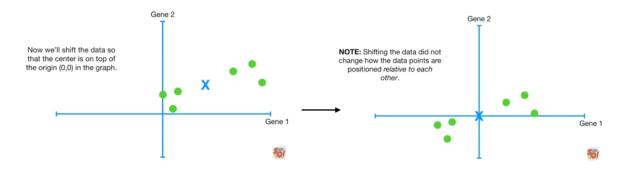
## **Principal Component Analysis (PCA)**

PCA 是一种降为方法 (Reduce Dimensions),通常是将数量很多的 Variables 转换成较少数的 Variables 但是仍然包含着大部分的重要信息。减少 Variables 自然是会牺牲精确度,然是较少的 Variables 更容易可视化 (Plot as graph),和更容易分析。

## Step 1 (Mean Normalize & Feature Scaling)

首先需要将所有数据做 Mean Normalize 和 Feature Scaling 的处理,这是因为当 Variables 之间的数据有着不同的 Scale,会对计算造成影响 (例如,范围介于 0 和 100 之间的变量较 0 到 1 之间的变量会占较大比重)。



$$Mean \ \mu_j = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_j^i$$

 $Mean\ Normalize \rightarrow Replace\ x_j^i\ to\ x_j-\mu_j$ 

$$Feature \, Scaling = \frac{x_j - \mu_j}{Standard \, Deviation}$$

Standard Deviation 
$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum(x_j - \mu_j)^2}{N - 1}}$$

## **Step 2 (Calculate Covariance Matrix)**

当处理好数据之后,需要计算每一个 Variables 之间的 Covariance, Covariance 是用来知道 Variables 之间是否存在任何关系。有多少个 Variables, 计算出来的 Covariance Matrix 就是 Variables 数目的相乘, 当有 3 个 Variables, 计算出的 Covariance Matrix 就是 3\*3 的。

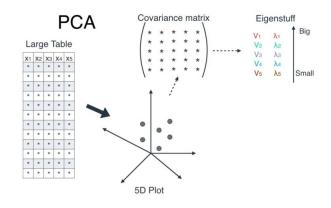
$$Variance \ S^2 = \frac{\sum (x_i - \bar{x})^2}{N-1} = \frac{\sum (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})}{N-1}$$
 
$$Covariance_{x,y} = \frac{\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{N-1}$$

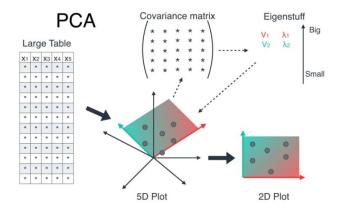
在 Covariance Matrix 里,它的斜角算出来的是 Cov(a,a) = Var(a),而计算出的左下角和右上角是一样的,如上图可以发现。从 Covariance Matrix 里可以发现的是当计算出的 Covariance 值是 Positive 的,代表着这 2 个 Variables 之间是存在关系的 (一个 Variable 增加,另一个也会增加),当算出的 Covariance 值是 Negative 的,代表着这 2 个 Variables 之间是不存在关系的 (一个 Variable 增加,另一个 Variable 是减少的)。

Step 3 (Compute Eigenvectors/Singular Value Decomposition)

$$A\vec{v}=\lambda\vec{v}$$
  $A o Transformation Matrix$   $\lambda o Eigenvalues$   $\vec{v} o Eigenvectors$ 

当计算完 Data Variables 之间的关系得到了 Covariance Matrix 之后,使用这个 Covariance Matrix 来求 Eigenvectors 和 Eigenvalues。求出的 Eigenvectors 就是 n\*n 的 Matrix。按照 λ 的大小拍好顺序,如果是要从三维降到二维,只需要选有着最大 λ 的两个 Eigenvectors。





选好之后,将 Data Points 都 Project 到这两个 Eigenvectors 上,然后将这两个 Eigenvector 就成了原来所有 Variables 的代表。