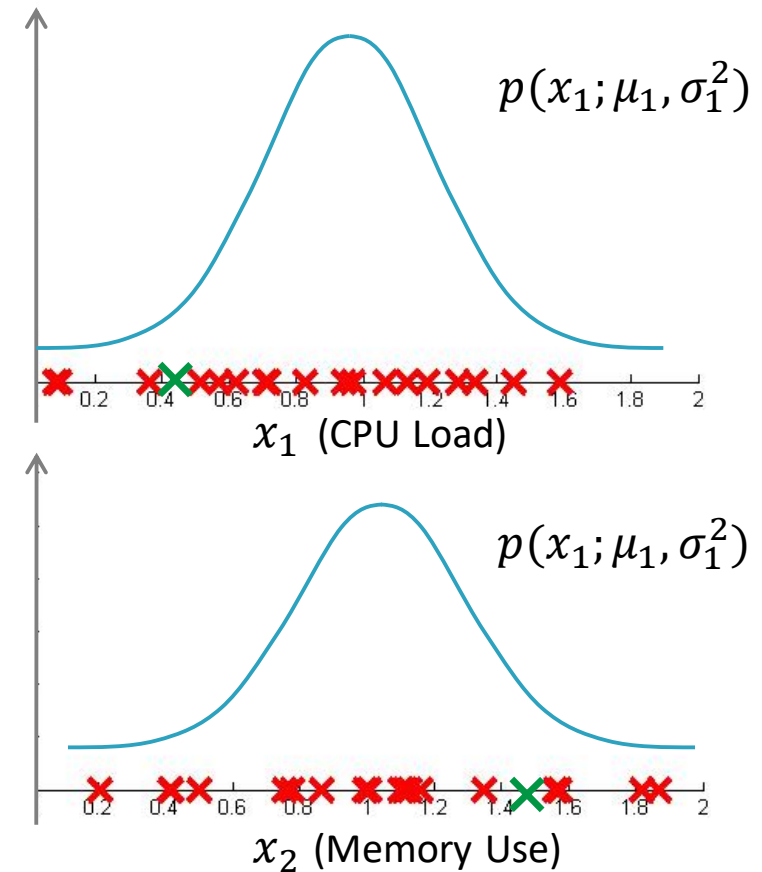
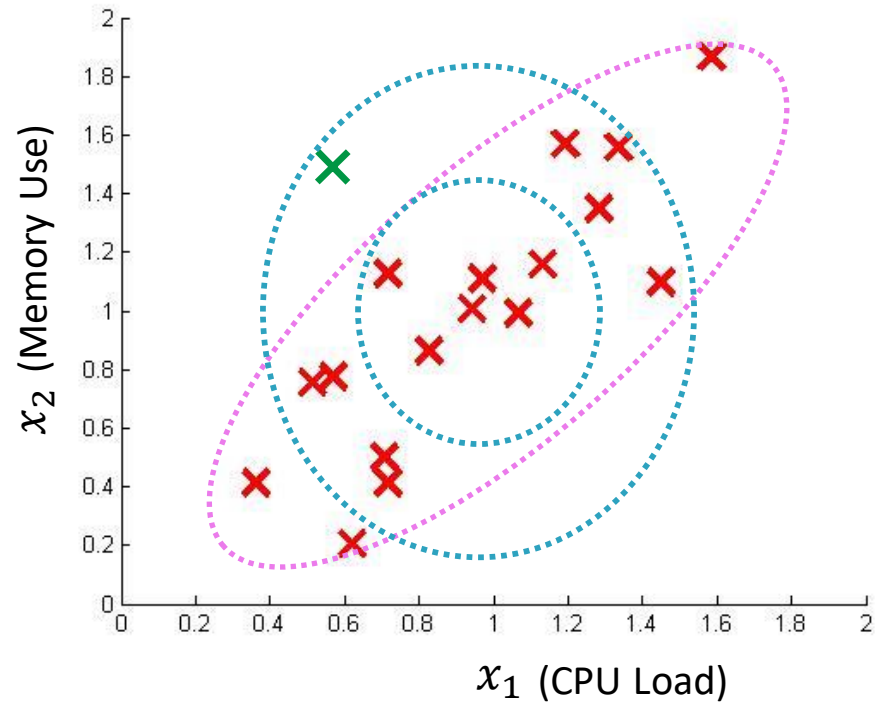
توزیع گوسی چندمتغیره



مثال مقدماتی

۳۰

تابع گوسی دومتغیره



تابع گوسی چند متغیره

۳۱

□ تابع گوسی چند متغیره.

$$p(x; \mu, \Sigma) = \frac{1}{|\Sigma|^{1/2} (2\pi)^{n/2}} \exp \left(-\frac{1}{2} (x - \mu)^T \Sigma^{-1} (x - \mu) \right)$$

□ پارامترها.

ماتریس کوواریانس

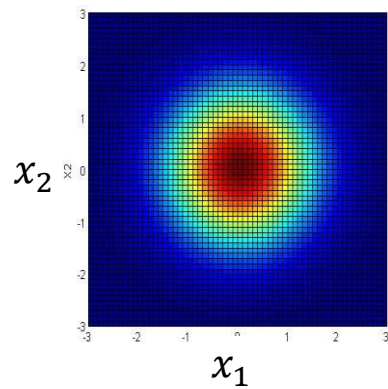
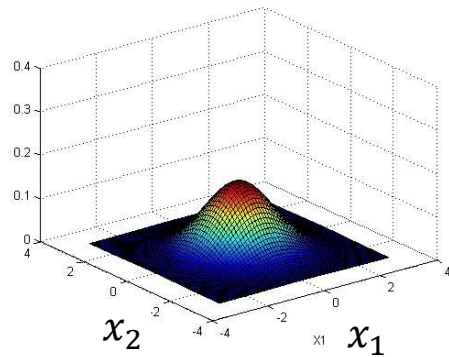
$$\mu \in \mathbb{R}^n$$

$$\Sigma \in \mathbb{R}^{n \times n}$$

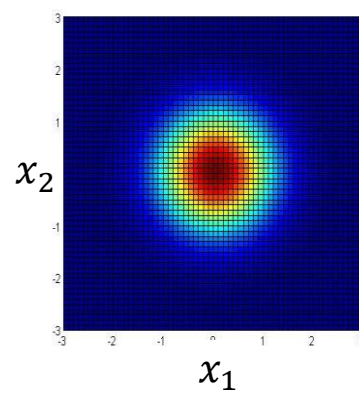
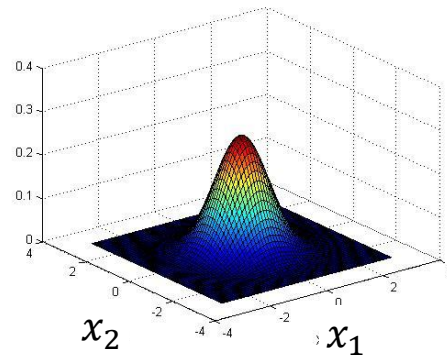
چند مثال

۳۲

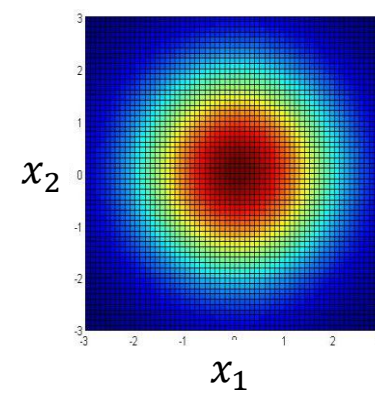
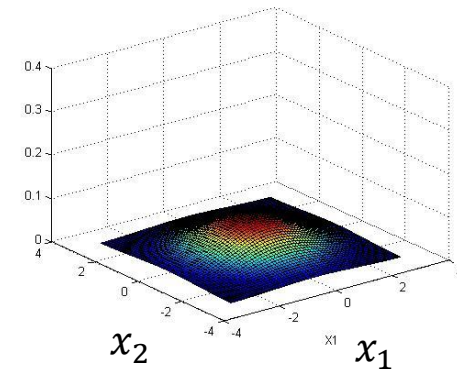
$$\mu = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \Sigma = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$



$$\mu = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \Sigma = \begin{bmatrix} 0.6 & 0 \\ 0 & 0.6 \end{bmatrix}$$



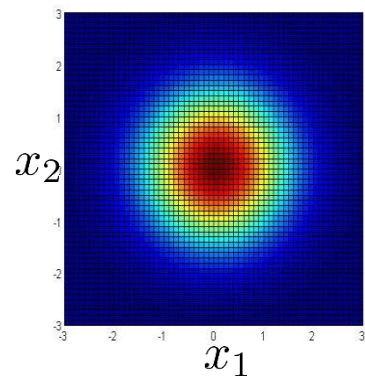
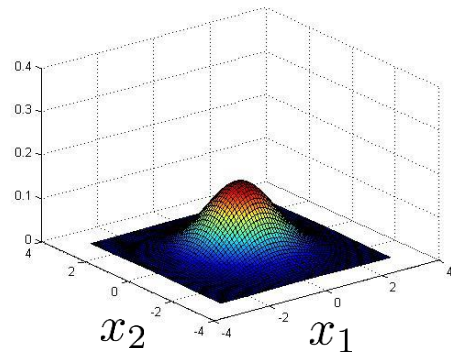
$$\mu = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \Sigma = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$$



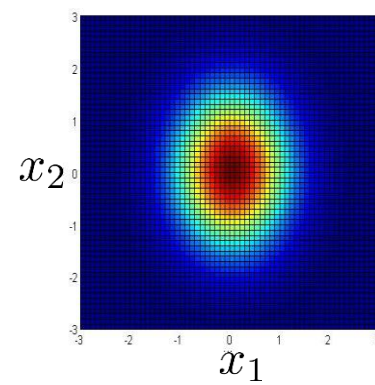
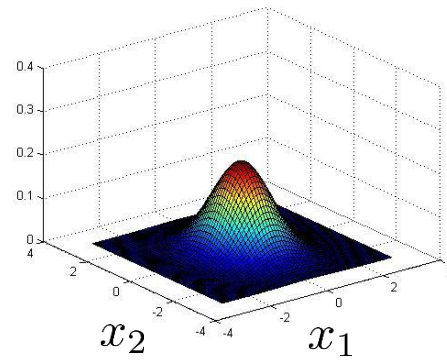
چند مثال

۳۳

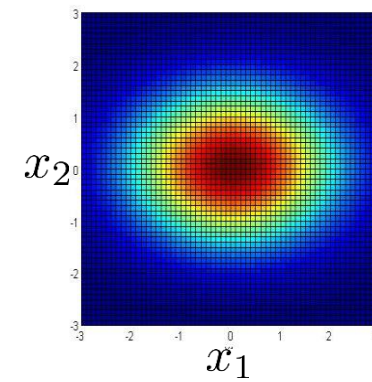
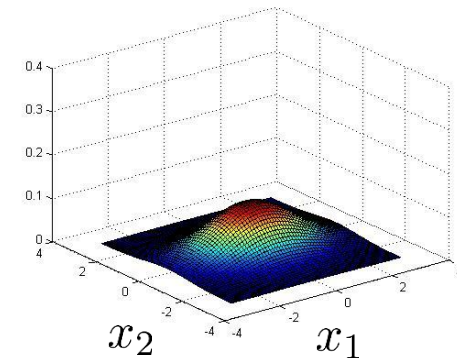
$$\mu = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \Sigma = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$



$$\mu = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \Sigma = \begin{bmatrix} 0.6 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$



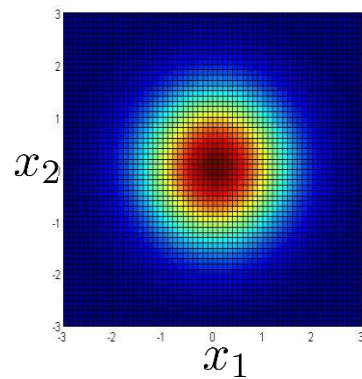
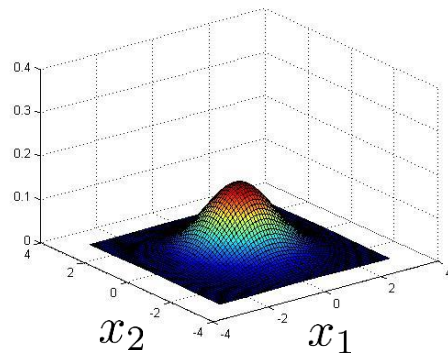
$$\mu = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \Sigma = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$



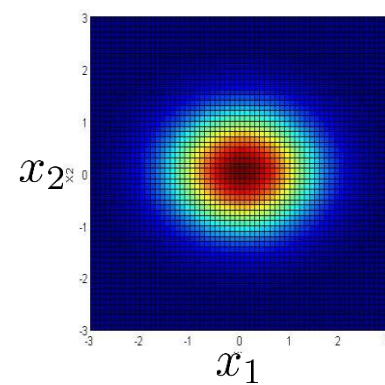
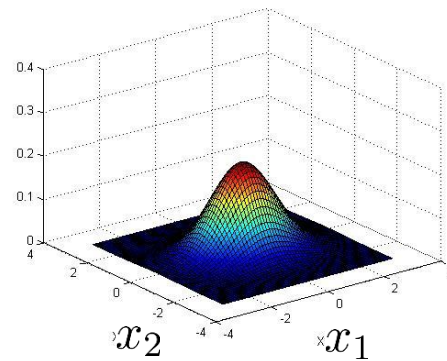
چند مثال

۳۴

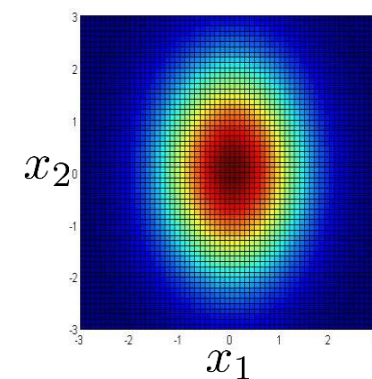
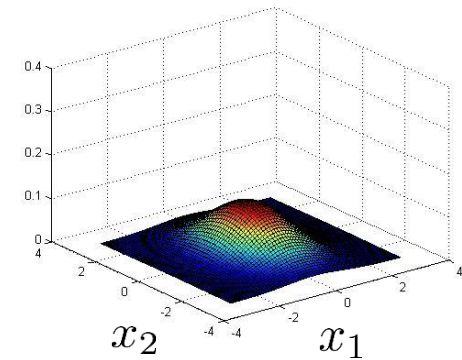
$$\mu = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \Sigma = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$



$$\mu = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \Sigma = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0.6 \end{bmatrix}$$



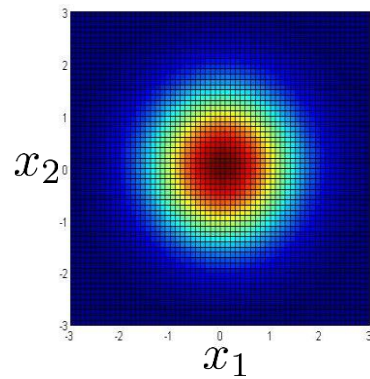
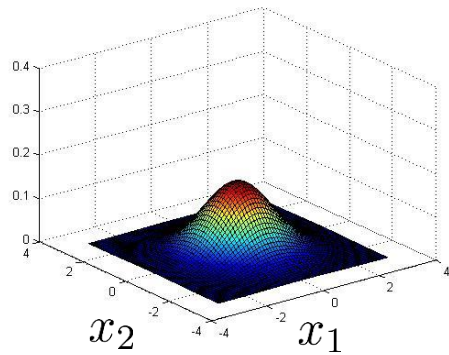
$$\mu = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \Sigma = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$$



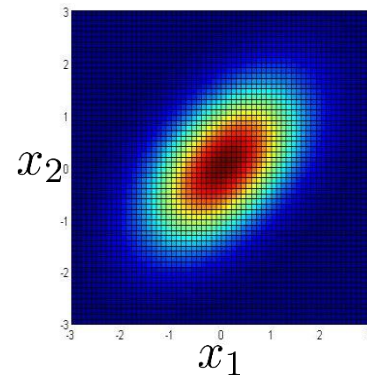
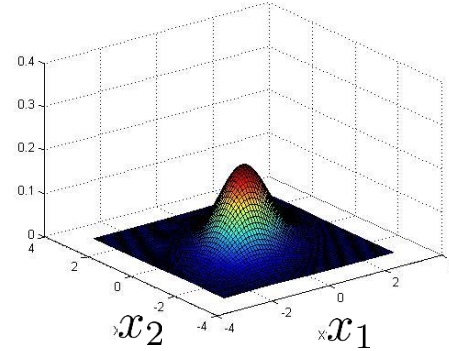
چند مثال

۳۵

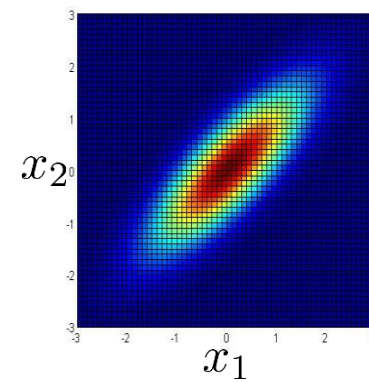
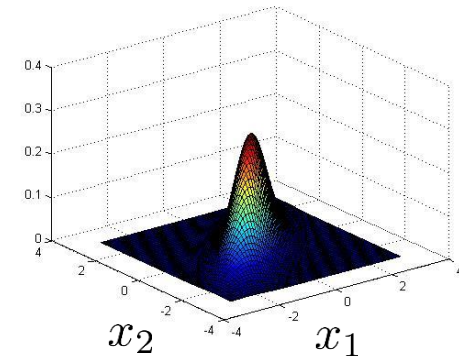
$$\mu = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \Sigma = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$



$$\mu = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \Sigma = \begin{bmatrix} 1 & 0.5 \\ 0.5 & 1 \end{bmatrix}$$



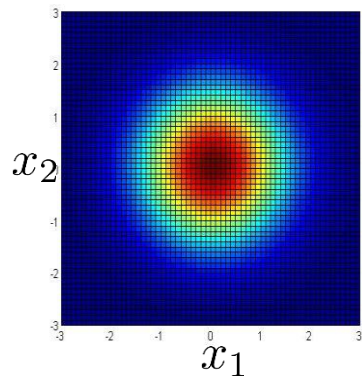
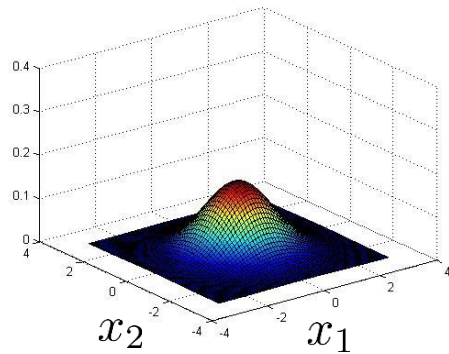
$$\mu = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \Sigma = \begin{bmatrix} 1 & 0.8 \\ 0.8 & 1 \end{bmatrix}$$



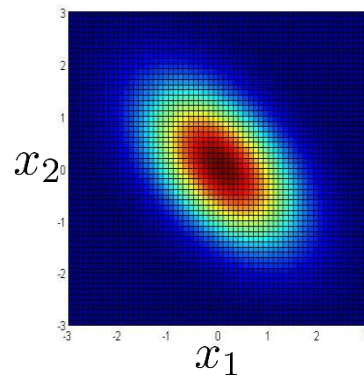
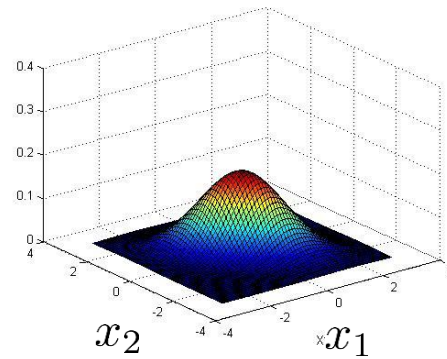
چند مثال

۳۶

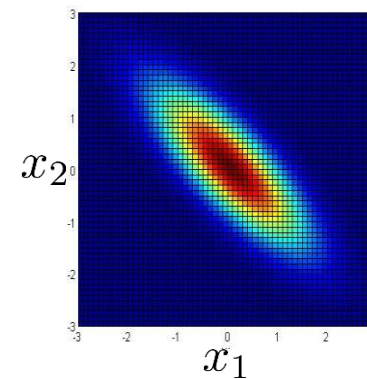
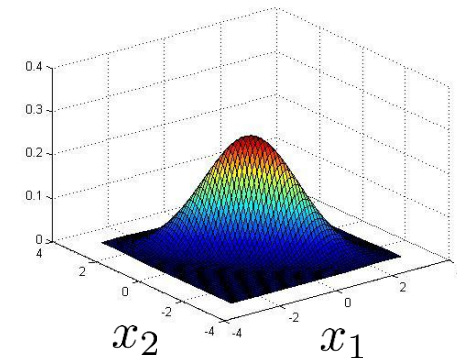
$$\mu = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \Sigma = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$



$$\mu = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \Sigma = \begin{bmatrix} 1 & -0.5 \\ -0.5 & 1 \end{bmatrix}$$



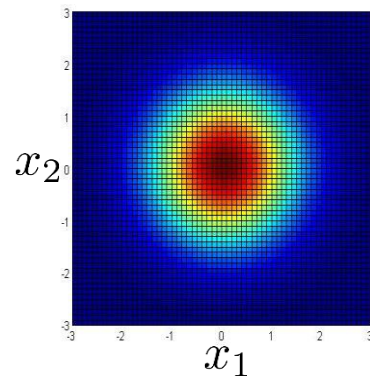
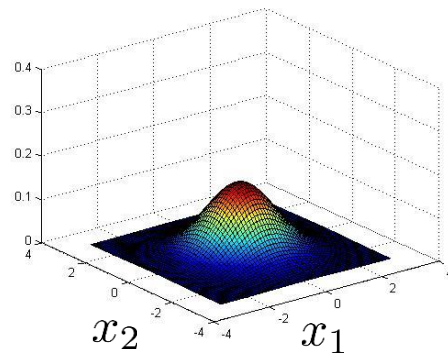
$$\mu = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \Sigma = \begin{bmatrix} 1 & -0.8 \\ -0.8 & 1 \end{bmatrix}$$



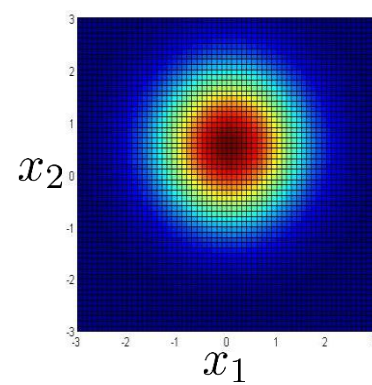
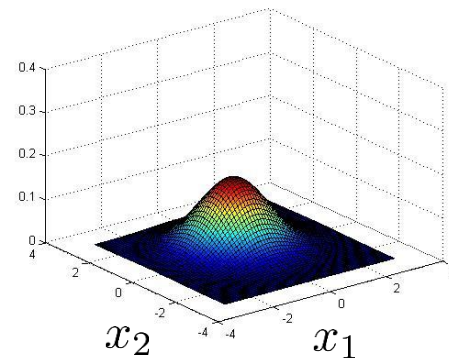
چند مثال

۳۷

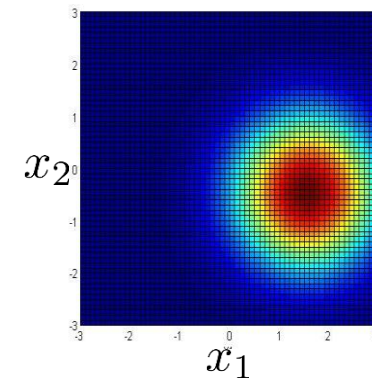
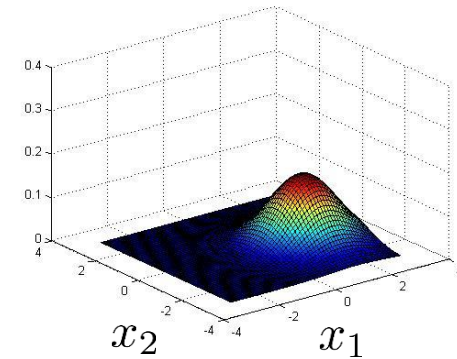
$$\mu = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \Sigma = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$



$$\mu = \begin{bmatrix} 0 \\ 0.5 \end{bmatrix} \quad \Sigma = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$



$$\mu = \begin{bmatrix} 1.5 \\ -0.5 \end{bmatrix} \quad \Sigma = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$



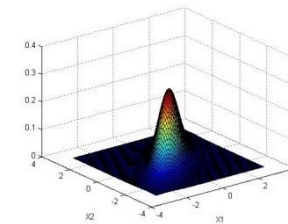
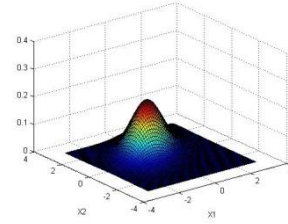
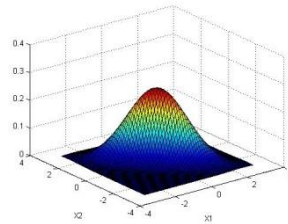
تشخیص آنومالی با تابع گوسی چند متغیره

توزیع گوسی چند متغیره

۳۹

□ تابع توزیع گوسی چند متغیره.

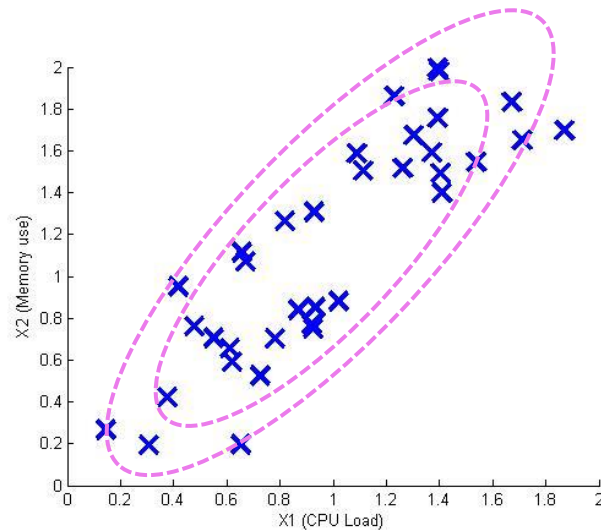
$$p(x; \mu, \Sigma) = \frac{1}{|\Sigma|^{1/2} (2\pi)^{n/2}} \exp \left(-\frac{1}{2} (x - \mu)^T \Sigma^{-1} (x - \mu) \right)$$



□ تخمین پارامترها.

$$\mu = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x^{(i)}$$

$$\Sigma = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x^{(i)} - \mu)(x^{(i)} - \mu)^T$$



□ تخمین پارامترهای مدل $p(x)$

$$\mu = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x^{(i)}$$

$$\Sigma = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x^{(i)} - \mu)(x^{(i)} - \mu)^T$$

□ محاسبه‌ی مقدار $p(x)$ برای داده‌ی جدید x

$$p(x; \mu, \Sigma) = \frac{1}{|\Sigma|^{1/2} (2\pi)^{n/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} (x - \mu)^T \Sigma^{-1} (x - \mu)\right)$$

□ تولید خروجی «بله» اگر $p(x) < \varepsilon$

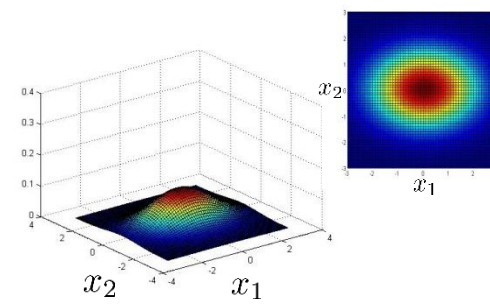
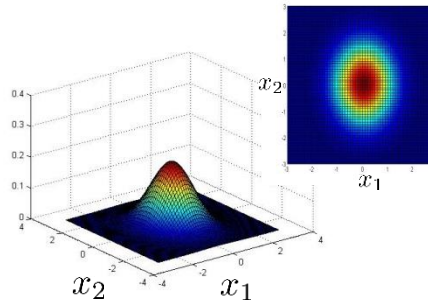
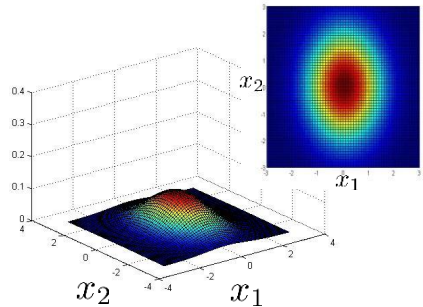
رابطه با مدل اولیه

۴۱

□ مدل اولیه.

$$p(\mathbf{x}) = p(x_1; \mu_1, \sigma_1^2) p(x_2; \mu_2, \sigma_2^2) p(x_3; \mu_3, \sigma_3^2) \cdots p(x_n; \mu_n, \sigma_n^2)$$

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \sigma_n^2 \end{bmatrix}$$



□ رابطه با توزیع گوسی چند متغیره.

$$p(\mathbf{x}; \mu, \Sigma) = \frac{1}{|\Sigma|^{1/2} (2\pi)^{n/2}} \exp \left(-\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \mu)^T \Sigma^{-1} (\mathbf{x} - \mu) \right)$$

مدل اولیه یا چند متغیره

۴۲

□ مدل اولیه.

- ایجاد ویژگی‌ها به صورت دستی انجام می‌شود. (x_1/x_2)
- هزینه‌های محاسباتی نسبتاً پایین است.
- اگر تعداد نمونه‌های آموزشی کم باشد، باز هم به درستی عمل می‌کند.

□ توزیع گوسی چند متغیره.

- به طور خودکار همبستگی میان ویژگی‌ها را یاد می‌گیرد.
- هزینه‌های محاسباتی بالا است. [محاسبه‌ی معکوس ماتریس کوواریانس]
- تعداد نمونه‌های آموزشی باید از تعداد ویژگی‌ها بیشتر باشد. [معکوس‌پذیری ماتریس Σ]