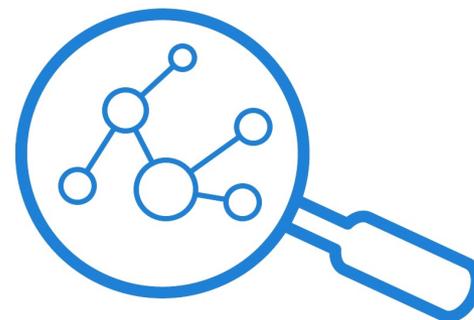


数据科学与大数据技术的 数学基础



第七讲



计算机学院

余皓然

2024/5/11

课程内容

Part1 随机化方法

一致性哈希 布隆过滤器 CM Sketch方法 最小哈希
欧氏距离下的相似搜索 Jaccard相似度下的相似搜索

Part2 谱分析方法

主成分分析 奇异值分解 谱图论

Part3 最优化方法

压缩感知



随机化方法

➤ 问题与随机化方法回顾

分布式缓存	一致性哈希
从属判断	布隆过滤器
高频元素寻找	CM Sketch方法
不同元素统计	最小哈希
欧氏距离下的相似搜索	JL转换
Jaccard相似度下的搜索	局部敏感哈希

➤ 理解要点 (takeaways)

- 当数据规模巨大时，看似简单的问题可能变得复杂，线性复杂度不可接受
- 随机化方法以较小的空间/时间复杂度近似解决问题，以精确度换空间/时间
- 可以用马尔可夫不等式、切比雪夫不等式等工具刻画方法达到性能的上下界



课程内容

Part1 随机化方法

一致性哈希 布隆过滤器 CM Sketch方法 最小哈希
欧氏距离下的相似搜索 Jaccard相似度下的相似搜索

Part2 谱分析方法

主成分分析 奇异值分解 谱图论

Part3 最优化方法

压缩感知



主成分分析

主成分分析的背景



背景

- 与JL转换类似，**主成分分析 (Principal Component Analysis)** 也是一种数据降维的方法
 - JL转换：在降维过程中保护数据间的欧几里得距离
 - 主成分分析：增强降维后数据的可解释性

"principal component analysis"

About 2,730,000 results (0.11 sec)

[PDF] Principal component analysis
[H Abdi, L J Williams](#) - Wiley interdisciplinary reviews ..., 2010 - Wiley Online Library
Principal component analysis (PCA) is a multivariate technique that analyzes a data table in which observations are described by several inter-correlated quantitative dependent ...
☆ Save 📄 Cite Cited by 8306 Related articles All 10 versions

Principal component analysis
[S Wold, K Esbensen](#), P Geladi - Chemometrics and intelligent laboratory ..., 1987 - Elsevier
Principal component analysis of a data matrix extracts the dominant patterns in the matrix in terms of a complementary set of score and loading plots. It is the responsibility of the data ...
☆ Save 📄 Cite Cited by 10809 Related articles All 14 versions

主成分分析是一种主要的数据降维方式

背景

	沙拉	肉夹馍	蒸鱼	苏打饼干
张三	10	1	2	7
李四	7	2	1	10
王五	2	9	7	3
赵六	3	6	10	2

可将每行记为一个**四维向量**，能否对这四个**四维向量**降维并做数据可视化？可否更好地解释四个数据之间的区别？

背景

	沙拉	肉夹馍	蒸鱼	苏打饼干
张三	10	1	2	7
李四	7	2	1	10
王五	2	9	7	3
赵六	3	6	10	2

可将每行记为一个**四维向量**，能否对这四个**四维向量**降维并做数据可视化？可否更好地解释四个数据之间的区别？

令 $\bar{x} = (5.5, 4.5, 5, 5.5)$, $v_1 = (3, -3, -3, 3)$, $v_2 = (1, -1, 1, -1)$ ，可以将任一行对应的向量**近似**成：

$$\bar{x} + a_1 v_1 + a_2 v_2$$

其中，张三的数据对应 $(a_1, a_2) = (1, 1)$ ，即 $\bar{x} + v_1 + v_2 = (9.5, 0.5, 3, 7.5)$

李四的数据对应 $(a_1, a_2) = (1, -1)$ ，即 $\bar{x} + v_1 - v_2 = (7.5, 2.5, 1, 9.5)$

王五的数据对应 $(a_1, a_2) = (-1, -1)$ ，赵六的数据对应 $(a_1, a_2) = (-1, 1)$

背景

	沙拉	肉夹馍	蒸鱼	苏打饼干
张三	10	1	2	7
李四	7	2	1	10
王五	2	9	7	3
赵六	3	6	10	2

可将每行记为一个**四维向量**，能否对这四个**四维向量**降维并做数据可视化？可否更好地解释四个数据之间的区别？

令 $\bar{x} = (5.5, 4.5, 5, 5.5)$, $v_1 = (3, -3, -3, 3)$, $v_2 = (1, -1, 1, -1)$ ，可以将任一行对应的向量**近似**成：

$$\bar{x} + a_1 v_1 + a_2 v_2$$

其中，张三的数据对应 $(a_1, a_2) = (1, 1)$ ，即 $\bar{x} + v_1 + v_2 = (9.5, 0.5, 3, 7.5)$

李四的数据对应 $(a_1, a_2) = (1, -1)$ ，即 $\bar{x} + v_1 - v_2 = (7.5, 2.5, 1, 9.5)$

王五的数据对应 $(a_1, a_2) = (-1, -1)$ ，赵六的数据对应 $(a_1, a_2) = (-1, 1)$

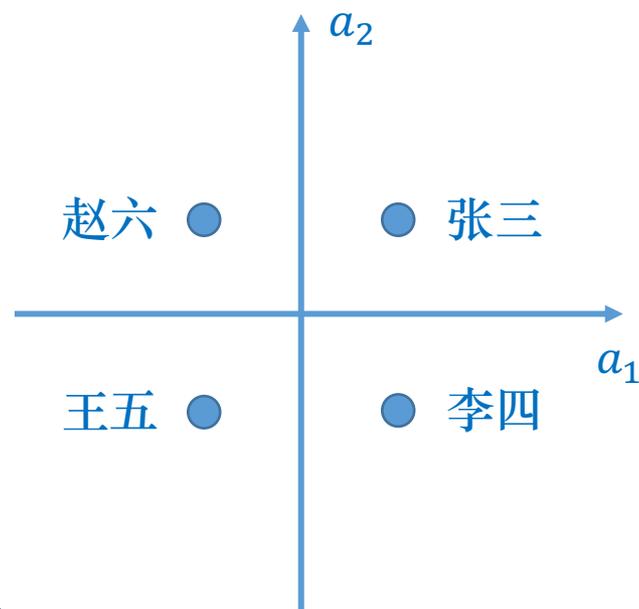
可用二维向量 (a_1, a_2) 近似表示四个数据

背景

	沙拉	肉夹馍	蒸鱼	苏打饼干
张三	10	1	2	7
李四	7	2	1	10
王五	2	9	7	3
赵六	3	6	10	2

四个四维数据

降维



四个二维数据

令 $\bar{x} = (5.5, 4.5, 5, 5.5)$, $v_1 = (3, -3, -3, 3)$, $v_2 = (1, -1, 1, -1)$, 可以将任一行对应的向量近似成:

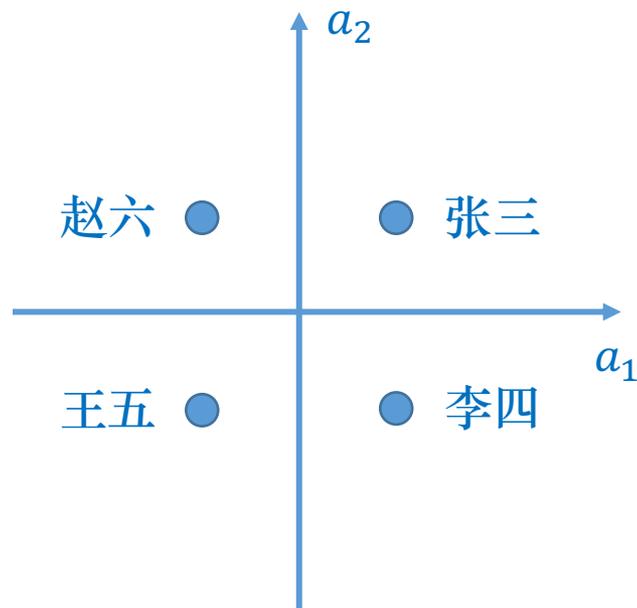
$$\bar{x} + a_1 v_1 + a_2 v_2$$

背景

	沙拉	肉夹馍	蒸鱼	苏打饼干
张三	10	1	2	7
李四	7	2	1	10
王五	2	9	7	3
赵六	3	6	10	2

四个四维数据

降维



令 $\bar{x} = (5.5, 4.5, 5, 5.5)$, $v_1 = (3, -3, -3, 3)$, $v_2 = (1, -1, 1, -1)$, 可以将任一行对应的向量近似成:

$$\bar{x} + a_1 v_1 + a_2 v_2$$

降维的作用:

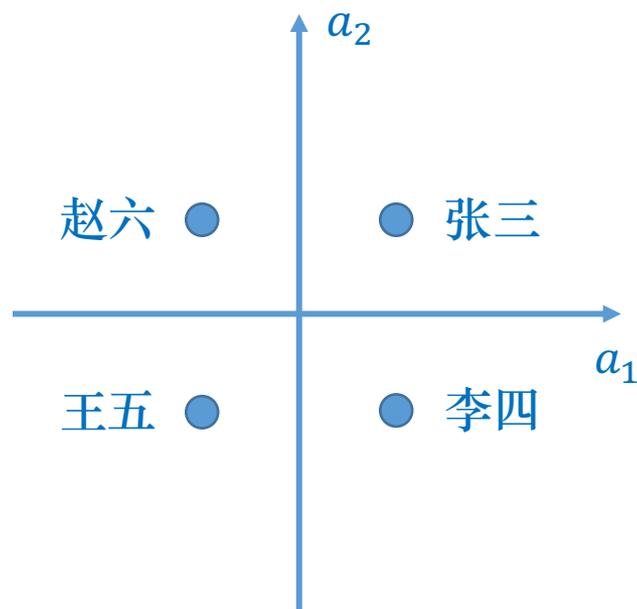
一、方便对数据进行可视化 (若有更多人的数据, 可以看到有哪些类、哪些人之间更相似)

背景

	沙拉	肉夹馍	蒸鱼	苏打饼干
张三	10	1	2	7
李四	7	2	1	10
王五	2	9	7	3
赵六	3	6	10	2

四个四维数据

降维



四个二维数据

令 $\bar{x} = (5.5, 4.5, 5, 5.5)$, $v_1 = (3, -3, -3, 3)$, $v_2 = (1, -1, 1, -1)$, 可以将任一行对应的向量近似成:

$$\bar{x} + a_1 v_1 + a_2 v_2$$

降维的作用:

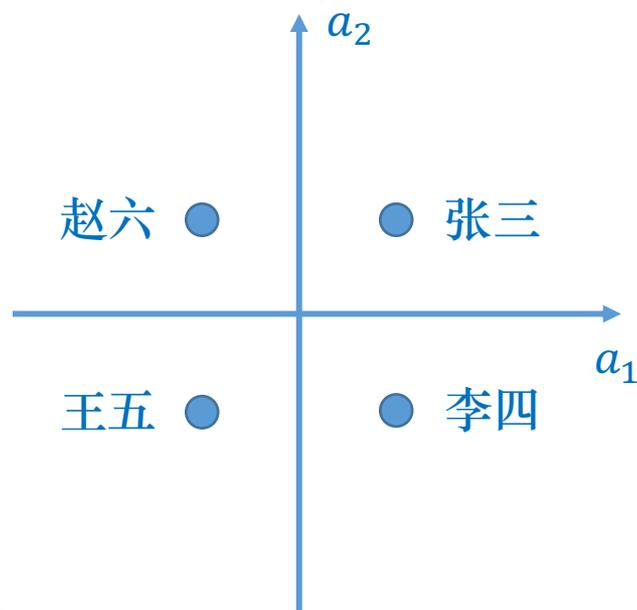
- 一、方便对数据进行可视化 (若有更多人的数据, 可以看到有哪些类、哪些人之间更相似)
- 二、通过解释 v_1, v_2 , 解释数据 (如 v_1 对应是否喜欢吃素、 v_2 对应是否注重健康, 而这些人是在是否吃素方面的差异比在是否注重健康方面的差异更大)

背景

	沙拉	肉夹馍	蒸鱼	苏打饼干
张三	10	1	2	7
李四	7	2	1	10
王五	2	9	7	3
赵六	3	6	10	2

四个四维数据

降维



四个二维数据

令 $\bar{x} = (5.5, 4.5, 5, 5.5)$, $v_1 = (3, -3, -3, 3)$, $v_2 = (1, -1, 1, -1)$, 可以将任一行对应的向量近似成:

$$\bar{x} + a_1 v_1 + a_2 v_2$$

(标准化后的) v_1 和 v_2 可称为数据的“主成分”，主成分分析关注如何由数据找到 $\bar{x} + a_1 v_1 + a_2 v_2$

背景

主成分分析：给定 m 个 n 维向量 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m \in \mathbb{R}^n$ ，分别将它们近似为 k 个 n 维向量 $\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_k \in \mathbb{R}^n$ 的线性组合，即 $\mathbf{x}_i \approx \sum_{j=1}^k a_{ij} \mathbf{v}_j, i = 1, \dots, m$ 。



背景

主成分分析：给定 m 个 n 维向量 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m \in \mathbb{R}^n$ ，分别将它们近似为 k 个 n 维向量 $\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_k \in \mathbb{R}^n$ 的线性组合，即 $\mathbf{x}_i \approx \sum_{j=1}^k a_{ij} \mathbf{v}_j, i = 1, \dots, m$ 。

在前例中，是将 $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3, \mathbf{x}_4$ 近似为 $\bar{\mathbf{x}} + a_{i1}\mathbf{v}_1 + a_{i2}\mathbf{v}_2 (i = 1, \dots, m)$ 的形式

令 $\bar{\mathbf{x}} = (5.5, 4.5, 5.5, 5.5), \mathbf{v}_1 = (3, -3, -3, 3), \mathbf{v}_2 = (1, -1, 1, -1)$ ，可以将任一行对应的向量近似成：

$$\bar{\mathbf{x}} + a_1\mathbf{v}_1 + a_2\mathbf{v}_2$$

由于 $\bar{\mathbf{x}} = \frac{1}{4}(\mathbf{x}_1 + \mathbf{x}_2 + \mathbf{x}_3 + \mathbf{x}_4)$ ，可等价于将 $\mathbf{x}_1 - \bar{\mathbf{x}}, \mathbf{x}_2 - \bar{\mathbf{x}}, \mathbf{x}_3 - \bar{\mathbf{x}}, \mathbf{x}_4 - \bar{\mathbf{x}}$ 近似为 $a_{i1}\mathbf{v}_1 + a_{i2}\mathbf{v}_2$ 形式



背景

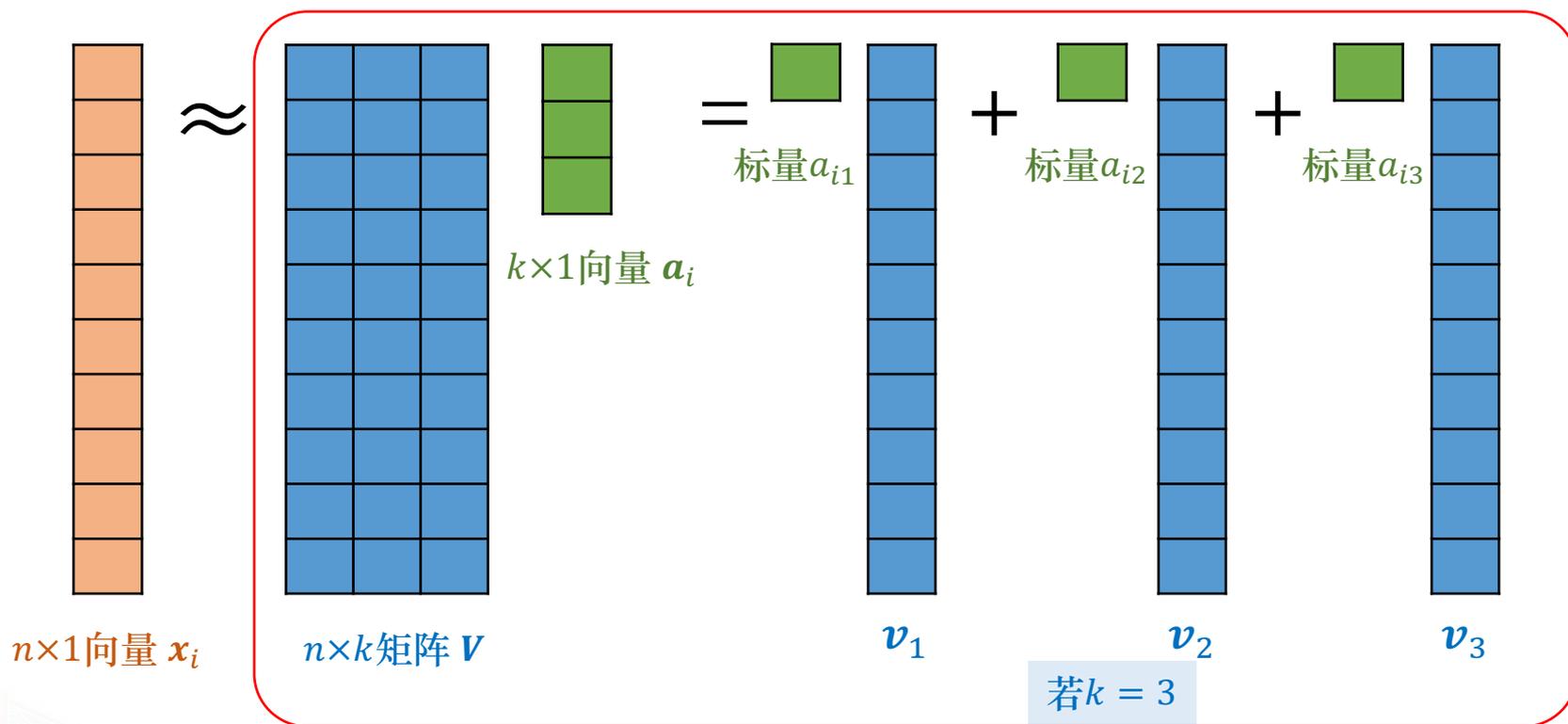
主成分分析：给定 m 个 n 维向量 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m \in \mathbb{R}^n$ ，分别将它们近似为 k 个 n 维向量 $\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_k \in \mathbb{R}^n$ 的线性组合，即 $\mathbf{x}_i \approx \sum_{j=1}^k a_{ij} \mathbf{v}_j, i = 1, \dots, m$ 。

如何把列向量 \mathbf{x}_i 写成矩阵与向量的乘积形式？



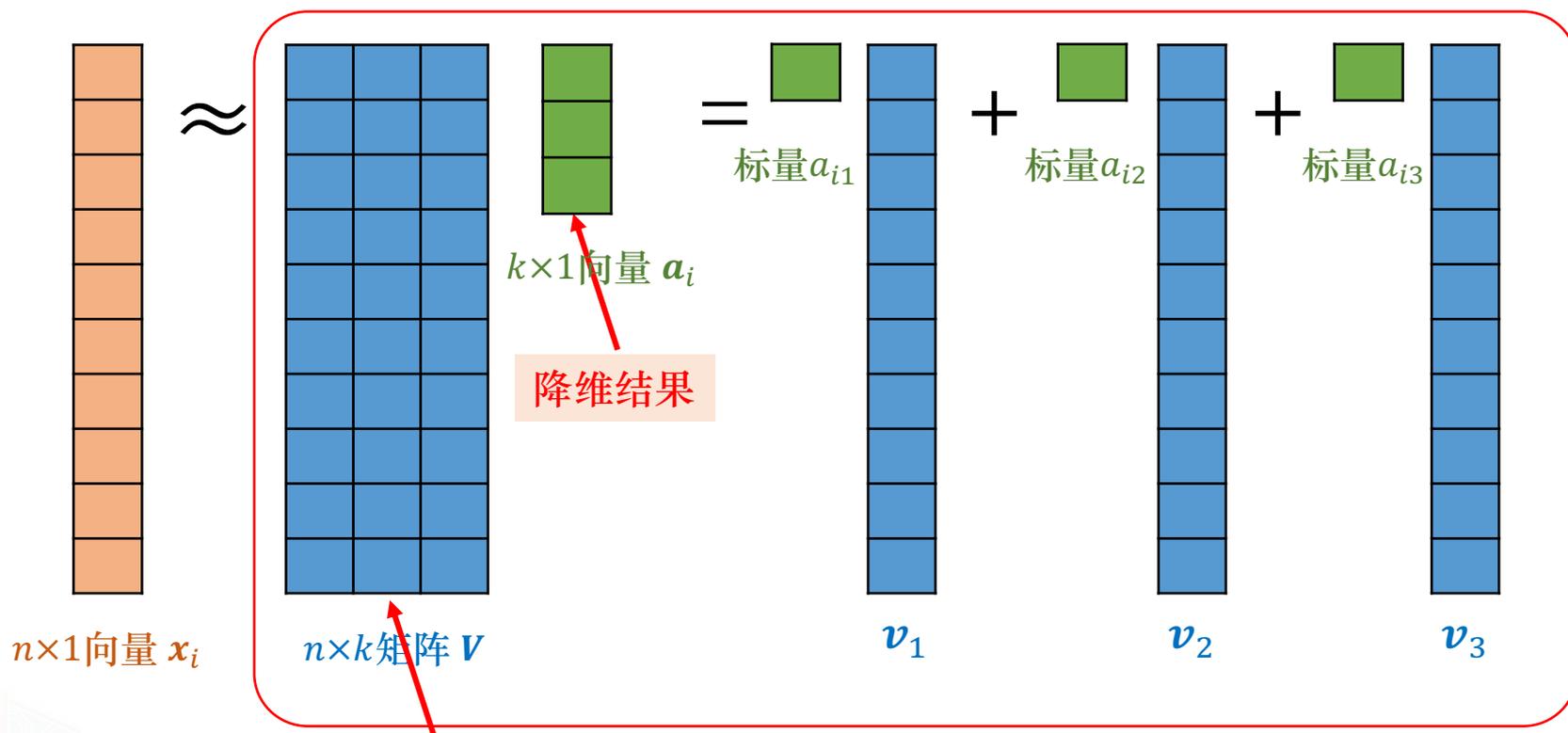
背景

主成分分析：给定 m 个 n 维向量 $x_1, \dots, x_m \in \mathbb{R}^n$ ，分别将它们近似为 k 个 n 维向量 $v_1, \dots, v_k \in \mathbb{R}^n$ 的线性组合，即 $x_i \approx \sum_{j=1}^k a_{ij} v_j, i = 1, \dots, m$ 。



背景

主成分分析：给定 m 个 n 维向量 $x_1, \dots, x_m \in \mathbb{R}^n$ ，分别将它们近似为 k 个 n 维向量 $v_1, \dots, v_k \in \mathbb{R}^n$ 的线性组合，即 $x_i \approx \sum_{j=1}^k a_{ij} v_j, i = 1, \dots, m$ 。



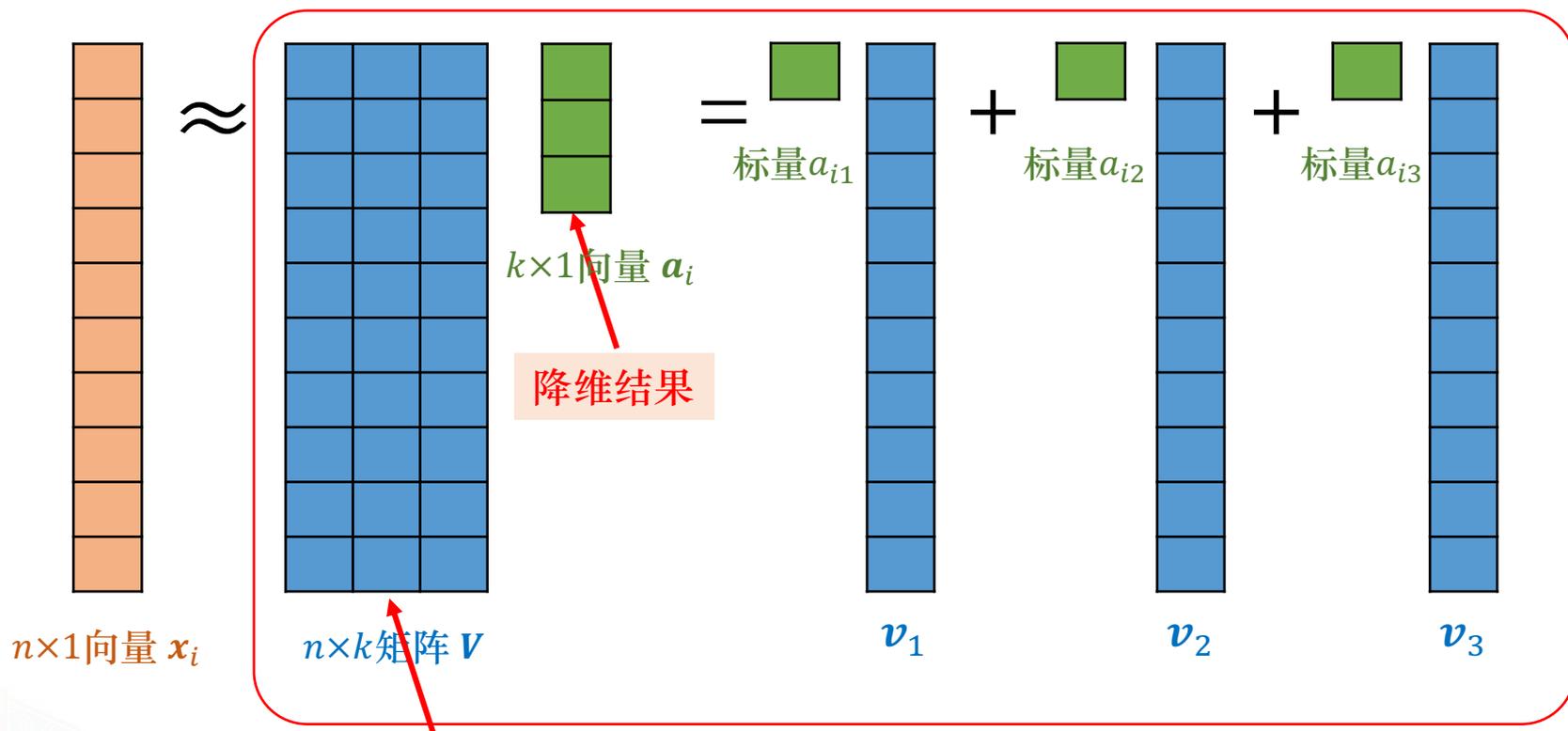
对 m 个数据都是一样

背景

	沙拉	肉夹馍	蒸鱼	苏打饼干
张三	10	1	2	7
李四	7	2	1	10
王五	2	9	7	3
赵六	3	6	10	2

此例中, $m = 4, n = 4, k = 2$

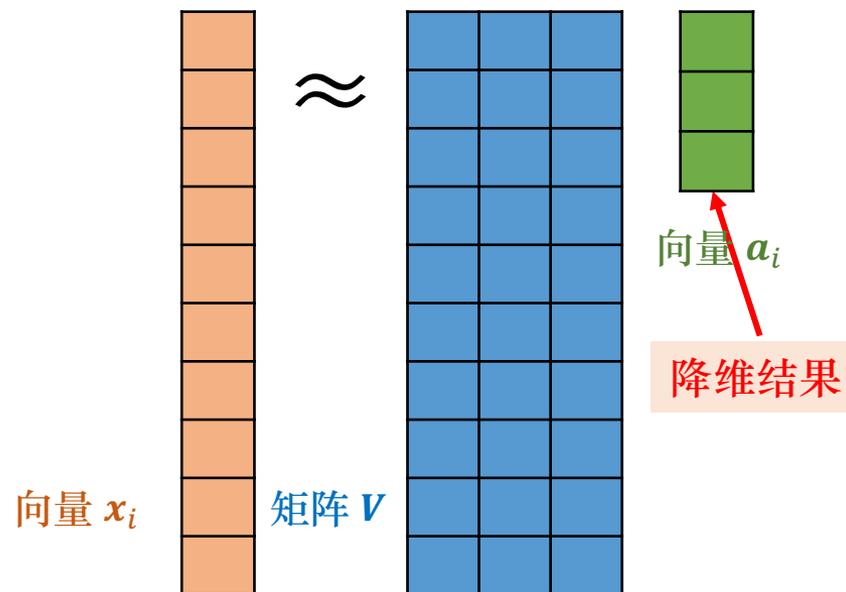
主成分分析: 给定 m 个 n 维向量 $x_1, \dots, x_m \in \mathbb{R}^n$, 分别将它们近似为 k 个 n 维向量 $v_1, \dots, v_k \in \mathbb{R}^n$ 的线性组合, 即 $x_i \approx \sum_{j=1}^k a_{ij} v_j, i = 1, \dots, m$ 。



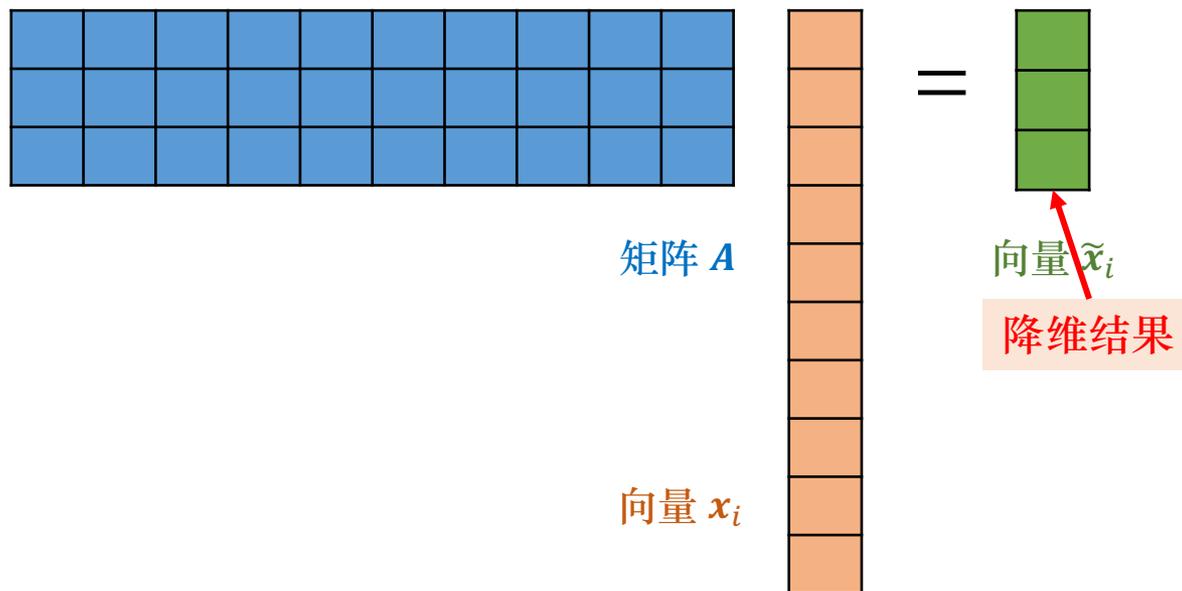
对 m 个数据都是一样

PCA与JL转换对比

主成分分析 (PCA)



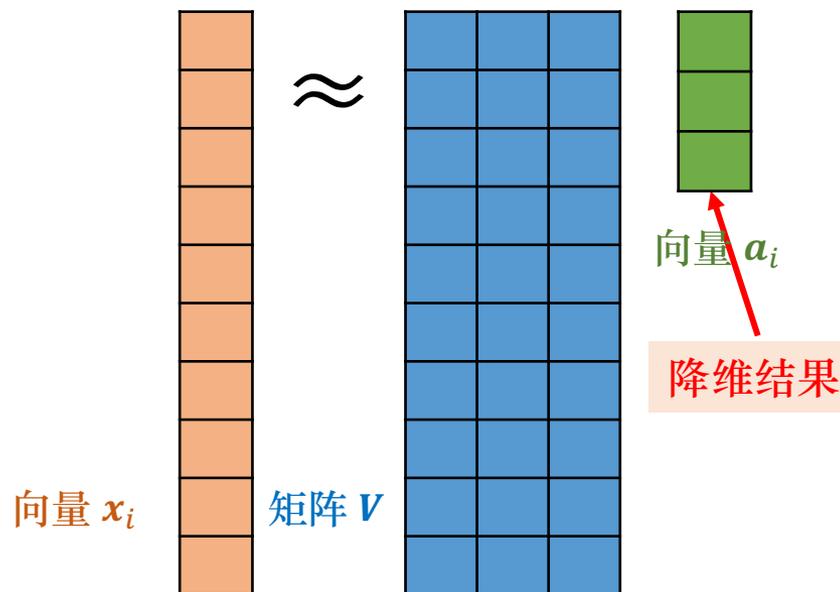
JL转换



PCA与JL转换对比

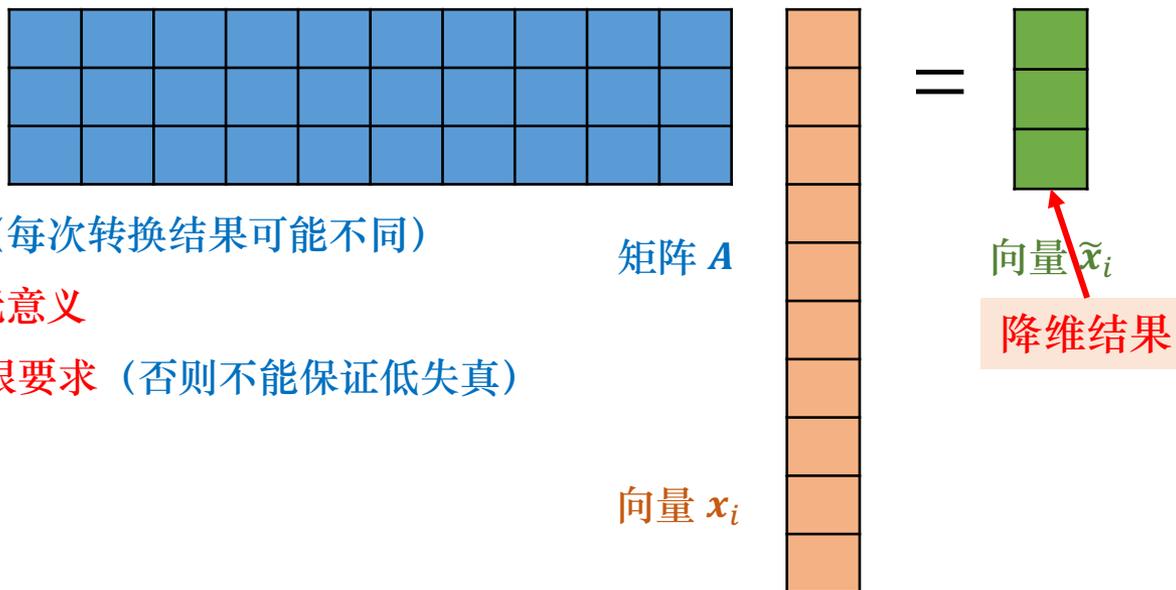
主成分分析 (PCA)

1. 降维后**可能无法保持**原数据间的欧氏距离
2. 矩阵 **V** 与数据有关，根据数据得到 **V** 从而解释数据
3. 矩阵 **V** 的 **k** 个列向量对应的坐标一般**有意义**
4. 可能降至 **$k = 1$** 或 **$k = 2$** 依然得到有意义的结果



JL转换

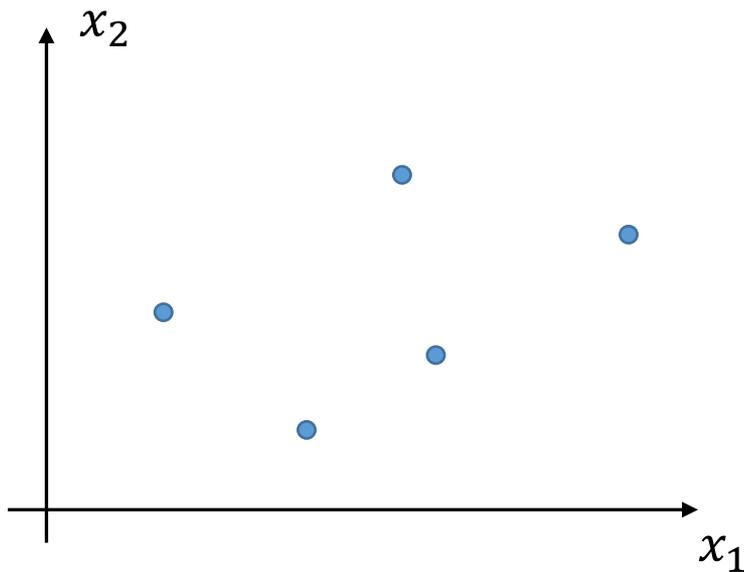
1. 降维后**保持**原数据间的欧氏距离
2. 矩阵 **A** 与数据无关，是**随机生成**（每次转换结果可能不同）
3. 矩阵 **A** 的行向量对应的坐标一般**无意义**
4. 根据JL引理，降维后的维度有**下限要求**（否则不能保证低失真）



PCA与线性回归对比

主成分分析 (PCA)

若要把若干个二维数据降维成一维数据



线性回归

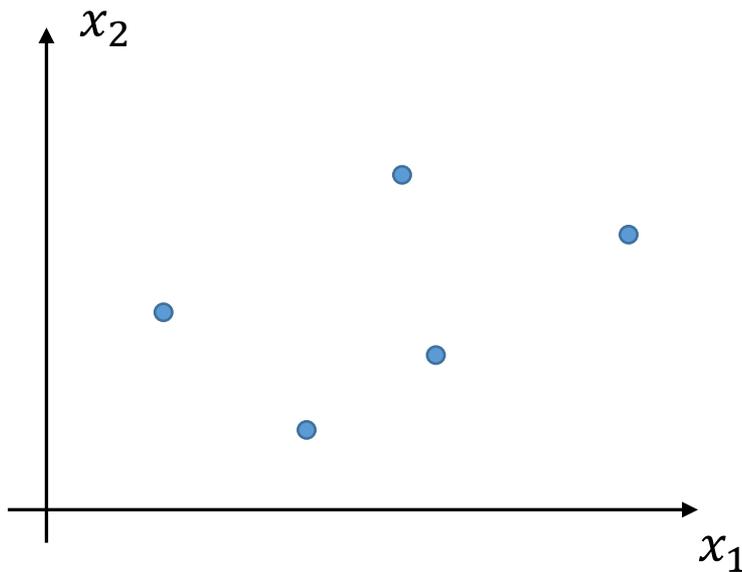


PCA与线性回归对比

主成分分析 (PCA)

若要把若干个二维数据降维成一维数据

即 $k = 1$, 有 $x_i \approx \sum_{j=1}^k a_{ij} v_j = a_i v$



线性回归

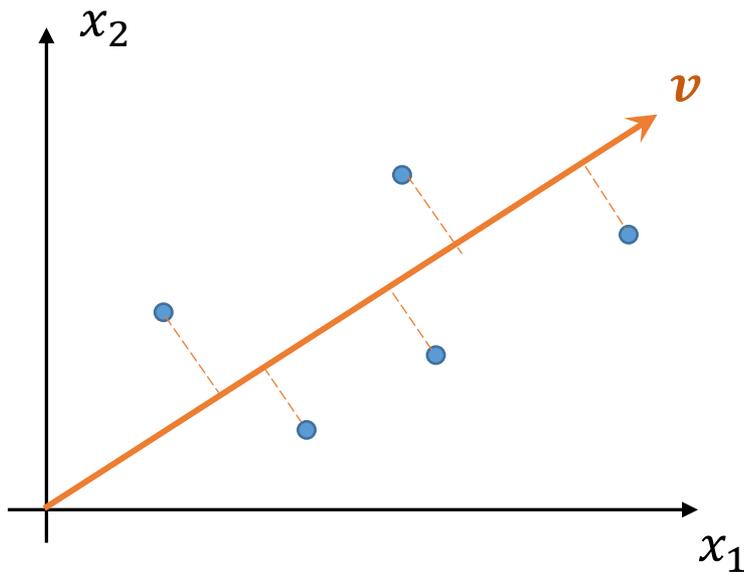


PCA与线性回归对比

主成分分析 (PCA)

若要把若干个二维数据降维成一维数据

即 $k = 1$, 有 $x_i \approx \sum_{j=1}^k a_{ij} v_j = a_i v$



线性回归

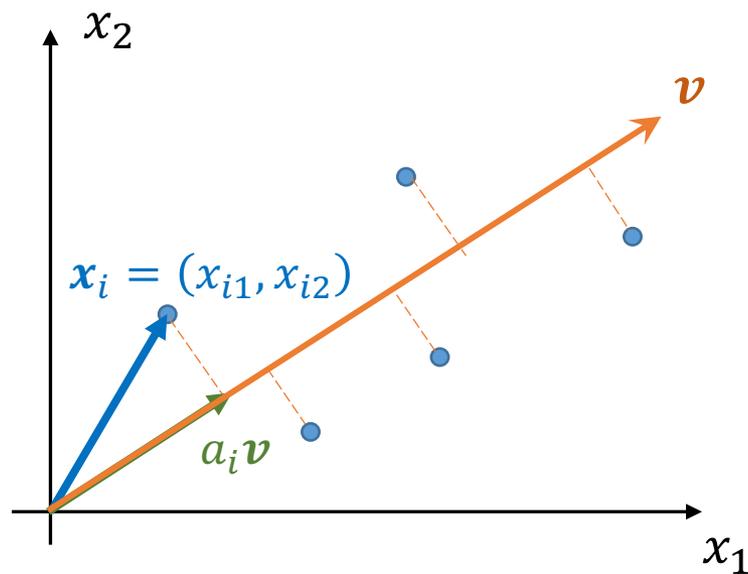


PCA与线性回归对比

主成分分析 (PCA)

若要把若干个二维数据降维成一维数据

即 $k = 1$, 有 $\mathbf{x}_i \approx \sum_{j=1}^k a_{ij} \mathbf{v}_j = a_i \mathbf{v}$



线性回归

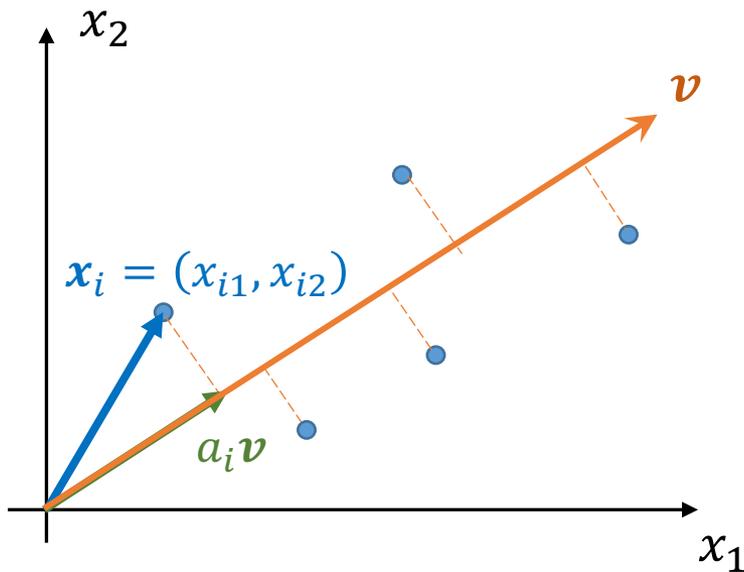


PCA与线性回归对比

主成分分析 (PCA)

若要把若干个二维数据降维成一维数据

即 $k = 1$, 有 $x_i \approx \sum_{j=1}^k a_{ij} v_j = a_i v$



向量 v 需要满足：最小化各个点（原数据）到 v 的垂直距离的平方和

不希望 x_i 与 $a_i v$ 欧式距离过大

线性回归

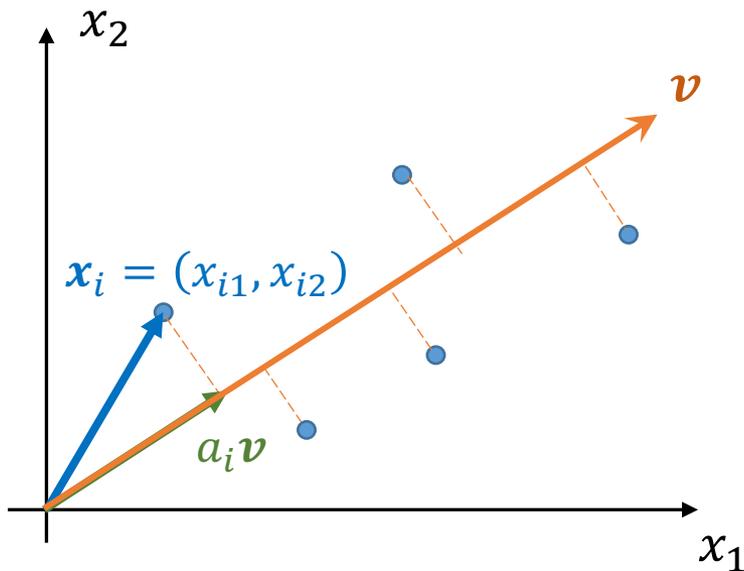


PCA与线性回归对比

主成分分析 (PCA)

若要把若干个二维数据降维成一维数据

即 $k = 1$, 有 $x_i \approx \sum_{j=1}^k a_{ij} v_j = a_i v$



向量 v 需要满足：最小化各个点（原数据）到 v 的垂直距离的平方和

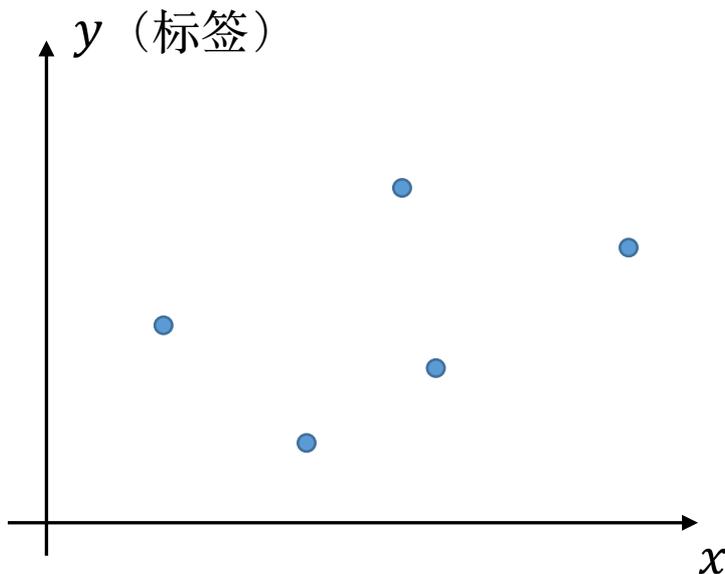
不希望 x_i 与 $a_i v$ 欧式距离过大

线性回归 (属于机器学习中的监督学习)

若采集到五个商品房的面积 x 与售价 y 的数据

希望用直线 $y = \theta x$ 近似未知函数 $f: x \rightarrow y$

使得 θx_i 接近于 y_i

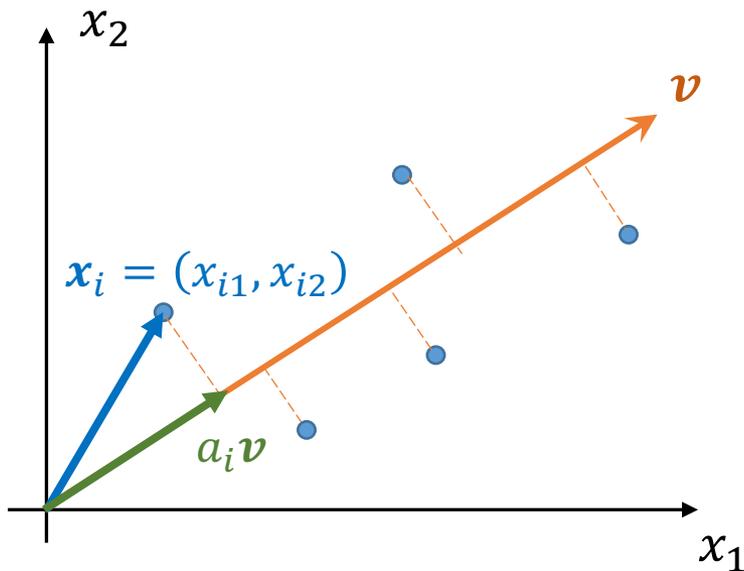


PCA与线性回归对比

主成分分析 (PCA)

若要把若干个二维数据降维成一维数据

即 $k = 1$, 有 $x_i \approx \sum_{j=1}^k a_{ij} v_j = a_i v$



向量 v 需要满足: 最小化各个点 (原数据) 到 v 的垂直距离的平方和

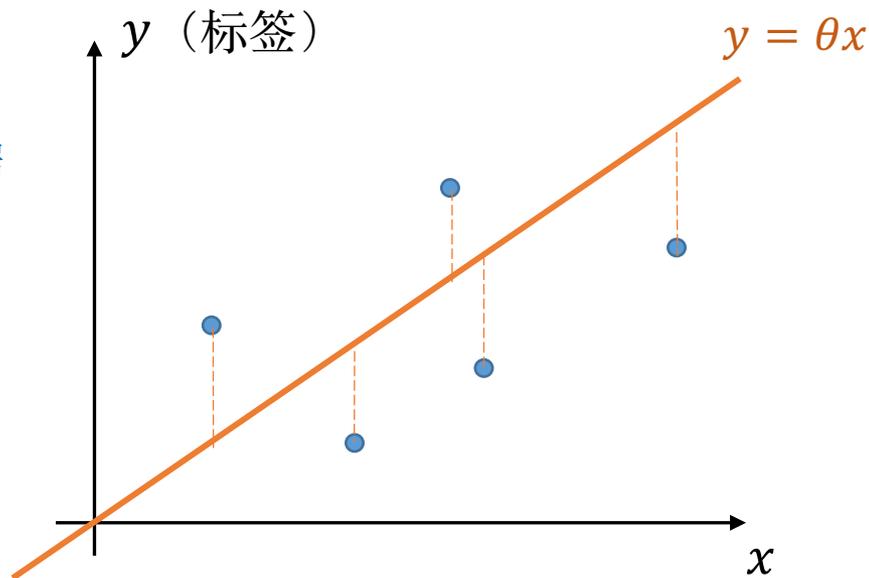
不希望 x_i 与 $a_i v$ 欧式距离过大

线性回归 (属于机器学习中的监督学习)

若采集到五个商品房的面积 x 与售价 y 的数据

希望用直线 $y = \theta x$ 近似未知函数 $f: x \rightarrow y$

使得 θx_i 接近于 y_i

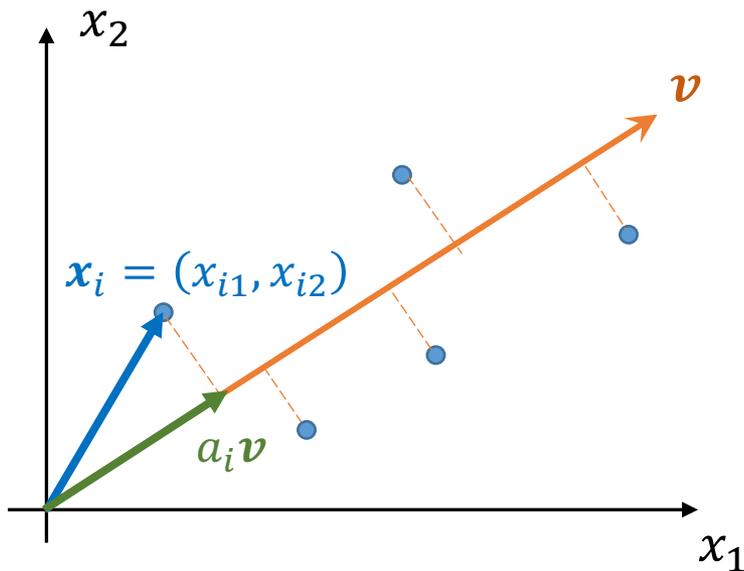


PCA与线性回归对比

主成分分析 (PCA)

若要把若干个二维数据降维成一维数据

即 $k = 1$, 有 $x_i \approx \sum_{j=1}^k a_{ij} v_j = a_i v$



向量 v 需要满足：最小化各个点（原数据）到 v 的垂直距离的平方和

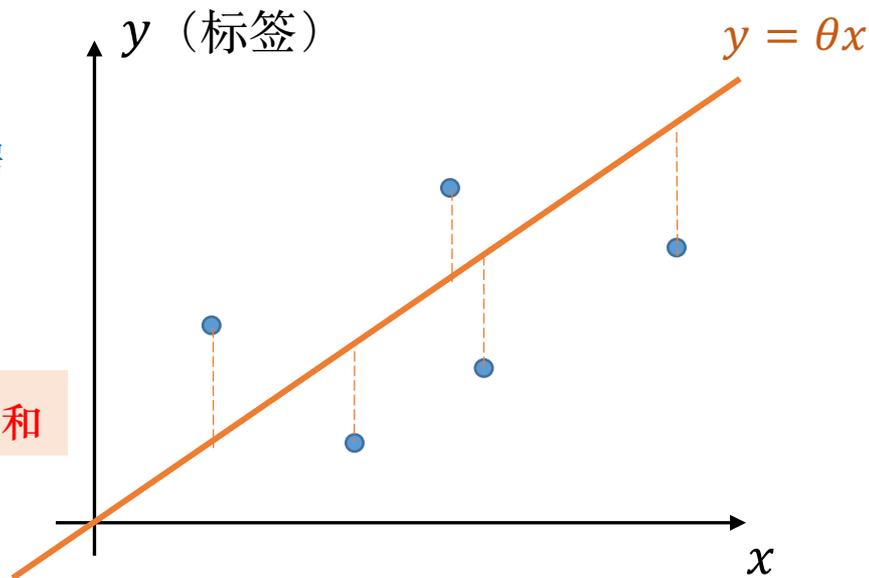
不希望 x_i 与 $a_i v$ 欧式距离过大

线性回归 (属于机器学习中的监督学习)

若采集到五个商品房的面积 x 与售价 y 的数据

希望用直线 $y = \theta x$ 近似未知函数 $f: x \rightarrow y$

使得 θx_i 接近于 y_i



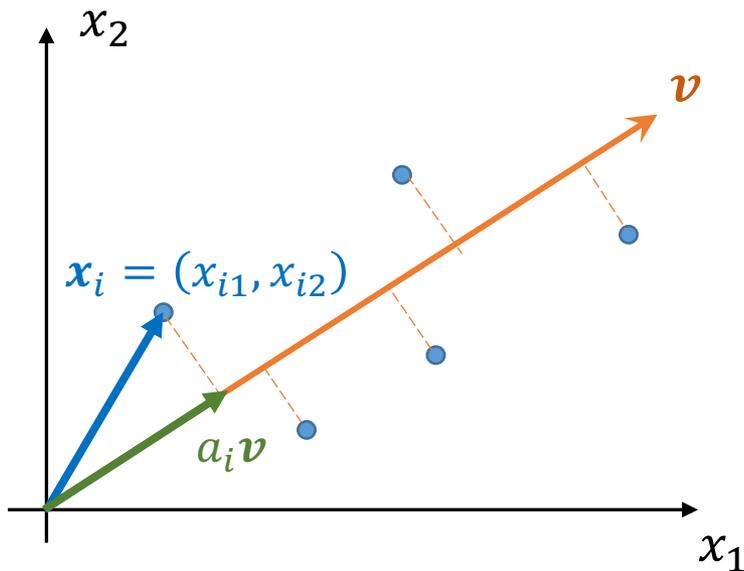
斜率 θ 需要满足：最小化 θx_i 到 y_i 的差的平方和

PCA与线性回归对比

主成分分析 (PCA)

若要把若干个二维数据降维成一维数据

即 $k = 1$, 有 $x_i \approx \sum_{j=1}^k a_{ij} v_j = a_i v$



向量 v 需要满足: 最小化各个点 (原数据) 到 v 的垂直距离的平方和

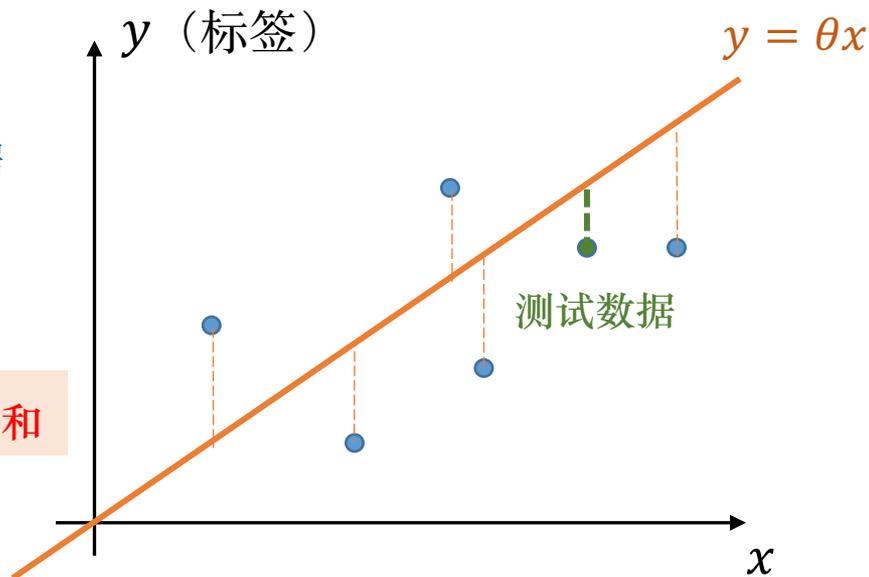
不希望 x_i 与 $a_i v$ 欧式距离过大

线性回归 (属于机器学习中的监督学习)

若采集到五个商品房的面积 x 与售价 y 的数据

希望用直线 $y = \theta x$ 近似未知函数 $f: x \rightarrow y$

使得 θx_i 接近于 y_i



斜率 θ 需要满足: 最小化 θx_i 到 y_i 的差的平方和

主成分分析

主成分分析问题定义



数据预处理

一、将所有数据“平移”，令数据的中点为原点

回顾前例，令 $\bar{x} = (5.5, 4.5, 5, 5.5)$, $v_1 = (3, -3, -3, 3)$, $v_2 = (1, -1, 1, -1)$,

可以将 x_1, x_2, x_3, x_4 近似为 $\bar{x} + a_{i1}v_1 + a_{i2}v_2$ 的形式，

由于 $\bar{x} = \frac{1}{4}(x_1 + x_2 + x_3 + x_4)$ ，等价于将 $x_1 - \bar{x}, x_2 - \bar{x}, x_3 - \bar{x}, x_4 - \bar{x}$ 近似为 $a_{i1}v_1 + a_{i2}v_2$ 形式



数据预处理

一、将所有数据“平移”，令数据的中点为原点

回顾前例，令 $\bar{x} = (5.5, 4.5, 5, 5.5)$, $v_1 = (3, -3, -3, 3)$, $v_2 = (1, -1, 1, -1)$,

可以将 x_1, x_2, x_3, x_4 近似为 $\bar{x} + a_{i1}v_1 + a_{i2}v_2$ 的形式，

由于 $\bar{x} = \frac{1}{4}(x_1 + x_2 + x_3 + x_4)$ ，等价于将 $x_1 - \bar{x}, x_2 - \bar{x}, x_3 - \bar{x}, x_4 - \bar{x}$ 近似为 $a_{i1}v_1 + a_{i2}v_2$ 形式

	沙拉	肉夹馍	蒸鱼	苏打饼干
张三	10	1	2	7
李四	7	2	1	10
王五	2	9	7	3
赵六	3	6	10	2



	沙拉	肉夹馍	蒸鱼	苏打饼干
张三	4.5	-3.5	-3	1.5
李四	1.5	-2.5	-4	4.5
王五	-3.5	4.5	2	-2.5
赵六	-2.5	1.5	5	-3.5

每行数据减去 $\bar{x} = (5.5, 4.5, 5, 5.5)$

每个维度下所有数据之和为0

数据预处理

一、将所有数据“平移”，令数据的中点为原点

计算 $\bar{x} = \frac{1}{m}(x_1 + \dots + x_m)$ ，为每个数据 x_i 计算 $\tilde{x}_i = x_i - \bar{x}$ ，然后对 $\tilde{x}_1, \dots, \tilde{x}_m$ 做降维

即有 $\tilde{x}_i \approx \sum_{j=1}^k a_{ij} v_j$ 以及 $x_i \approx \bar{x} + \sum_{j=1}^k a_{ij} v_j$



数据预处理

一、将所有数据“平移”，令数据的中点为原点

二、对数据的各维度缩放，减小各维度对应的数字量级不同带来的影响

	身高	体重	年龄
张三	170	65	32
李四	180	70	25
王五	185	80	28
赵六	165	55	35



张三	-5	-2.5	2
李四	5	2.5	-5
王五	10	12.5	-2
赵六	-10	-12.5	5

	身高	体重	年龄
张三	1.7	65	32
李四	1.8	70	25
王五	1.85	80	28
赵六	1.65	55	35



张三	-0.05	-2.5	2
李四	0.05	2.5	-5
王五	0.1	12.5	-2
赵六	-0.1	-12.5	5



数据预处理

一、将所有数据“平移”，令数据的中点为原点

二、对数据的各维度缩放，减小各维度对应的数字量级不同带来的影响

	身高	体重	年龄
张三	170	65	32
李四	180	70	25
王五	185	80	28
赵六	165	55	35



张三	-5	-2.5	2
李四	5	2.5	-5
王五	10	12.5	-2
赵六	-10	-12.5	5

	身高	体重	年龄
张三	1.7	65	32
李四	1.8	70	25
王五	1.85	80	28
赵六	1.65	55	35



张三	-0.05	-2.5	2
李四	0.05	2.5	-5
王五	0.1	12.5	-2
赵六	-0.1	-12.5	5

PCA将最小化数据 \tilde{x}_i 到 $\sum_{j=1}^k a_{ij} v_j$ 的距离的平方和，若某维度的数字量级大、对距离的计算影响大

数据预处理

一、将所有数据“平移”，令数据的中点为原点

二、对数据的各维度缩放，减小各维度对应的数字量级不同带来的影响

把数据 $\tilde{x}_i = (\tilde{x}_{i1}, \dots, \tilde{x}_{in})$ 缩放为 $\left(\frac{1}{\sqrt{\sum_{i=1}^m \tilde{x}_{i1}^2}} \tilde{x}_{i1}, \dots, \frac{1}{\sqrt{\sum_{i=1}^m \tilde{x}_{in}^2}} \tilde{x}_{in} \right)$

张三	-5	-2.5	2
李四	5	2.5	-5
王五	10	12.5	-2
赵六	-10	-12.5	5

缩放

张三	-0.05	-2.5	2
李四	0.05	2.5	-5
王五	0.1	12.5	-2
赵六	-0.1	-12.5	5

缩放

数据预处理

一、将所有数据“平移”，令数据的中点为原点

二、对数据的各维度缩放，减小各维度对应的数字量级不同带来的影响

把数据 $\tilde{x}_i = (\tilde{x}_{i1}, \dots, \tilde{x}_{in})$ 缩放为 $\left(\frac{1}{\sqrt{\sum_{i=1}^m \tilde{x}_{i1}^2}} \tilde{x}_{i1}, \dots, \frac{1}{\sqrt{\sum_{i=1}^m \tilde{x}_{in}^2}} \tilde{x}_{in} \right)$

张三	-5	-2.5	2
李四	5	2.5	-5
王五	10	12.5	-2
赵六	-10	-12.5	5

缩放

张三	-0.316	-0.139	0.263
李四	0.316	0.139	-0.657
王五	0.632	0.693	-0.263
赵六	-0.632	-0.693	0.657

张三	-0.05	-2.5	2
李四	0.05	2.5	-5
王五	0.1	12.5	-2
赵六	-0.1	-12.5	5

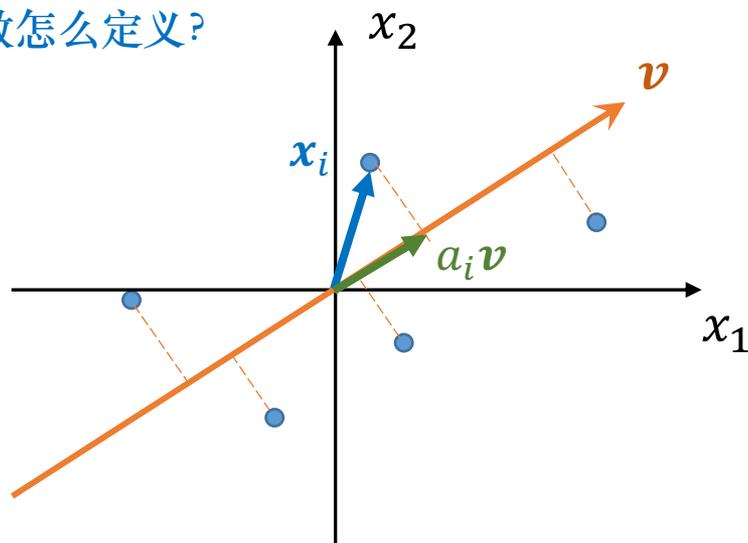
缩放

张三	-0.316	-0.139	0.263
李四	0.316	0.139	-0.657
王五	0.632	0.693	-0.263
赵六	-0.632	-0.693	0.657

$k = 1$ 情况

将（已完成预处理的） m 个 n 维向量 $x_1, \dots, x_m \in \mathbb{R}^n$ 近似为 $a_i v, i = 1, \dots, m$ 。

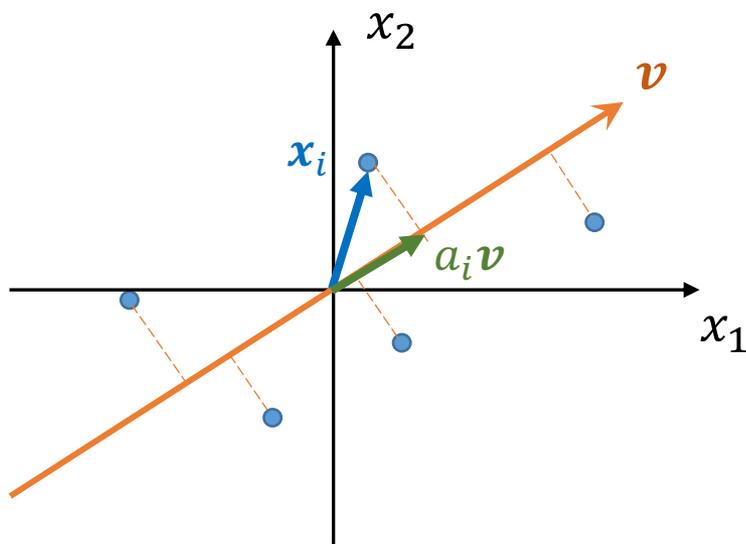
如何选择向量 v ？目标函数怎么定义？



$k = 1$ 情况

将（已完成预处理的） m 个 n 维向量 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m \in \mathbb{R}^n$ 近似为 $a_i \mathbf{v}, i = 1, \dots, m$ 。

如何选择向量 \mathbf{v} ？



注意是距离平方和

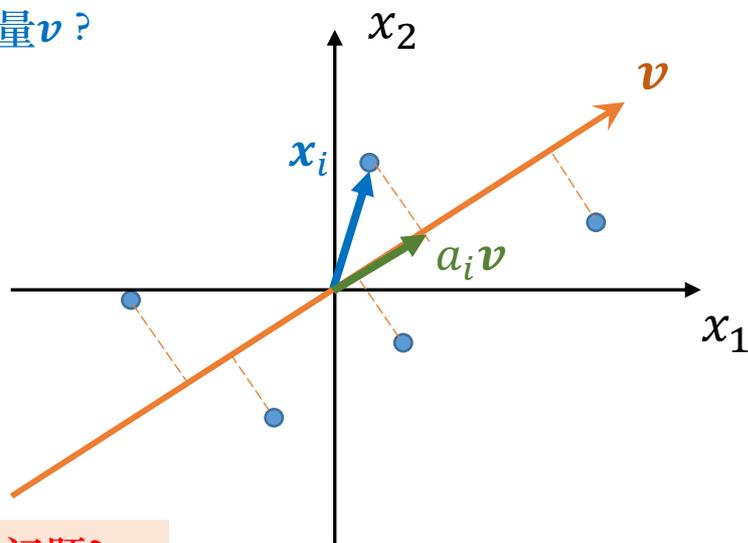
$$\operatorname{argmin}_{\mathbf{v}: \|\mathbf{v}\|=1} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m ((\text{distance between } \mathbf{x}_i \text{ and line spanned by } \mathbf{v})^2)$$

单位向量

$k = 1$ 情况

将（已完成预处理的） m 个 n 维向量 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m \in \mathbb{R}^n$ 近似为 $a_i \mathbf{v}, i = 1, \dots, m$ 。

如何选择向量 \mathbf{v} ？



可否进一步改写问题？

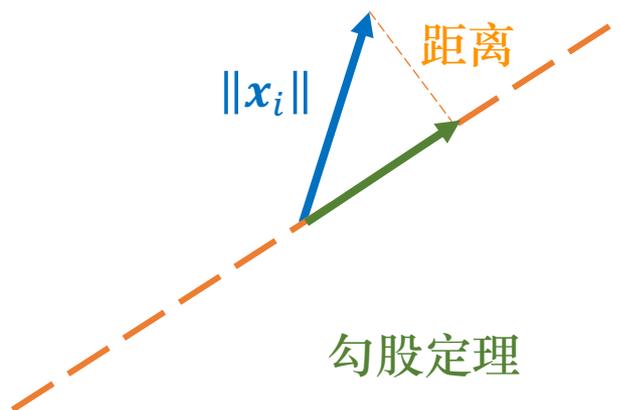
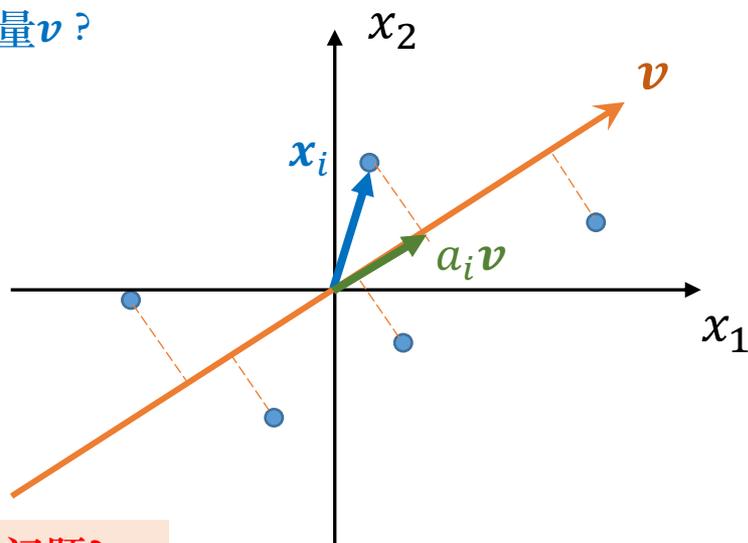
$$\operatorname{argmin}_{\mathbf{v}: \|\mathbf{v}\|=1} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m ((\text{distance between } \mathbf{x}_i \text{ and line spanned by } \mathbf{v})^2)$$



$k = 1$ 情况

将（已完成预处理的） m 个 n 维向量 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m \in \mathbb{R}^n$ 近似为 $a_i \mathbf{v}, i = 1, \dots, m$ 。

如何选择向量 \mathbf{v} ？



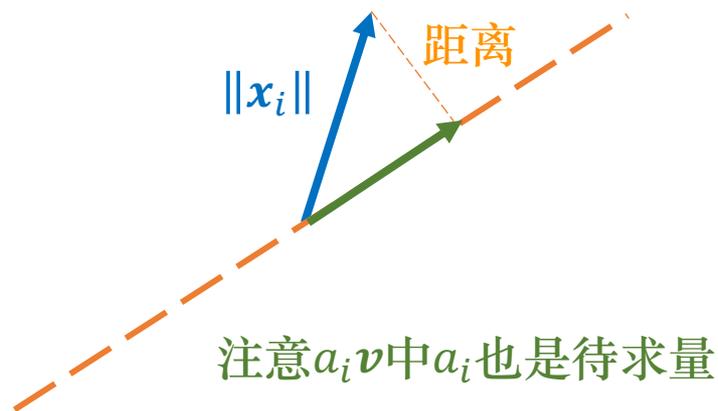
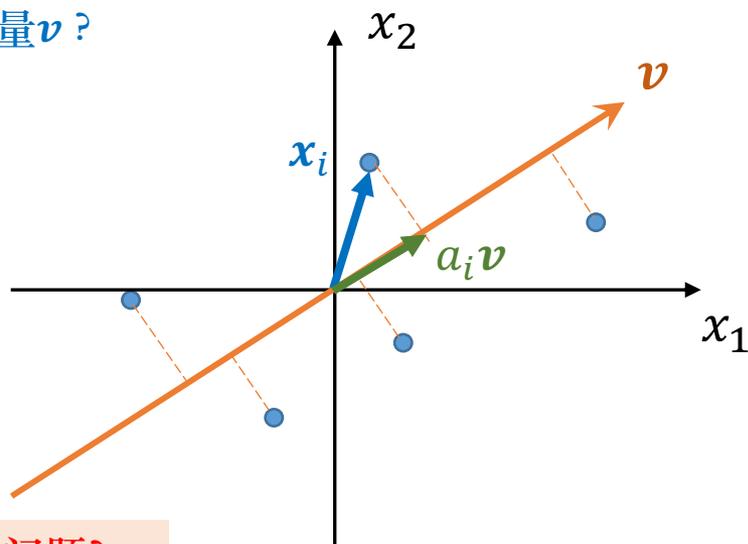
可否进一步改写问题？

$$\operatorname{argmin}_{\mathbf{v}: \|\mathbf{v}\|=1} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m ((\text{distance between } \mathbf{x}_i \text{ and line spanned by } \mathbf{v})^2)$$

$k = 1$ 情况

将（已完成预处理的） m 个 n 维向量 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m \in \mathbb{R}^n$ 近似为 $a_i \mathbf{v}, i = 1, \dots, m$ 。

如何选择向量 \mathbf{v} ？



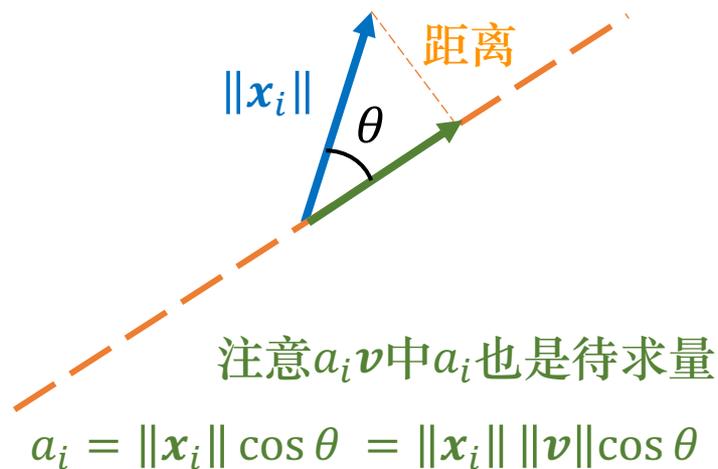
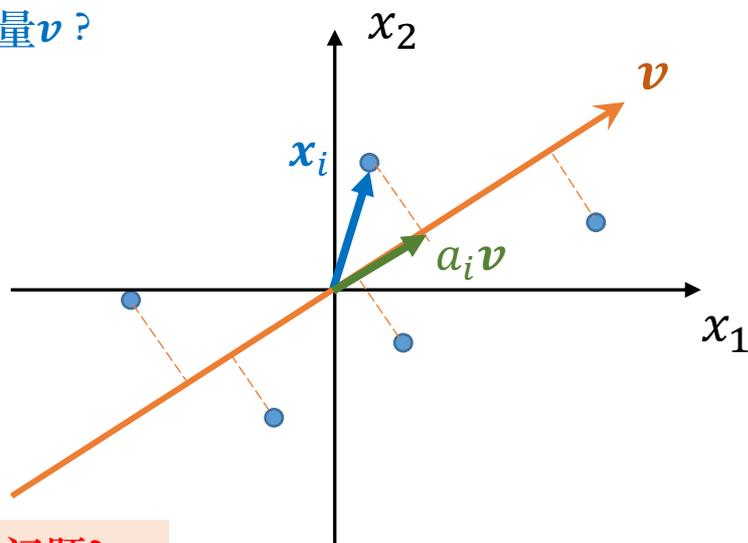
可否进一步改写问题？

$$\operatorname{argmin}_{\mathbf{v}: \|\mathbf{v}\|=1} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m ((\text{distance between } \mathbf{x}_i \text{ and line spanned by } \mathbf{v})^2)$$

$k = 1$ 情况

将（已完成预处理的） m 个 n 维向量 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m \in \mathbb{R}^n$ 近似为 $a_i \mathbf{v}, i = 1, \dots, m$ 。

如何选择向量 \mathbf{v} ？



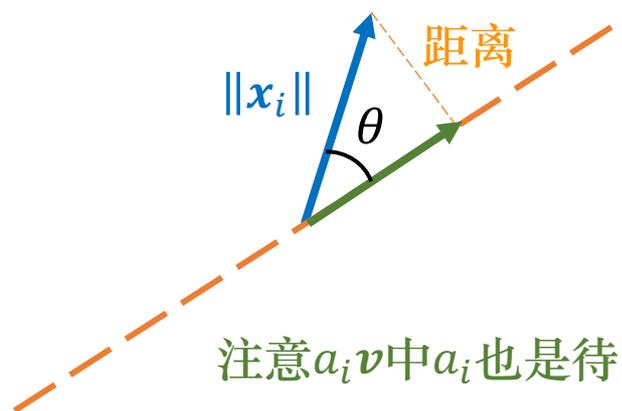
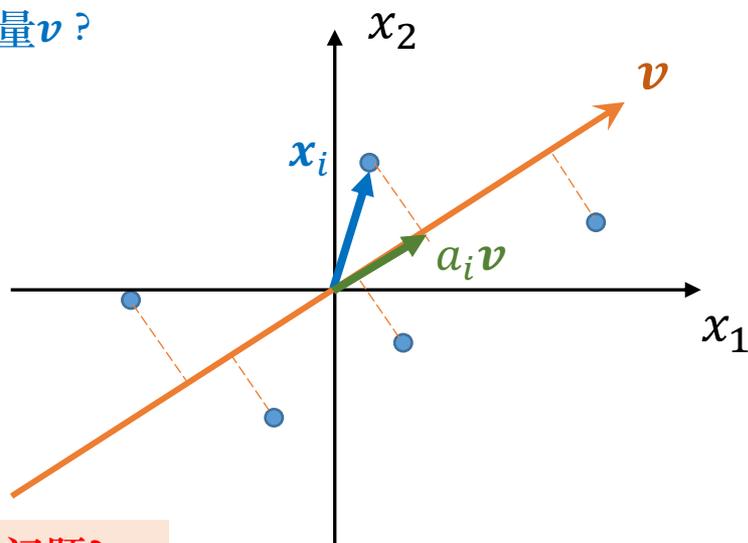
可否进一步改写问题？

$$\operatorname{argmin}_{\mathbf{v}: \|\mathbf{v}\|=1} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m ((\text{distance between } \mathbf{x}_i \text{ and line spanned by } \mathbf{v})^2)$$

$k = 1$ 情况

将（已完成预处理的） m 个 n 维向量 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m \in \mathbb{R}^n$ 近似为 $a_i \mathbf{v}, i = 1, \dots, m$ 。

如何选择向量 \mathbf{v} ？



注意 $a_i \mathbf{v}$ 中 a_i 也是待求量

$$\begin{aligned} a_i &= \|\mathbf{x}_i\| \cos \theta = \|\mathbf{x}_i\| \|\mathbf{v}\| \cos \theta \\ &= \langle \mathbf{x}_i, \mathbf{v} \rangle = x_{i1} v_1 + \dots + x_{in} v_n \end{aligned}$$

可否进一步改写问题？

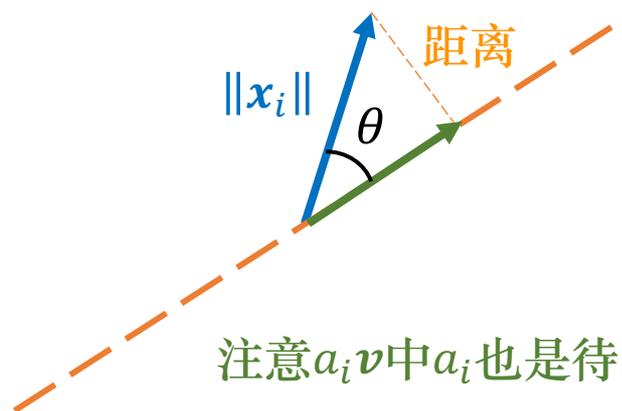
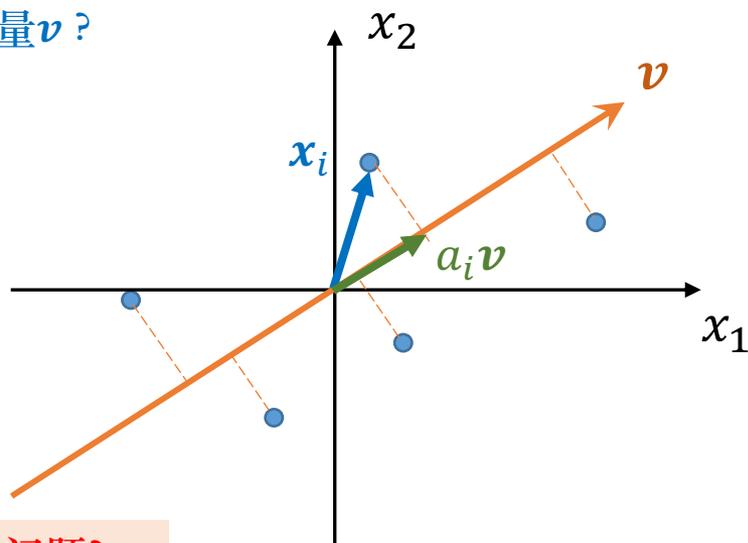
$$\operatorname{argmin}_{\mathbf{v}: \|\mathbf{v}\|=1} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m ((\text{distance between } \mathbf{x}_i \text{ and line spanned by } \mathbf{v})^2)$$



$k = 1$ 情况

将（已完成预处理的） m 个 n 维向量 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m \in \mathbb{R}^n$ 近似为 $a_i \mathbf{v}, i = 1, \dots, m$ 。

如何选择向量 \mathbf{v} ？



注意 $a_i \mathbf{v}$ 中 a_i 也是待求量

$$\begin{aligned} a_i &= \|\mathbf{x}_i\| \cos \theta = \|\mathbf{x}_i\| \|\mathbf{v}\| \cos \theta \\ &= \langle \mathbf{x}_i, \mathbf{v} \rangle = x_{i1} v_1 + \dots + x_{in} v_n \end{aligned}$$

$$(\text{dist}(\mathbf{x}_i \leftrightarrow \text{line}))^2 + \langle \mathbf{x}_i, \mathbf{v} \rangle^2 = \|\mathbf{x}_i\|^2$$

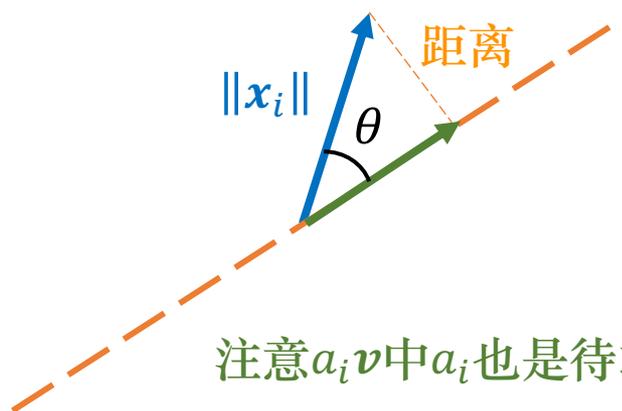
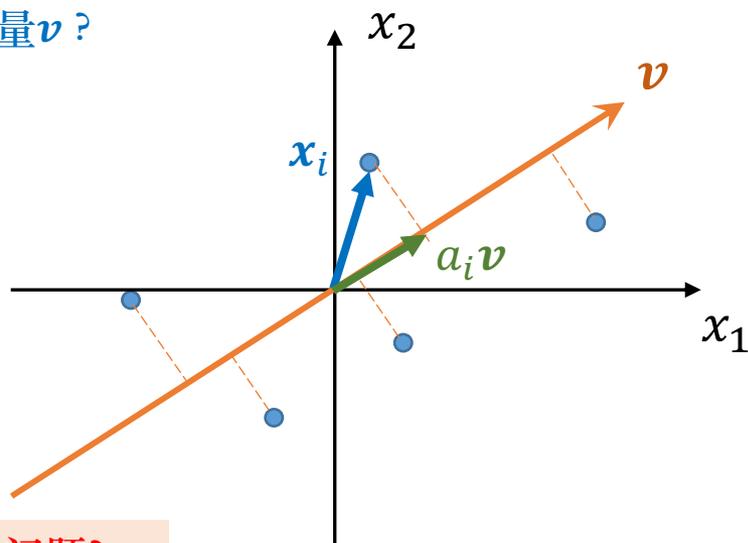
可否进一步改写问题？

$$\operatorname{argmin}_{\mathbf{v}: \|\mathbf{v}\|=1} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m ((\text{distance between } \mathbf{x}_i \text{ and line spanned by } \mathbf{v})^2)$$

$k = 1$ 情况

将（已完成预处理的） m 个 n 维向量 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m \in \mathbb{R}^n$ 近似为 $a_i \mathbf{v}, i = 1, \dots, m$ 。

如何选择向量 \mathbf{v} ？



注意 $a_i \mathbf{v}$ 中 a_i 也是待求量

$$a_i = \|\mathbf{x}_i\| \cos \theta = \|\mathbf{x}_i\| \|\mathbf{v}\| \cos \theta \\ = \langle \mathbf{x}_i, \mathbf{v} \rangle = x_{i1} v_1 + \dots + x_{in} v_n$$

可否进一步改写问题？

$$\operatorname{argmin}_{\mathbf{v}: \|\mathbf{v}\|=1} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m ((\text{distance between } \mathbf{x}_i \text{ and line spanned by } \mathbf{v})^2)$$



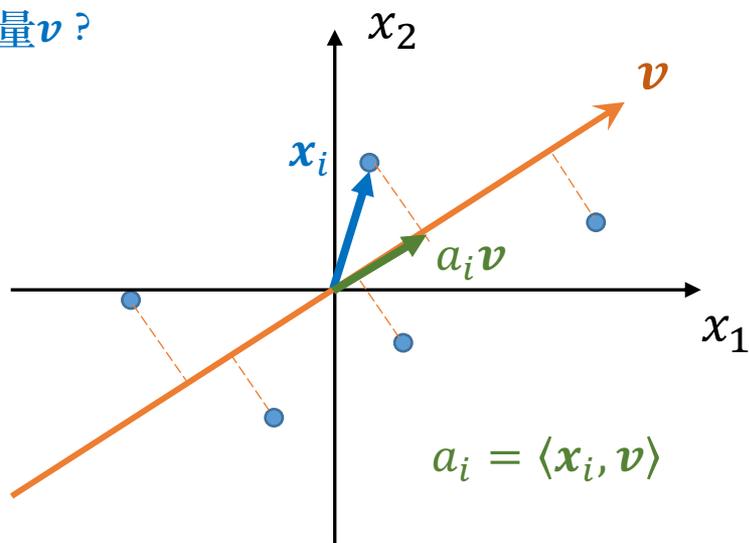
$$\operatorname{argmax}_{\mathbf{v}: \|\mathbf{v}\|=1} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \langle \mathbf{x}_i, \mathbf{v} \rangle^2$$

因为 $\|\mathbf{x}_i\|^2$ 不受 \mathbf{v} 选择的影响，可以从求和中移去

$k = 1$ 情况

将（已完成预处理的） m 个 n 维向量 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m \in \mathbb{R}^n$ 近似为 $a_i \mathbf{v}, i = 1, \dots, m$ 。

如何选择向量 \mathbf{v} ？



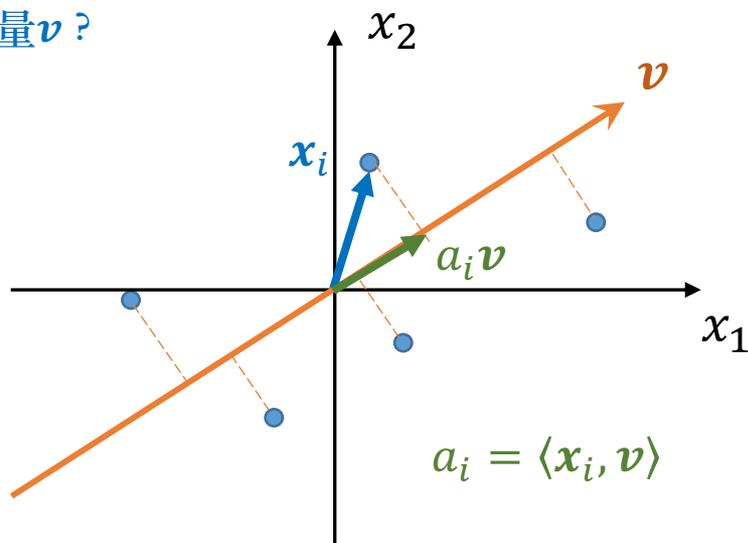
分析新问题

$$\operatorname{argmax}_{\mathbf{v}: \|\mathbf{v}\|=1} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \langle \mathbf{x}_i, \mathbf{v} \rangle^2$$

$k = 1$ 情况

将（已完成预处理的） m 个 n 维向量 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m \in \mathbb{R}^n$ 近似为 $a_i \mathbf{v}, i = 1, \dots, m$ 。

如何选择向量 \mathbf{v} ？



分析新问题

$$\operatorname{argmax}_{\mathbf{v}: \|\mathbf{v}\|=1} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \langle \mathbf{x}_i, \mathbf{v} \rangle^2$$

即

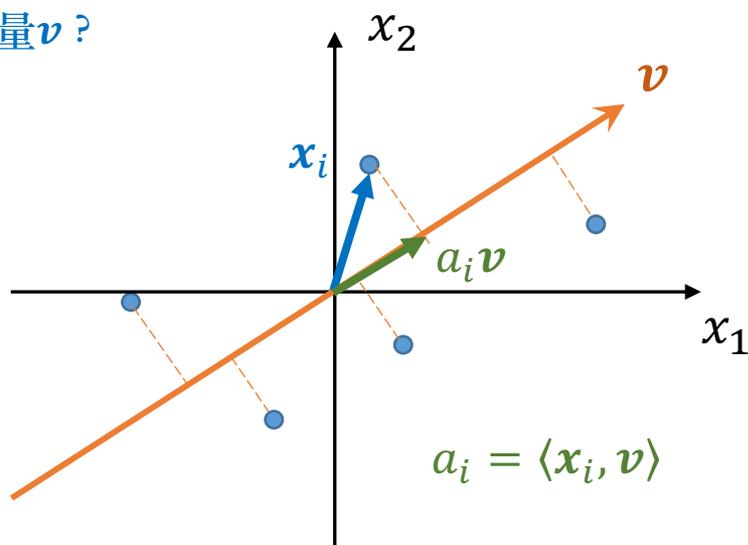
$$\operatorname{argmax}_{\mathbf{v}: \|\mathbf{v}\|=1} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m a_i^2$$

如何理解新目标函数的含义

$k = 1$ 情况

将（已完成预处理的） m 个 n 维向量 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m \in \mathbb{R}^n$ 近似为 $a_i \mathbf{v}, i = 1, \dots, m$ 。

如何选择向量 \mathbf{v} ？



可以证得 $\bar{a} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m a_i = 0$

因为 $\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m a_i = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_{i1} v_1 + \dots + x_{in} v_n)$

由数据已经预处理得 $\frac{1}{m} v_1 \sum_{i=1}^m x_{i1} = 0$ 等

分析新问题

$$\operatorname{argmax}_{\mathbf{v}: \|\mathbf{v}\|=1} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \langle \mathbf{x}_i, \mathbf{v} \rangle^2$$

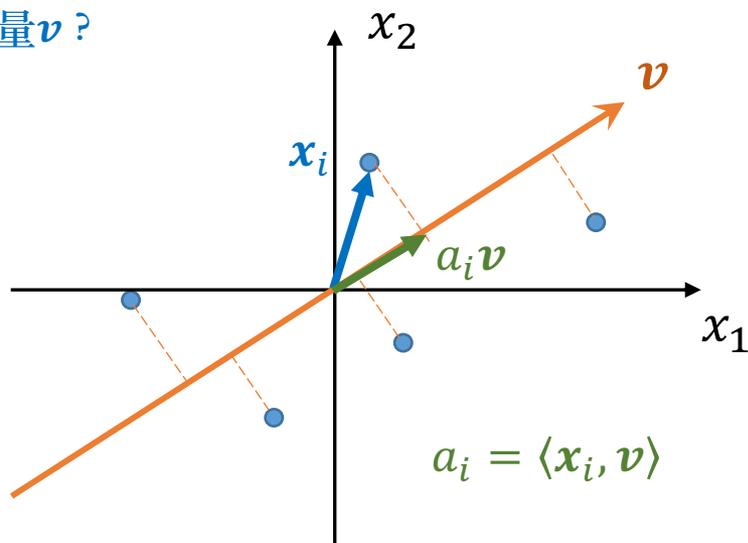
即

$$\operatorname{argmax}_{\mathbf{v}: \|\mathbf{v}\|=1} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m a_i^2$$

$k = 1$ 情况

将（已完成预处理的） m 个 n 维向量 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m \in \mathbb{R}^n$ 近似为 $a_i \mathbf{v}, i = 1, \dots, m$ 。

如何选择向量 \mathbf{v} ？



可以证得 $\bar{a} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m a_i = 0$

因为 $\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m a_i = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_{i1} v_1 + \dots + x_{in} v_n)$

由数据已经预处理得 $\frac{1}{m} v_1 \sum_{i=1}^m x_{i1} = 0$ 等

此时，降维后的数据均值为0

分析新问题

$$\operatorname{argmax}_{\mathbf{v}: \|\mathbf{v}\|=1} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \langle \mathbf{x}_i, \mathbf{v} \rangle^2$$

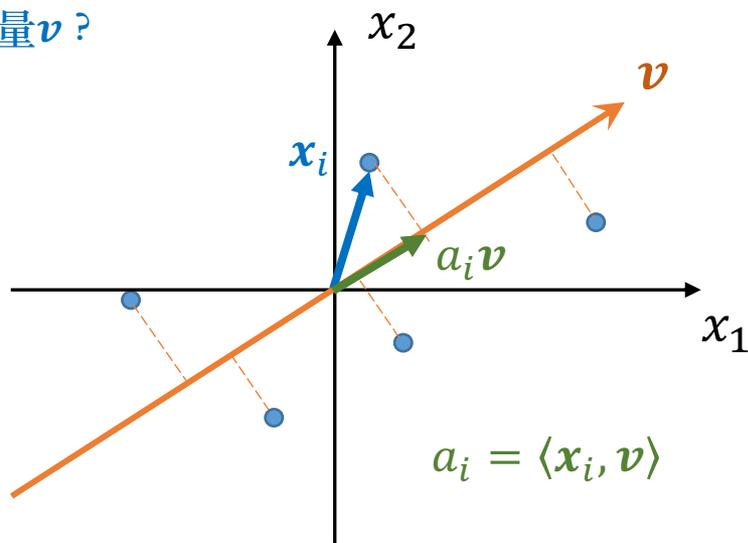
即

$$\operatorname{argmax}_{\mathbf{v}: \|\mathbf{v}\|=1} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m a_i^2$$

$k = 1$ 情况

将（已完成预处理的） m 个 n 维向量 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m \in \mathbb{R}^n$ 近似为 $a_i \mathbf{v}, i = 1, \dots, m$ 。

如何选择向量 \mathbf{v} ？



可以证得 $\bar{a} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m a_i = 0$

因为 $\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m a_i = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_{i1} v_1 + \dots + x_{in} v_n)$

由数据已经预处理得 $\frac{1}{m} v_1 \sum_{i=1}^m x_{i1} = 0$ 等

此时，降维后的数据均值为0

分析新问题

$$\operatorname{argmax}_{\mathbf{v}: \|\mathbf{v}\|=1} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \langle \mathbf{x}_i, \mathbf{v} \rangle^2$$

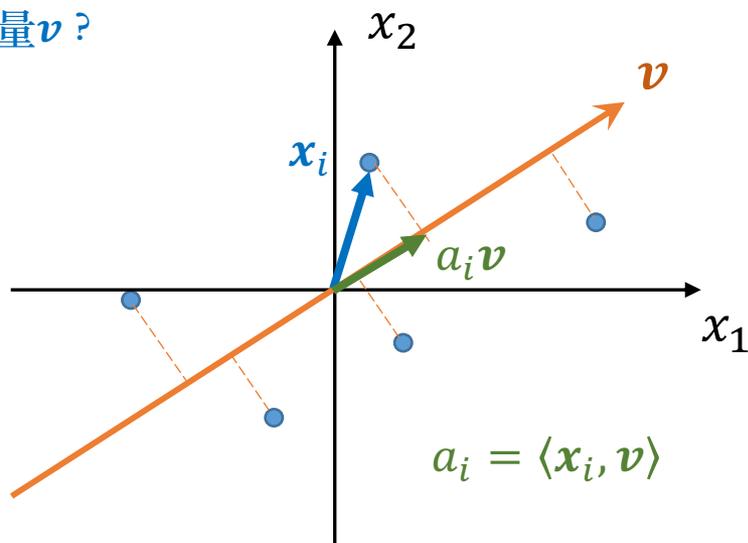
即

$$\operatorname{argmax}_{\mathbf{v}: \|\mathbf{v}\|=1} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (a_i - \bar{a})^2$$

$k = 1$ 情况

将（已完成预处理的） m 个 n 维向量 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m \in \mathbb{R}^n$ 近似为 $a_i \mathbf{v}, i = 1, \dots, m$ 。

如何选择向量 \mathbf{v} ？



分析新问题

$$\operatorname{argmax}_{\mathbf{v}: \|\mathbf{v}\|=1} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \langle \mathbf{x}_i, \mathbf{v} \rangle^2$$

即

$$\operatorname{argmax}_{\mathbf{v}: \|\mathbf{v}\|=1} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (a_i - \bar{a})^2$$

新目标函数说明，需选择 \mathbf{v} 使降维后的数据的“方差”尽量大

即：使降维后数据之间依然可以较好区别开

$k = 1$ 情况

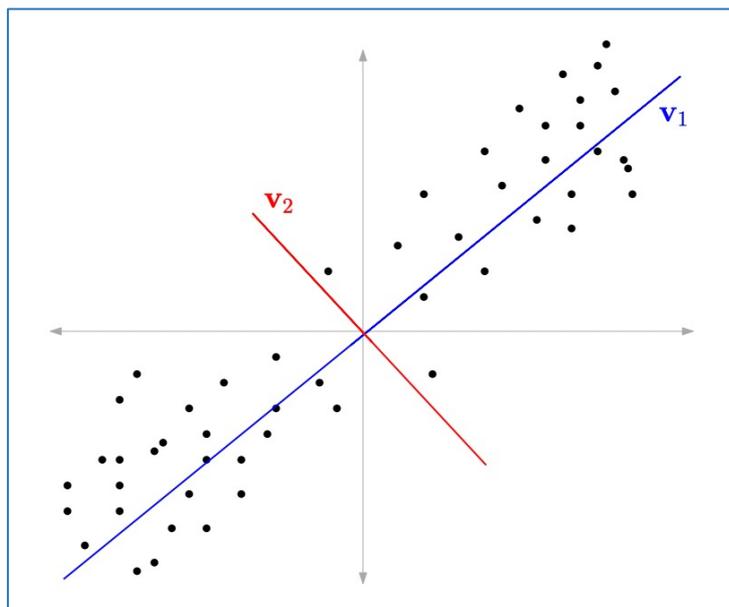
将（已完成预处理的） m 个 n 维向量 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m \in \mathbb{R}^n$ 近似为 $a_i \mathbf{v}, i = 1, \dots, m$ 。

$$\operatorname{argmax}_{\mathbf{v}: \|\mathbf{v}\|=1} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \langle \mathbf{x}_i, \mathbf{v} \rangle^2$$

即

$$\operatorname{argmax}_{\mathbf{v}: \|\mathbf{v}\|=1} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (a_i - \bar{a})^2$$

需选择 \mathbf{v} 使降维后的数据的“方差”尽量大



选择 \mathbf{v}_1 好还是 \mathbf{v}_2 好?

$k = 1$ 情况

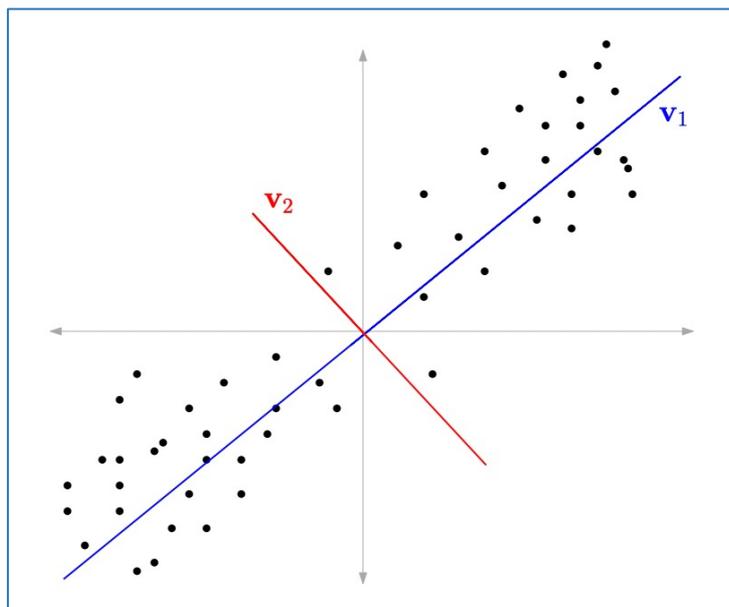
将（已完成预处理的） m 个 n 维向量 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m \in \mathbb{R}^n$ 近似为 $a_i \mathbf{v}, i = 1, \dots, m$ 。

$$\operatorname{argmax}_{\mathbf{v}: \|\mathbf{v}\|=1} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \langle \mathbf{x}_i, \mathbf{v} \rangle^2$$

即

$$\operatorname{argmax}_{\mathbf{v}: \|\mathbf{v}\|=1} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (a_i - \bar{a})^2$$

需选择 \mathbf{v} 使降维后的数据的“方差”尽量大



选择 \mathbf{v}_1 更好

新目标函数角度：降维后数据“方差”更大

$k = 1$ 情况

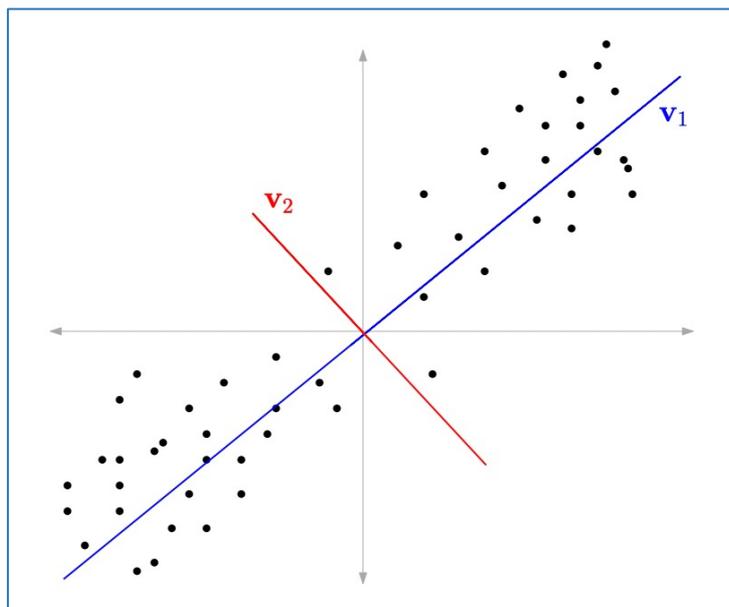
将（已完成预处理的） m 个 n 维向量 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m \in \mathbb{R}^n$ 近似为 $a_i \mathbf{v}, i = 1, \dots, m$ 。

$$\operatorname{argmax}_{\mathbf{v}: \|\mathbf{v}\|=1} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \langle \mathbf{x}_i, \mathbf{v} \rangle^2$$

即

$$\operatorname{argmax}_{\mathbf{v}: \|\mathbf{v}\|=1} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (a_i - \bar{a})^2$$

需选择 \mathbf{v} 使降维后的数据的“方差”尽量大



选择 \mathbf{v}_1 更好

新目标函数角度：降维后数据“方差”更大

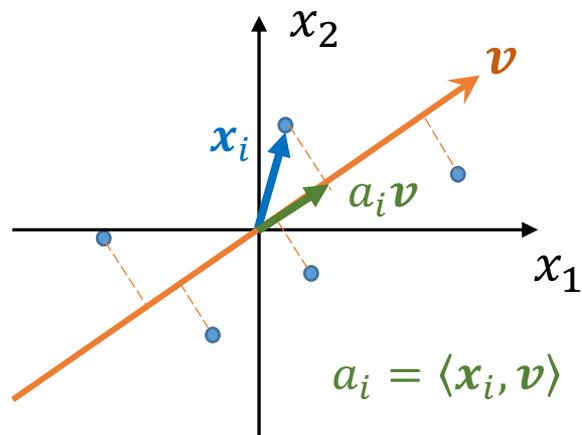
原目标函数角度：近似误差平方和更小

$$\operatorname{argmin}_{\mathbf{v}: \|\mathbf{v}\|=1} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m ((\text{distance between } \mathbf{x}_i \text{ and line spanned by } \mathbf{v})^2)$$

任意 k 情况

将（已完成预处理的） m 个 n 维向量 $x_1, \dots, x_m \in \mathbb{R}^n$ 近似为 $\sum_{j=1}^k a_{ij} v_j, i = 1, \dots, m$ 。

回顾 $n = 2, k = 1$ 情况



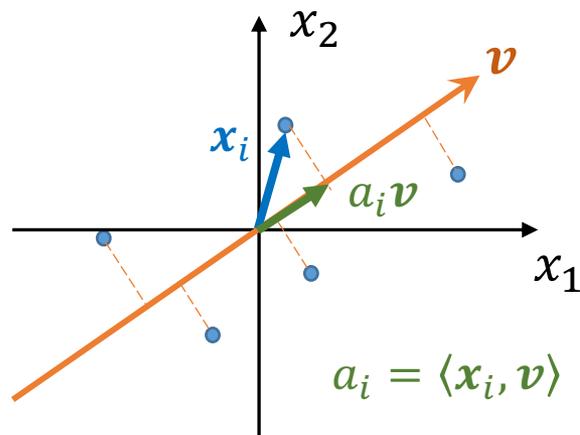
想象 $n = 3, k = 2$ 情况



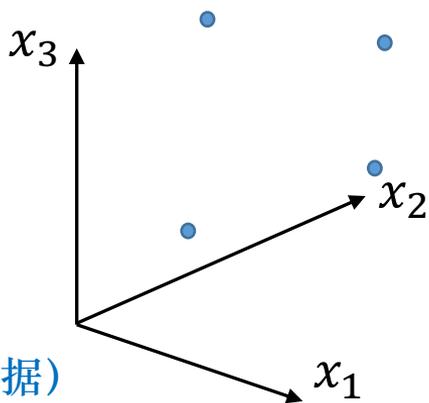
任意 k 情况

将（已完成预处理的） m 个 n 维向量 $x_1, \dots, x_m \in \mathbb{R}^n$ 近似为 $\sum_{j=1}^k a_{ij} v_j, i = 1, \dots, m$ 。

回顾 $n = 2, k = 1$ 情况



想象 $n = 3, k = 2$ 情况

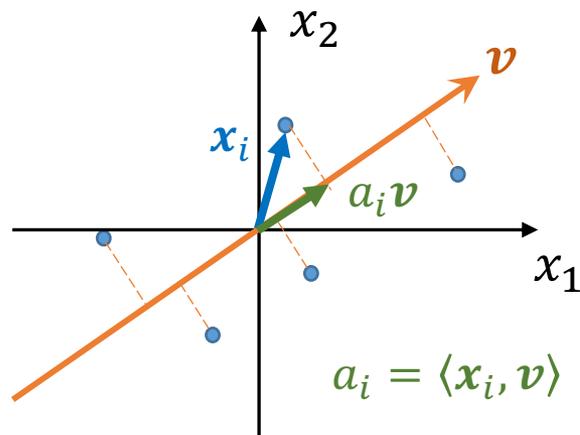


（此例中是未平移的数据）

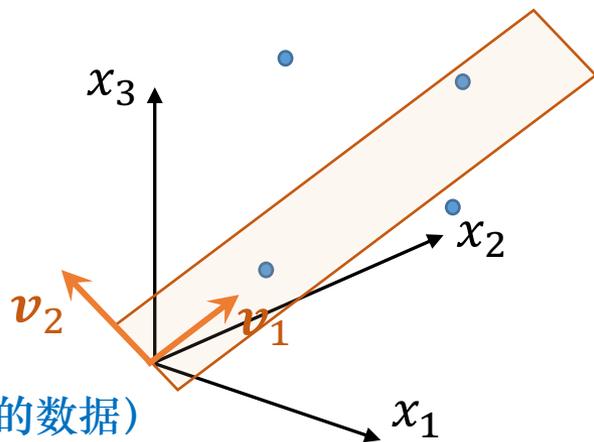
任意 k 情况

将（已完成预处理的） m 个 n 维向量 $x_1, \dots, x_m \in \mathbb{R}^n$ 近似为 $\sum_{j=1}^k a_{ij} v_j, i = 1, \dots, m$ 。

回顾 $n = 2, k = 1$ 情况



想象 $n = 3, k = 2$ 情况

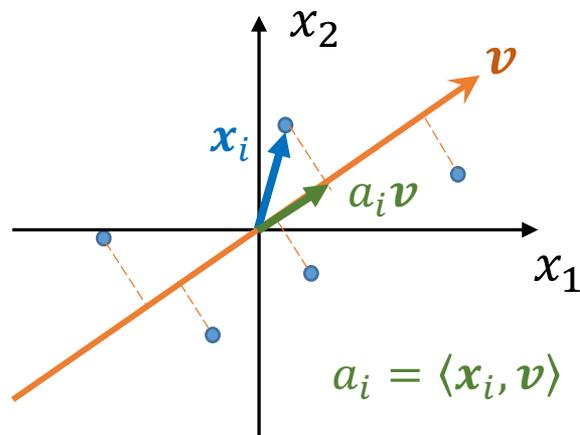


（此例中是未平移的数据）

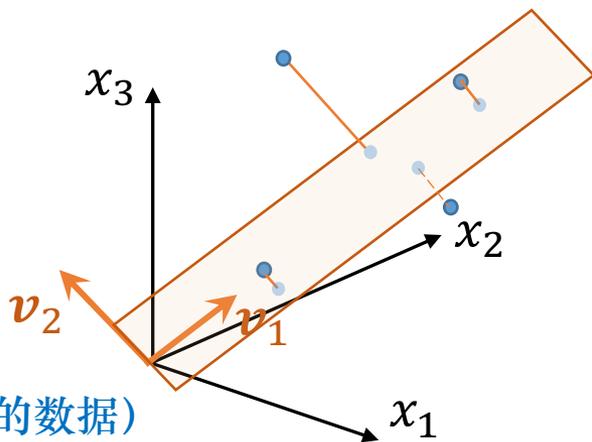
任意 k 情况

将（已完成预处理的） m 个 n 维向量 $x_1, \dots, x_m \in \mathbb{R}^n$ 近似为 $\sum_{j=1}^k a_{ij} v_j, i = 1, \dots, m$ 。

回顾 $n = 2, k = 1$ 情况



想象 $n = 3, k = 2$ 情况

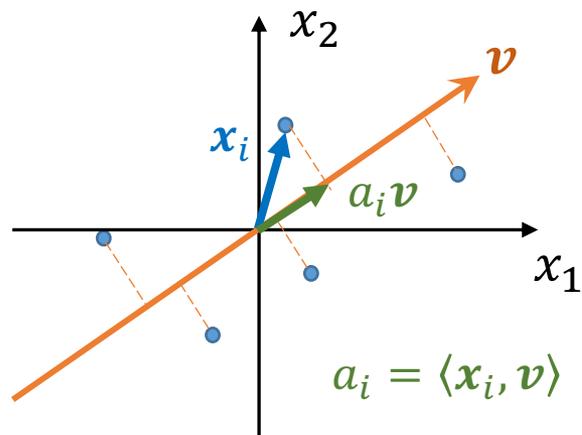


（此例中是未平移的数据）

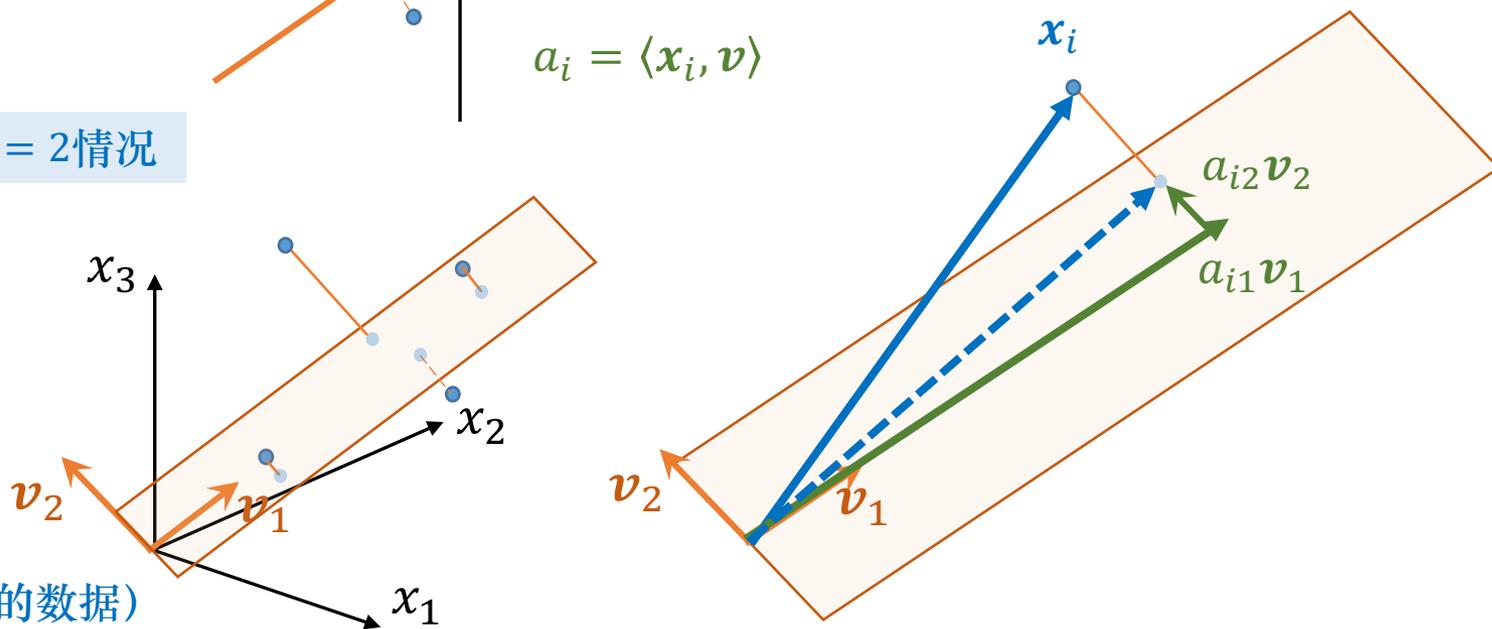
任意k情况

将（已完成预处理的） m 个 n 维向量 $x_1, \dots, x_m \in \mathbb{R}^n$ 近似为 $\sum_{j=1}^k a_{ij} v_j, i = 1, \dots, m$ 。

回顾 $n = 2, k = 1$ 情况



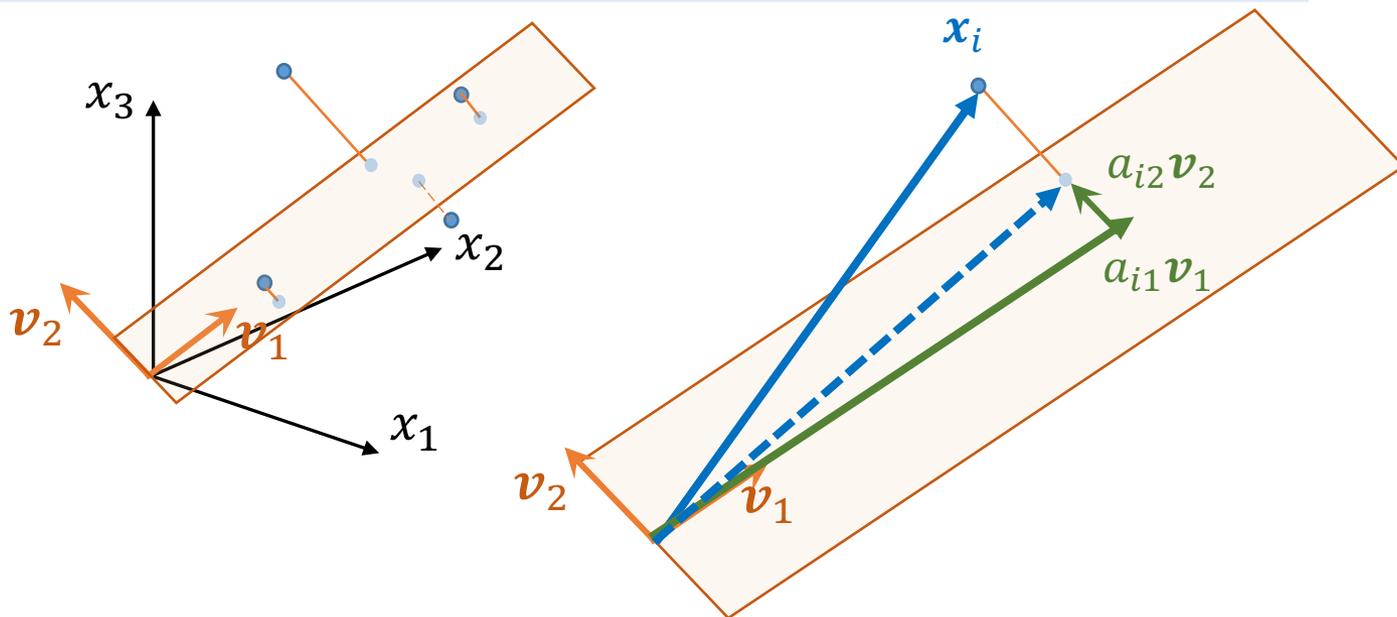
想象 $n = 3, k = 2$ 情况



（此例中是未平移的数据）

任意 k 情况

将（已完成预处理的） m 个 n 维向量 $x_1, \dots, x_m \in \mathbb{R}^n$ 近似为 $\sum_{j=1}^k a_{ij} v_j, i = 1, \dots, m$ 。

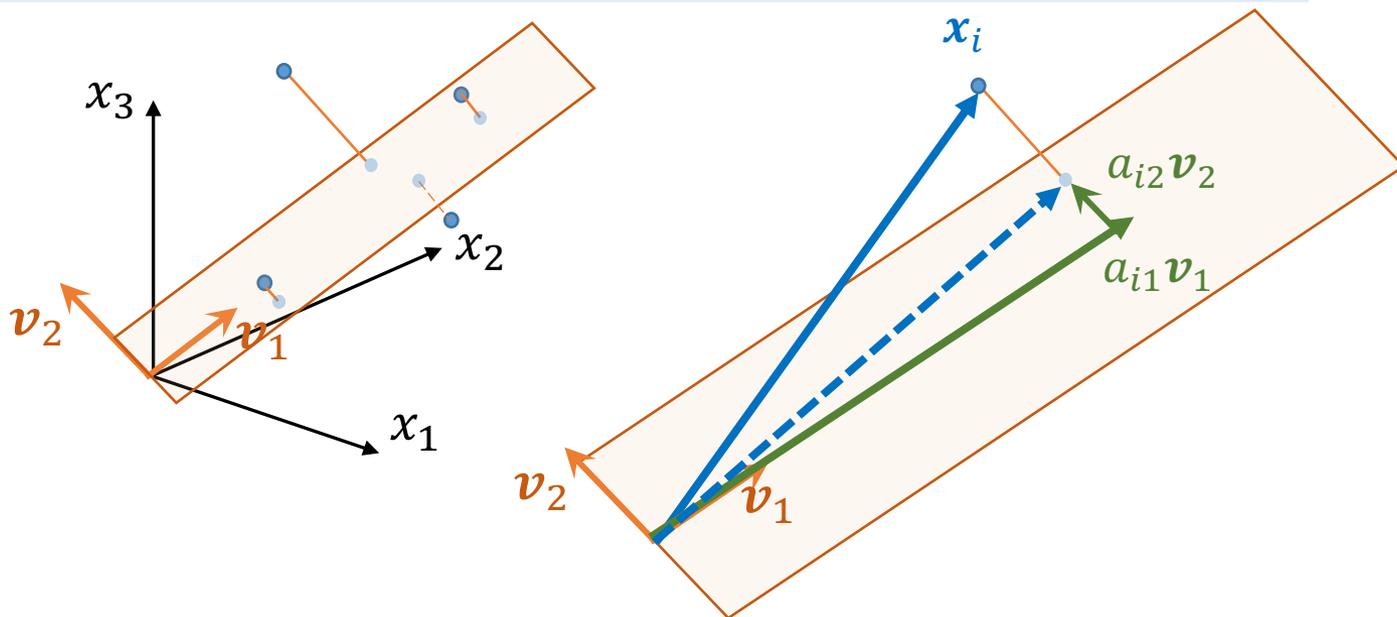


优化问题?



任意 k 情况

将（已完成预处理的） m 个 n 维向量 $x_1, \dots, x_m \in \mathbb{R}^n$ 近似为 $\sum_{j=1}^k a_{ij} v_j, i = 1, \dots, m$ 。



优化问题

$$\operatorname{argmin} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\text{distance between } x_i \text{ and } k\text{-dimensional subspace spanned by } v_1, \dots, v_k)^2$$

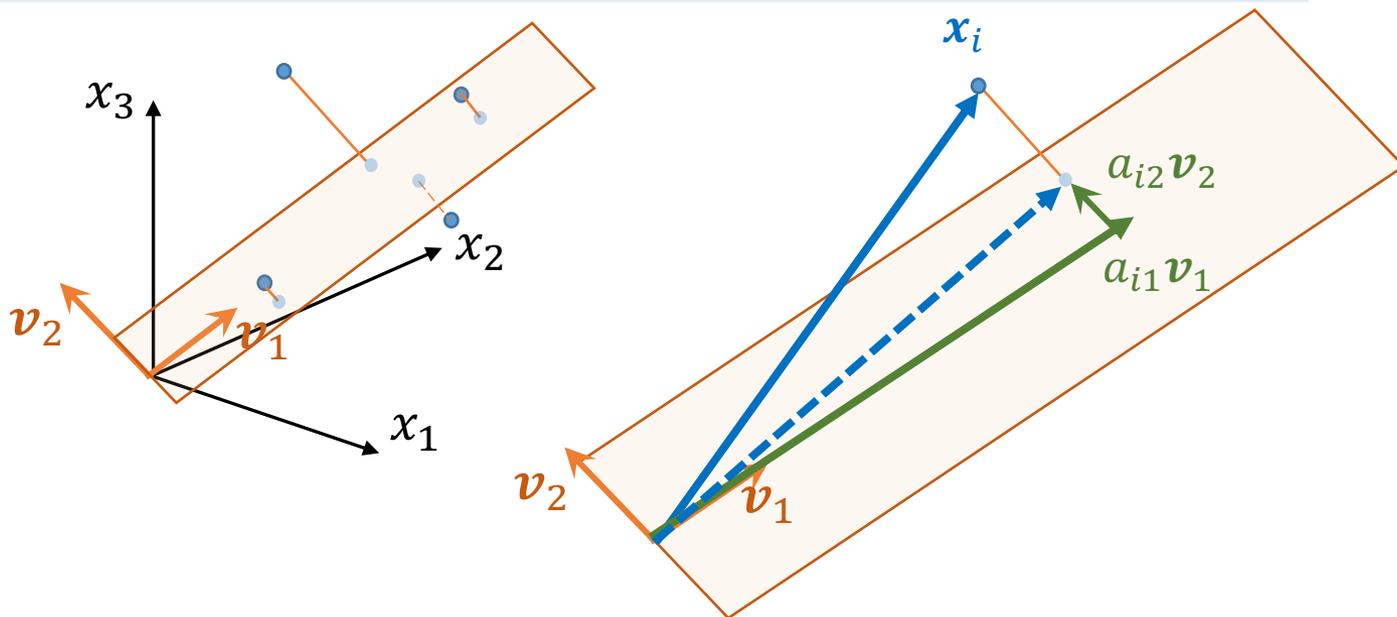
当 $k = 1$ 时，即向量 v 确定的直线

当 $k = 2$ 时，即向量 v_1, v_2 确定的平面

对向量 v_1, \dots, v_k 的要求？

任意 k 情况

将（已完成预处理的） m 个 n 维向量 $x_1, \dots, x_m \in \mathbb{R}^n$ 近似为 $\sum_{j=1}^k a_{ij} v_j, i = 1, \dots, m$ 。



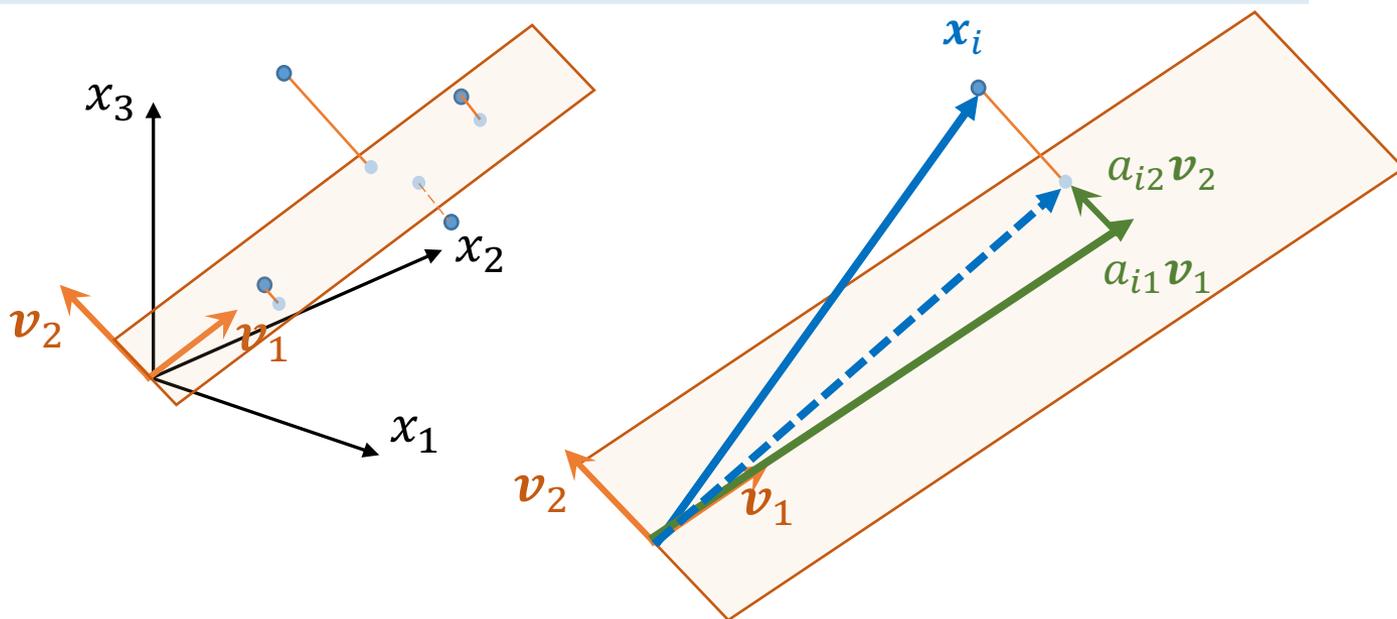
优化问题

$$\operatorname{argmin} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\text{distance between } x_i \text{ and } k\text{-dimensional subspace spanned by } v_1, \dots, v_k)^2$$

v_1, \dots, v_k 要满足：（1）都是单位向量，即 $\|v_1\| = \dots = \|v_k\| = 1$ ；（2）线性独立？

任意 k 情况

将（已完成预处理的） m 个 n 维向量 $x_1, \dots, x_m \in \mathbb{R}^n$ 近似为 $\sum_{j=1}^k a_{ij} v_j, i = 1, \dots, m$ 。



优化问题

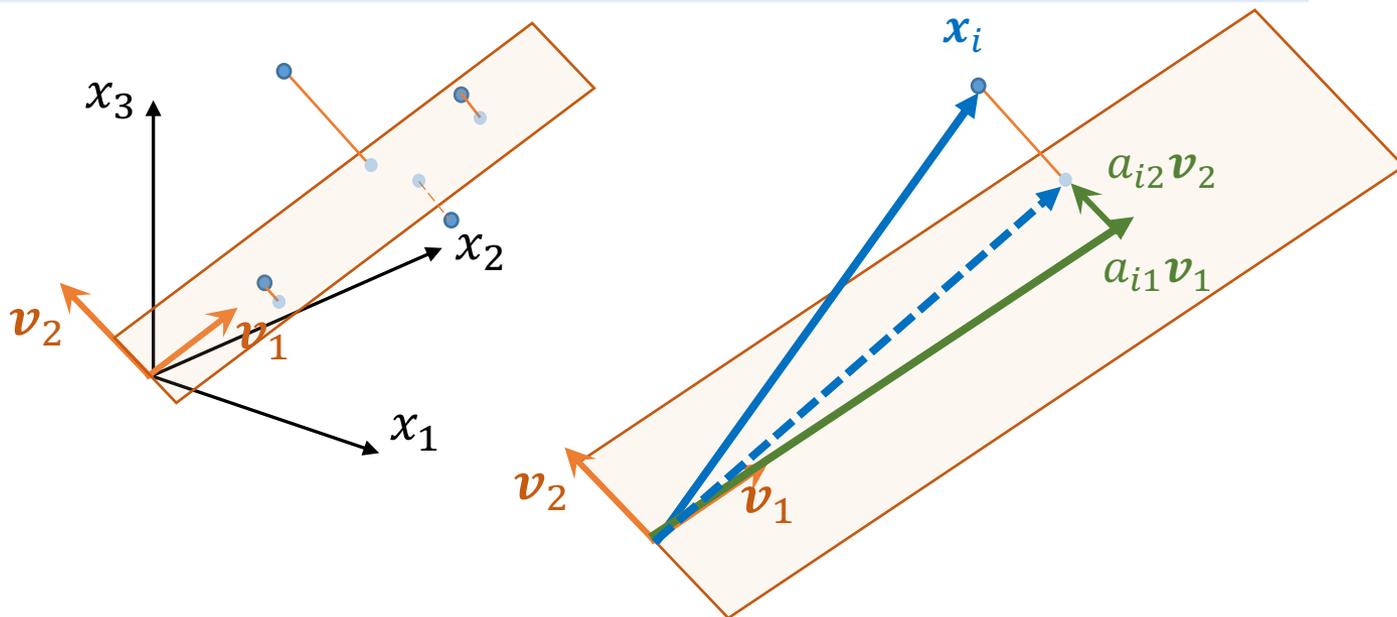
$$\operatorname{argmin} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\text{distance between } x_i \text{ and } k\text{-dimensional subspace spanned by } v_1, \dots, v_k)^2$$

v_1, \dots, v_k 要满足：（1）都是单位向量，即 $\|v_1\| = \dots = \|v_k\| = 1$ ；（2）线性独立？

如 $k = 2$ 时，若 v_1 和 v_2 线性相关，说明存在常数 c 使得 $v_2 = cv_1$ ，那么 v_1 和 v_2 无法确定一个平面

任意 k 情况

将（已完成预处理的） m 个 n 维向量 $x_1, \dots, x_m \in \mathbb{R}^n$ 近似为 $\sum_{j=1}^k a_{ij} v_j, i = 1, \dots, m$ 。



优化问题

$$\operatorname{argmin} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\text{distance between } x_i \text{ and } k\text{-dimensional subspace spanned by } v_1, \dots, v_k)^2$$

v_1, \dots, v_k 要满足：（1）都是单位向量，即 $\|v_1\| = \dots = \|v_k\| = 1$ ；（2）线性独立？

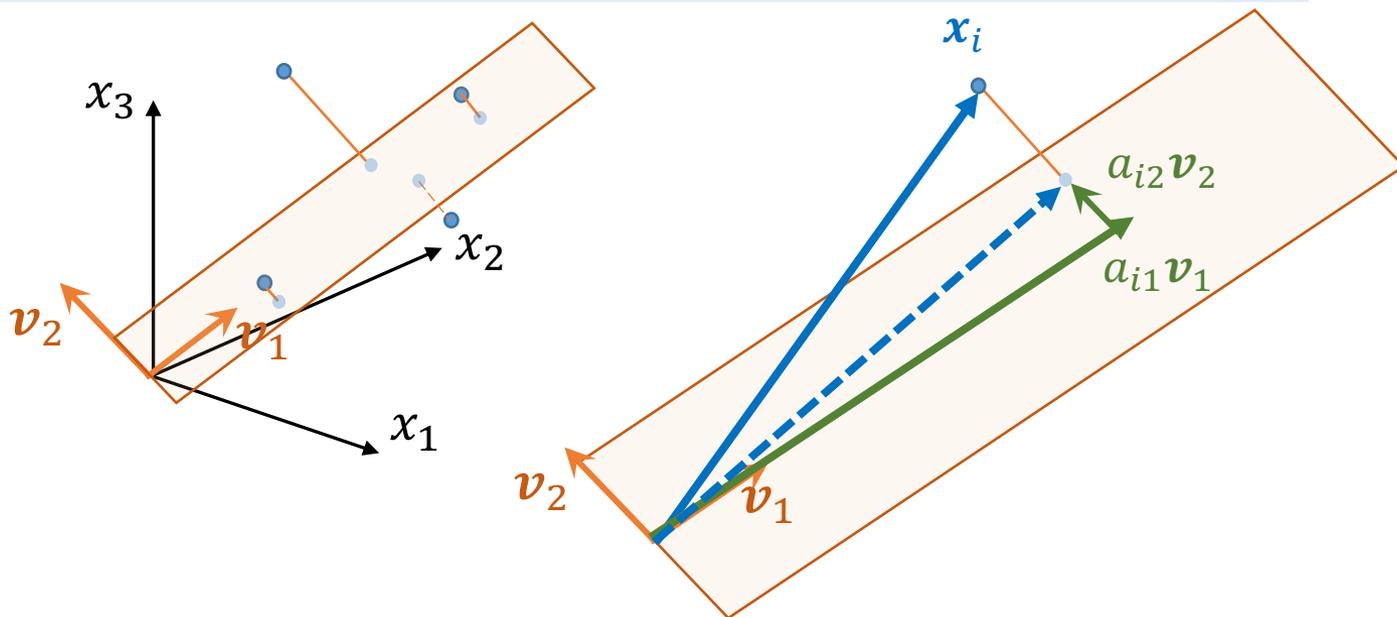
A sequence of vectors v_1, v_2, \dots, v_n is said to be *linearly independent* if it is not linearly dependent, that is, if the equation

$$a_1 v_1 + a_2 v_2 + \dots + a_n v_n = \mathbf{0},$$

can only be satisfied by $a_i = 0$ for $i = 1, \dots, n$.

任意k情况

将（已完成预处理的） m 个 n 维向量 $x_1, \dots, x_m \in \mathbb{R}^n$ 近似为 $\sum_{j=1}^k a_{ij} v_j, i = 1, \dots, m$ 。



优化问题

$$\operatorname{argmin} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\text{distance between } x_i \text{ and } k\text{-dimensional subspace spanned by } v_1, \dots, v_k)^2$$

夹角 90°

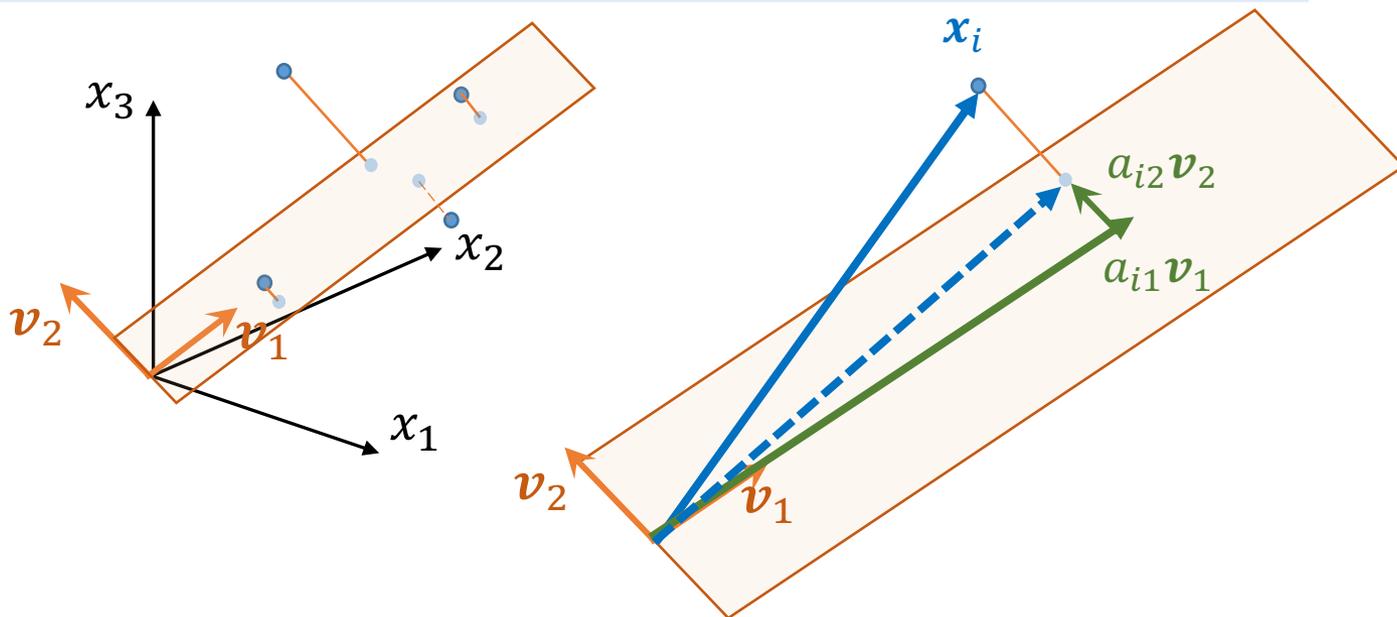
v_1, \dots, v_k 要满足：（1）都是单位向量，即 $\|v_1\| = \dots = \|v_k\| = 1$ ；（2）正交，即 $\langle v_i, v_j \rangle = 0, \forall i \neq j$

正交一定线性独立，线性独立不一定正交

正交向量具有很好的性质，方便简化数学问题

任意 k 情况

将（已完成预处理的） m 个 n 维向量 $x_1, \dots, x_m \in \mathbb{R}^n$ 近似为 $\sum_{j=1}^k a_{ij} v_j, i = 1, \dots, m$ 。



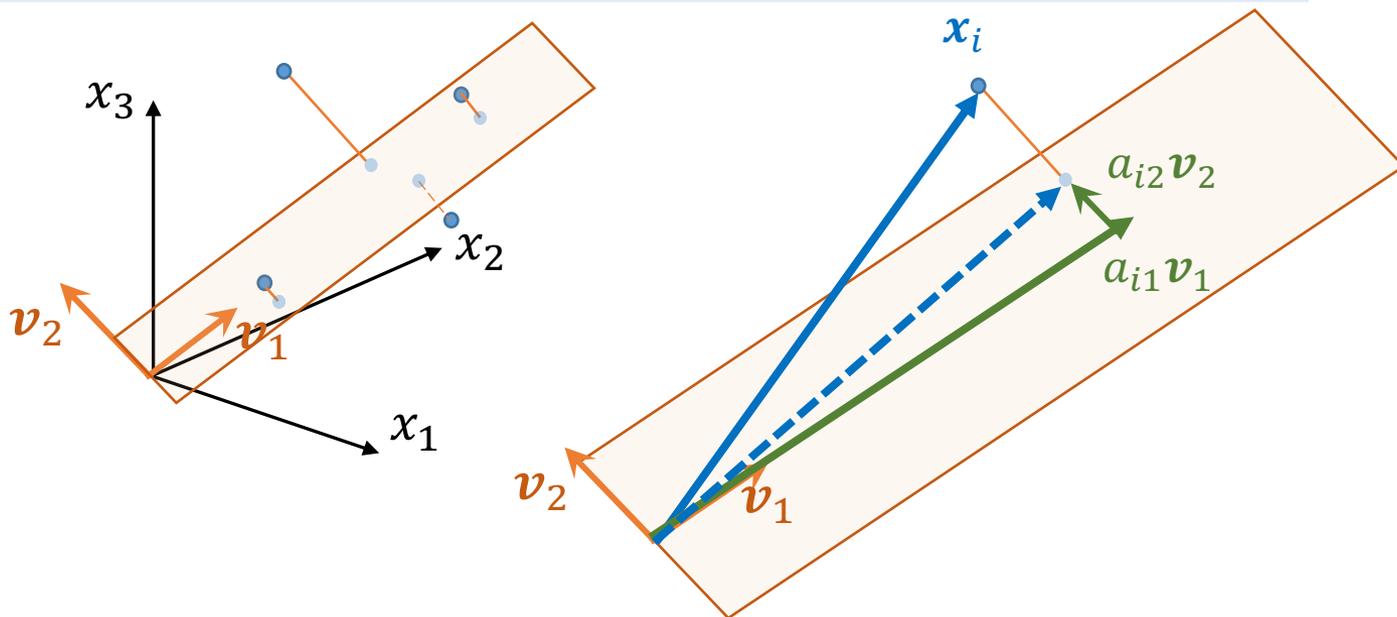
优化问题

$$\operatorname{argmin} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\text{distance between } x_i \text{ and } k\text{-dimensional subspace spanned by } v_1, \dots, v_k)^2$$

v_1, \dots, v_k 是一组标准正交向量

任意 k 情况

将（已完成预处理的） m 个 n 维向量 $x_1, \dots, x_m \in \mathbb{R}^n$ 近似为 $\sum_{j=1}^k a_{ij} v_j, i = 1, \dots, m$ 。



优化问题

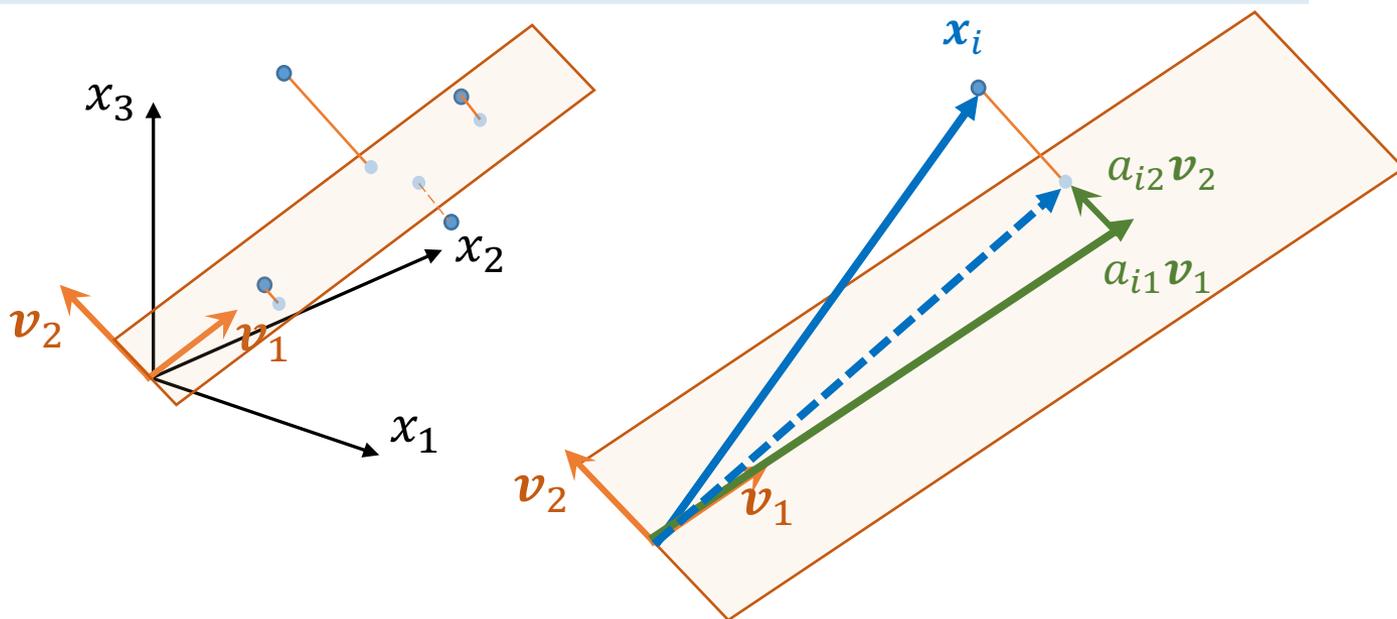
$$\operatorname{argmin} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\text{distance between } x_i \text{ and } k\text{-dimensional subspace spanned by } v_1, \dots, v_k)^2$$

$$\operatorname{argmax} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left\| \sum_{j=1}^k a_{ij} v_j \right\|^2 \quad \text{即} \quad \operatorname{argmax} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (a_{i1}^2 + \dots + a_{ik}^2)$$

可用勾股定理以及标准正交向量组的性质证得

任意k情况

将（已完成预处理的） m 个 n 维向量 $x_1, \dots, x_m \in \mathbb{R}^n$ 近似为 $\sum_{j=1}^k a_{ij} v_j, i = 1, \dots, m$ 。



优化问题

$$\operatorname{argmin} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\text{distance between } x_i \text{ and } k\text{-dimensional subspace spanned by } v_1, \dots, v_k)^2$$

$$\operatorname{argmax} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\langle x_i, v_1 \rangle^2 + \dots + \langle x_i, v_k \rangle^2)$$

可由 $a_{i1} = \langle x_i, v_1 \rangle, \dots, a_{ik} = \langle x_i, v_k \rangle$ 推得

可以回顾 $k = 1$ 例子进行理解

主成分分析

主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA)

给定 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m \in \mathbb{R}^n$ 及维数 $k \geq 1$, 求标准正交向量组 $\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_k \in \mathbb{R}^n$ 从而最大化

$$\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\langle \mathbf{x}_i, \mathbf{v}_1 \rangle^2 + \dots + \langle \mathbf{x}_i, \mathbf{v}_k \rangle^2).$$

求得的 $\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_k$ 称为原数据的 k 个主成分



主成分分析

主成分分析效果



数据可视化

高维数据难以可视化，可通过主成分分析得到低维数据再可视化

- 步骤一：确定 k （如 $k = 1, 2, 3$ ），通过主成分分析得到数据的 k 个主成分 v_1, \dots, v_k

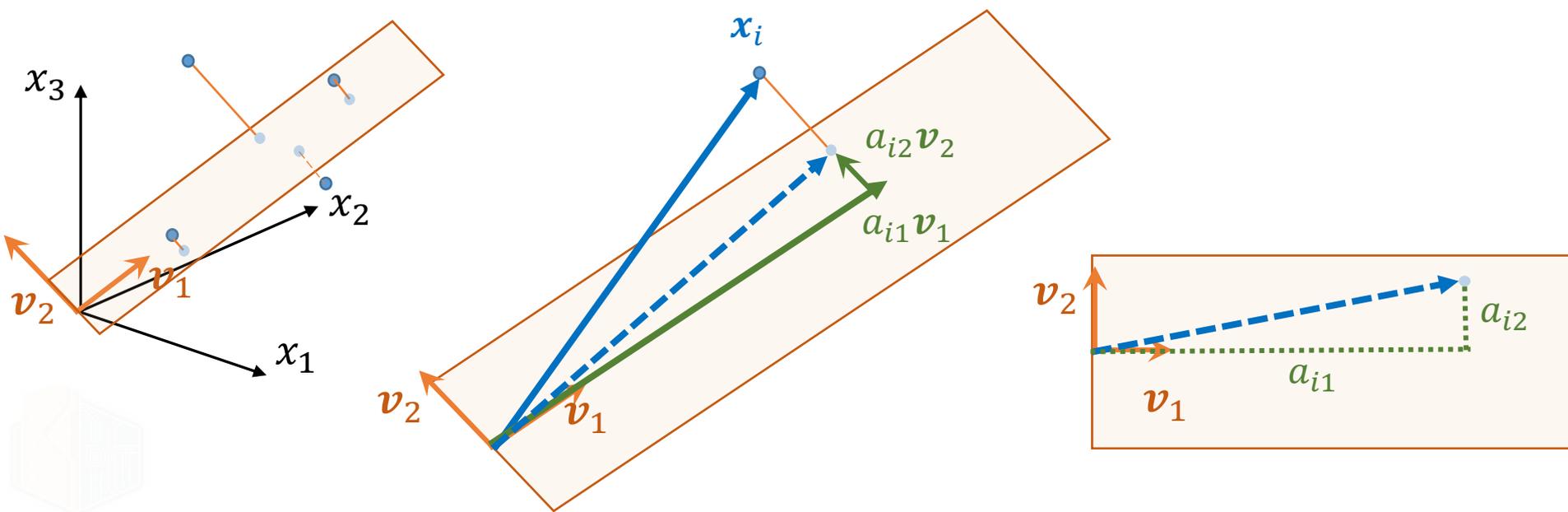


数据可视化

高维数据难以可视化，可通过主成分分析得到低维数据再可视化

- 步骤一：确定 k （如 $k = 1, 2, 3$ ），通过主成分分析得到数据的 k 个主成分 v_1, \dots, v_k
- 步骤二：为每个数据 x_i ，计算 $a_{i1} = \langle x_i, v_1 \rangle, \dots, a_{ik} = \langle x_i, v_k \rangle$

$a_{i1} \dots a_{ik}$ 即数据 x_i 在每个主成分向量对应的坐标轴上的数值（可以为负值）



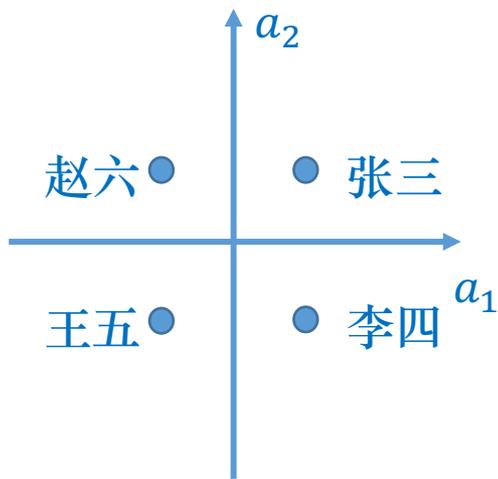
数据可视化

高维数据难以可视化，可通过主成分分析得到低维数据再可视化

- 步骤一：确定 k （如 $k = 1, 2, 3$ ），通过主成分分析得到数据的 k 个主成分 v_1, \dots, v_k
- 步骤二：为每个数据 x_i ，计算 $a_{i1} = \langle x_i, v_1 \rangle, \dots, a_{ik} = \langle x_i, v_k \rangle$
- 步骤三：在 k 维空间画出数据 x_i 对应的点 (a_{i1}, \dots, a_{ik}) ，即 $(\langle x_i, v_1 \rangle, \dots, \langle x_i, v_k \rangle)$

	沙拉	肉夹馍	蒸鱼	苏打饼干
张三	10	1	2	7
李四	7	2	1	10
王五	2	9	7	3
赵六	3	6	10	2

降维



(在前例中未限定单位向量)

数据可视化

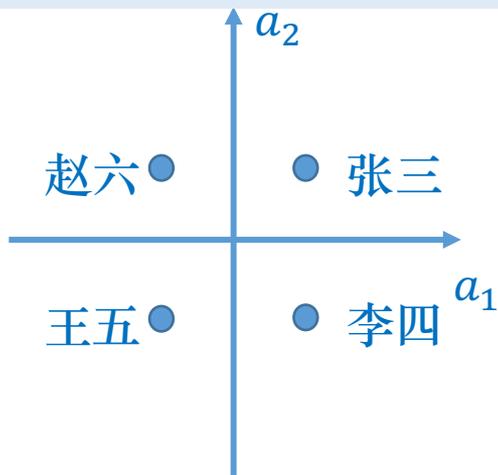
高维数据难以可视化，可通过主成分分析得到低维数据再可视化

- 步骤一：确定 k （如 $k = 1, 2, 3$ ），通过主成分分析得到数据的 k 个主成分 v_1, \dots, v_k
- 步骤二：为每个数据 x_i ，计算 $a_{i1} = \langle x_i, v_1 \rangle, \dots, a_{ik} = \langle x_i, v_k \rangle$
- 步骤三：在 k 维空间画出数据 x_i 对应的点 (a_{i1}, \dots, a_{ik}) ，即 $(\langle x_i, v_1 \rangle, \dots, \langle x_i, v_k \rangle)$

分析数据：（1）解释 v_1, \dots, v_k 坐标轴的含义（如通过查看哪些数据的 a_{i1} 值最大/最小）
（2）看哪些数据在低维空间距离很近、组成类（clusters）

	沙拉	肉夹馍	蒸鱼	苏打饼干
张三	10	1	2	7
李四	7	2	1	10
王五	2	9	7	3
赵六	3	6	10	2

降维



数据可视化

可以从一个人的基因推断他的出生地吗?

[HTML] **Genes mirror geography within Europe**

[J Novembre](#), [T Johnson](#), [K Bryc](#), [Z Kutalik](#), [AR Boyko](#)... - Nature, 2008 - nature.com

... levels of **genetic** differentiation among **Europeans**, we find a close correspondence between **genetic** and **geographic** distances; indeed, a **geographical** map of **Europe** arises naturally ...

☆ Save  Cite Cited by 1596 Related articles All 53 versions



数据可视化

可以从一个人的基因推断他的出生地吗?

[HTML] **Genes mirror geography within Europe**

[J Novembre](#), [T Johnson](#), [K Bryc](#), [Z Kutalik](#), [AR Boyko](#)... - Nature, 2008 - nature.com

... levels of **genetic** differentiation among **Europeans**, we find a close correspondence between **genetic** and **geographic** distances; indeed, a **geographical** map of **Europe** arises naturally ...

☆ Save  Cite Cited by 1596 Related articles All 53 versions

分析**1387**个欧洲人的基因数据，包含每个人的基因组中**20**万个**SNP**位点（易发生突变的位点）

如何利用主成分分析?



数据可视化

可以从一个人的基因推断他的出生地吗?

[HTML] **Genes mirror geography within Europe**

[J Novembre](#), [T Johnson](#), [K Bryc](#), [Z Kutalik](#), [AR Boyko](#)... - Nature, 2008 - nature.com

... levels of **genetic** differentiation among **Europeans**, we find a close correspondence between **genetic** and **geographic** distances; indeed, a **geographical** map of **Europe** arises naturally ...

☆ Save  Cite Cited by 1596 Related articles All 53 versions

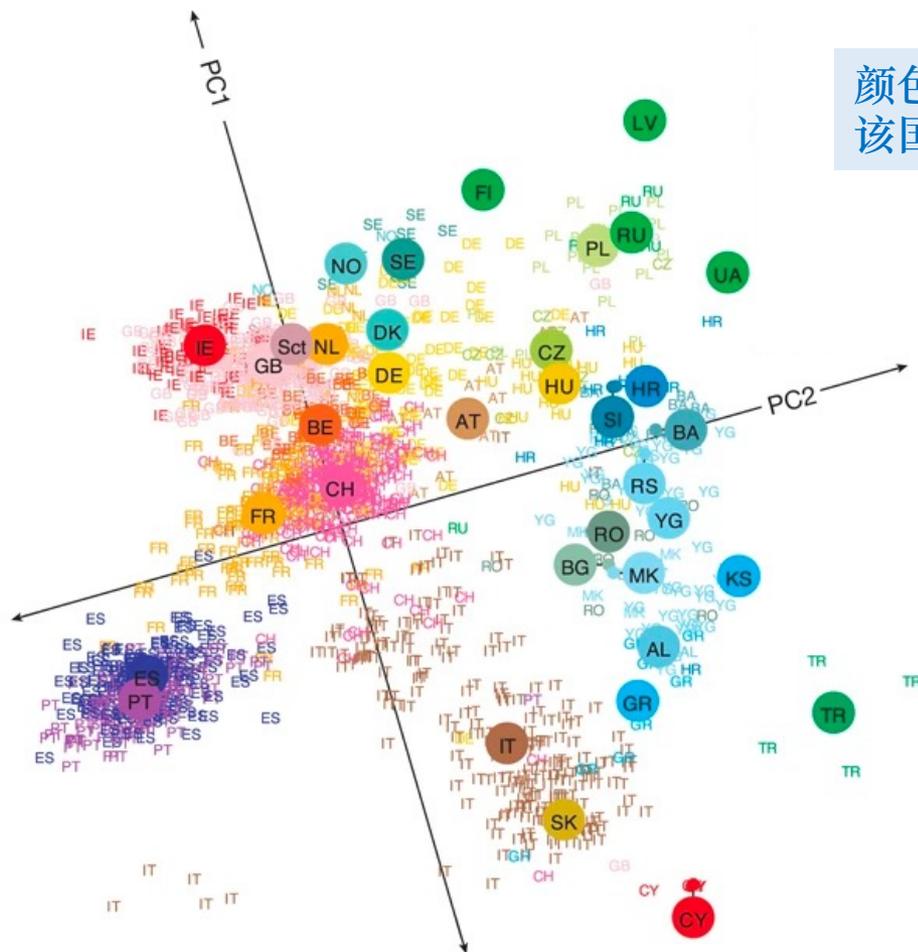
分析**1387**个欧洲人的基因数据，包含每个人的基因组中**20**万个**SNP**位点（易发生突变的位点）

取 $m = 1387, n = 200000, k = 2$



数据可视化

取 $m = 1387, n = 200000, k = 2$

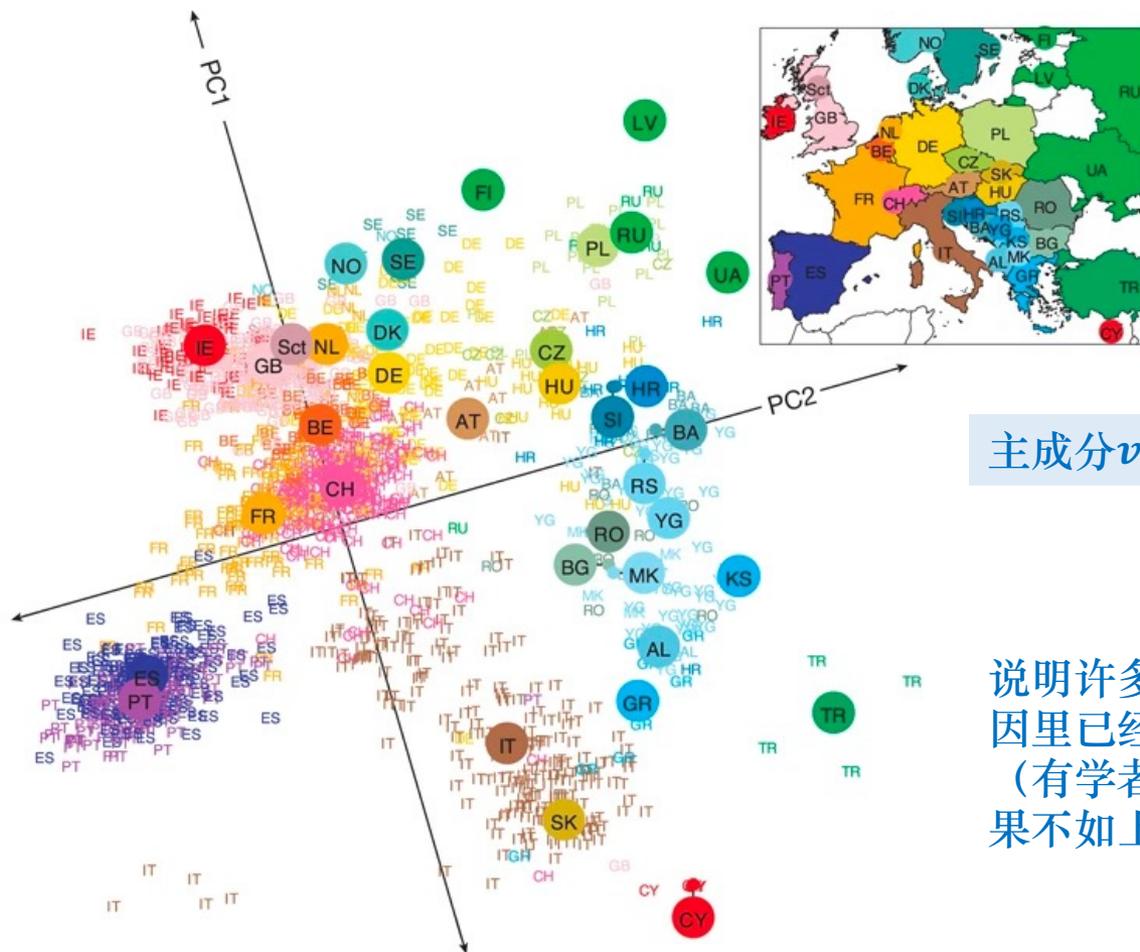


颜色对应每个数据（欧洲人）的原籍国家
该国籍信息未参与主成分分析

图片取自 J. Novembre, et al. <Genes mirror geography within Europe>

数据可视化

取 $m = 1387, n = 200000, k = 2$



主成分 v_1 与 v_2 的含义?

说明许多欧洲人因为世代居住在某国，基因里已经携带了相关地理信息
(有学者用美国人数据做了类似实验，结果不如上述显著)

图片取自 J. Novembre, et al. <Genes mirror geography within Europe>

数据压缩

将高维数据进行压缩，方便存储、计算

Eigenfaces for recognition

[M Turk, A Pentland](#) - [Journal of cognitive neuroscience, 1991](#) - [direct.mit.edu](#)

We have developed a near-real-time computer system that can locate and track a subject's head, and then recognize the person by comparing characteristics of the face to those of ...

☆ Save  Cite Cited by 20072 Related articles All 34 versions 

将人脸图像（6.5万像素，即 $n = 65000$ ）压缩至100~150维数据（即 $k = 100 \sim 150$ ）

便于存储、做近似查找等



数据压缩

Dataset For each face there should be a few training examples



All faces should be centered



R. Grosse @ Uni. of Toronto

08	02	22	97	38	15	00	40	00	75	94	05	07	78	82	12	33	17	07	00	
49	49	99	40	17	81	18	07	60	87	17	40	98	43	63	14	04	54	62	00	
81	49	31	73	55	79	14	29	93	71	40	77	00	00	30	03	49	13	36	65	
52	70	93	23	04	40	11	62	58	00	00	54	01	32	54	71	37	02	34	81	
22	31	14	71	51	60	00	00	00	41	32	34	54	22	40	40	28	44	33	13	80
24	47	33	00	33	03	45	02	44	75	33	53	78	34	84	20	35	17	12	50	
42	58	81	28	44	23	47	10	24	38	40	67	59	54	70	64	18	38	44	70	
67	26	20	68	02	42	12	20	95	43	94	39	43	08	40	91	66	49	94	21	
24	55	58	05	44	73	99	26	97	17	78	94	83	14	88	34	89	43	72	00	
21	34	23	09	75	00	74	44	20	45	35	14	00	41	33	97	34	31	33	95	
78	17	53	28	22	75	31	47	15	94	03	80	04	62	14	14	09	53	54	92	
14	39	05	42	94	35	31	47	55	58	88	24	00	17	54	24	36	29	85	57	
84	54	00	48	35	71	89	07	05	44	44	37	44	40	21	58	51	54	17	58	
19	80	81	65	05	94	47	49	28	73	92	13	84	52	17	77	04	89	55	40	
54	52	08	83	97	35	99	14	07	97	57	32	14	24	26	79	33	27	98	44	
74	44	42	87	57	42	20	72	03	44	33	47	44	55	12	32	43	93	53	49	
04	42	14	73	29	64	38	11	24	94	72	18	08	44	29	32	40	42	74	94	
20	49	34	41	72	30	23	08	74	00	43	43	82	47	59	55	74	04	34	14	
20	73	35	29	78	31	90	01	74	31	49	71	10	00	41	14	23	87	05	54	
01	70	54	71	83	51	54	49	14	92	35	48	41	43	52	01	87	17	47	48	

What the computer sees

$N \times M$ matrix

$NM \times 1$ vector



数据集

图片对应的向量

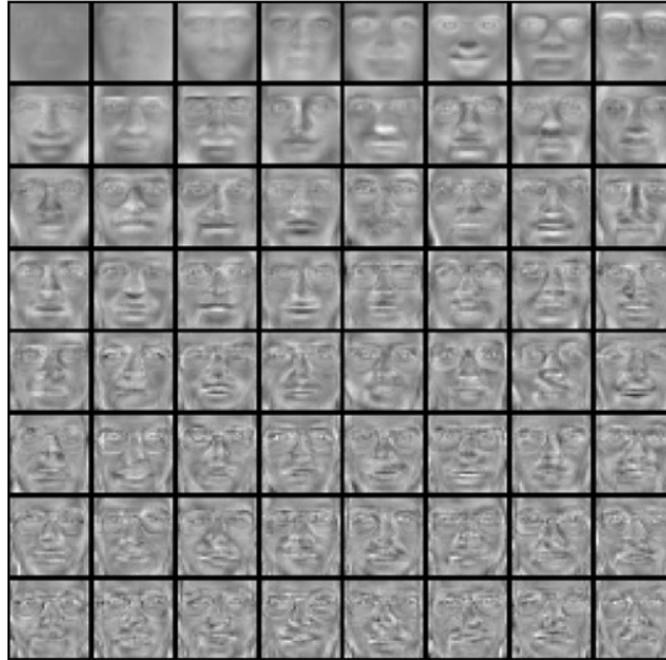
数据压缩

Mean face \bar{x}



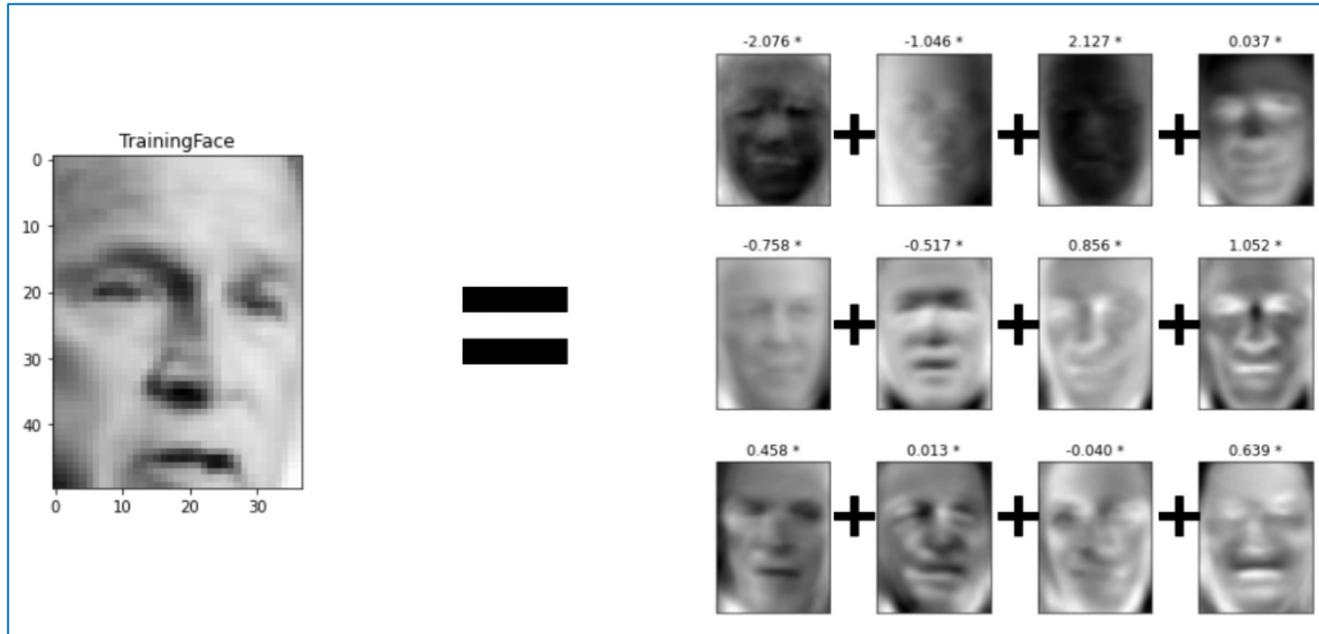
平均向量对应的图片

Top eigenvectors: u_1, \dots, u_k (visualized as images - eigenfaces)



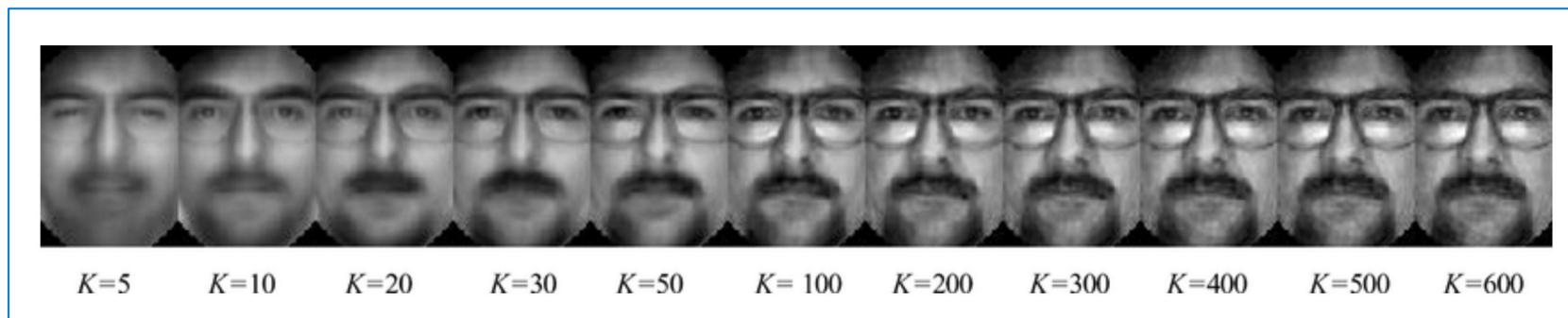
提取的主成分对应的图片

数据压缩



可将数据集中任一图片对应的向量近似为主成分的线性组合

数据压缩

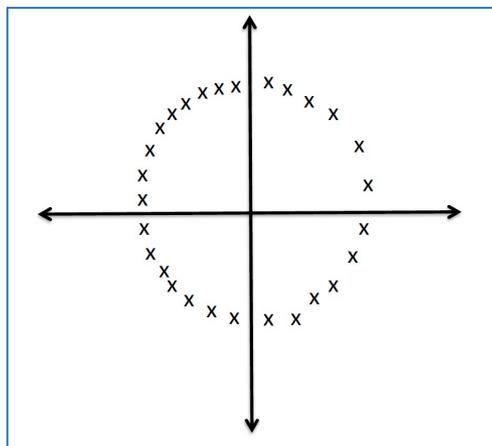


随着主成分个数的增多，近似造成的损失越少

讨论

什么情况下PCA效果不好?

- 预处理没做好（如剔除离群数据）
- 数据本身有非线性结构（PCA擅长捕捉线性结构）
- 主成分之间限定需要正交，导致后续主成分（如第三、第四个主成分）难以解释



数据本身可以很好地近似成一维数据
(角度) 但PCA难以实现

本讲小结



主成分分析的背景



主成分分析的问题及应用

主要参考资料

Tim Roughgarden and Gregory Valiant <CS 168 - The Modern Algorithmic Toolbox> Lecture Notes

Cameron Musco <COMPSCI 514 - Algorithms for Data Science> Slides

Imdad Ullah Khan <Lecture Notes for Big Data Analytics - Principle Component Analysis>

J. Novembre, et al. <Genes mirror geography within Europe> Paper

谢谢!

