10.3

,由此XH的均值将被转移到原点,达成”中心化”。

10.5

正交投影矩阵：

正交投影矩阵要求转换后的特征之间互相正交，子空间特征相互独立。同时保留了重构特征的相关信息，有助于提供数据的可解释性和说明能力。缺点在于仅限从高维到低维的降维，而并不支持上述过程的逆过程；同时，对于非线性结构，正交投影无法完全反映数据间的复杂关系。

非正交投影矩阵：

非正交投影矩阵能够对数据进行转换和降维，计算速度相比而言更快，但特征间时常会出现较高的相关性，导致降维效果劣于正交方法。

10.7

核化线性降维：

核化线性降维基于核函数，将原始空间中的样本通过非线性映射转化到一个高维的特征空间，然后使用线性降维的方法降维。能够处理非线性数据，并且保留低维表示中的一些非线性结构信息；缺点在于，由于样本映射到高维空间时需要计算其内积，时间复杂度往往过高。

流形学习：

流形学习基于流形理论，将实际的数据分布预设在低维流形上而非高维空间中。因此，流形学习可以通过学习低维流形的结构来实现数据降维以及特征提取，并对非线性数据进行建模，且计算复杂度相对较低，同时保留一些非线性结构信息。缺点在于需要同时预估流形的局部结构和全局结构，因此相对更难实现。