

1.

(a) $O(wnd)$

当d变大的时候, 计算复杂度上升

(b) 因为能够cut-off的条件是当且仅当对于query vector q , $\delta_i \geq \Delta_a$ ($i(x) = x_k$), 显然当d增大的时候, 这种情况的发生率会越来越低。所以说对于计算复杂度的降低也是越来越可以忽略不计。

(c) 考虑 $((x-k)/x)^d$, 底数小于1, 当指数越来越大的时候, 越来越小。

也就是说中心部分体积越来越小, 边缘部分体积越来越大。

(d) 不能, 因为当维度升高的时候, 大部分点都会被直接丢弃掉 (根据 (c) 中的结论)。

(e) 考虑集中降维的方法, 比如PCA或者LDA

2.

(a) $[x_1-y_1 \ x_2-y_2 \ \dots \ x_n-y_n] [x_1-y_1 \ x_2-y_2 \ \dots \ x_n-y_n]^T = \sum (x_i-y_i)^2$

(b) $a_{i,j} = (-x_{0,j} + x_{i,j})$ ($i = 1 \dots K, j = 1 \dots N$)

$b_i = \sum_{j=1 \dots N} (-x_{0,j}^2 + x_{i,j}^2)$

(c) 可以在V空间内任选一点作为 x_0 , 然后对于构成V的k条直线分别构建 x_0 的镜像点, 构成 x_1-x_k

(d) \cos 相等 $\Rightarrow \sum (x_{i,j} \cdot x_{j,j}) = \sum (x_{0,j} \cdot x_{j,j})$

欧氏距离相等 $\Rightarrow \sum (x_{i,j} - x_{j,j})^2 = \sum (x_{0,j} - x_{j,j})^2 \Rightarrow \sum (x_{i,j}^2 + x_{j,j}^2 - 2x_{i,j}x_{j,j}) = \sum (x_{0,j}^2 + x_{j,j}^2 - 2x_{0,j}x_{j,j})$

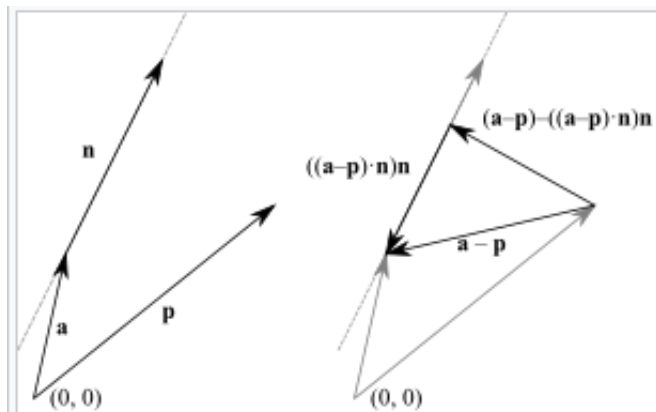
因为 x_0 x_K are unit vectors. 所以说是欧式距离相等和 \cos 相等是等价的。

(e) 没有区别, 正如 (d) 中所证明的一样

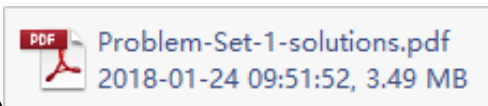
(f)

3.

(a)



$b-x$ 对应 $a-p$ $((x-b) \cdot a)$ 是在直线上的投影, 垂直部分是 $(x-b) - ((x-b) \cdot a)a$, 经过划归可以得到题目当中的结果。



(b)(c)

(d) 首先根据直线正交的关系, 可以确定 a_{other} , 然后再用类似的方法在 a 确定的情况下, 考虑使得所有点的距离之和最短, 求得 b_{other}

4.

(a)

Starbucks: An Illustrated History

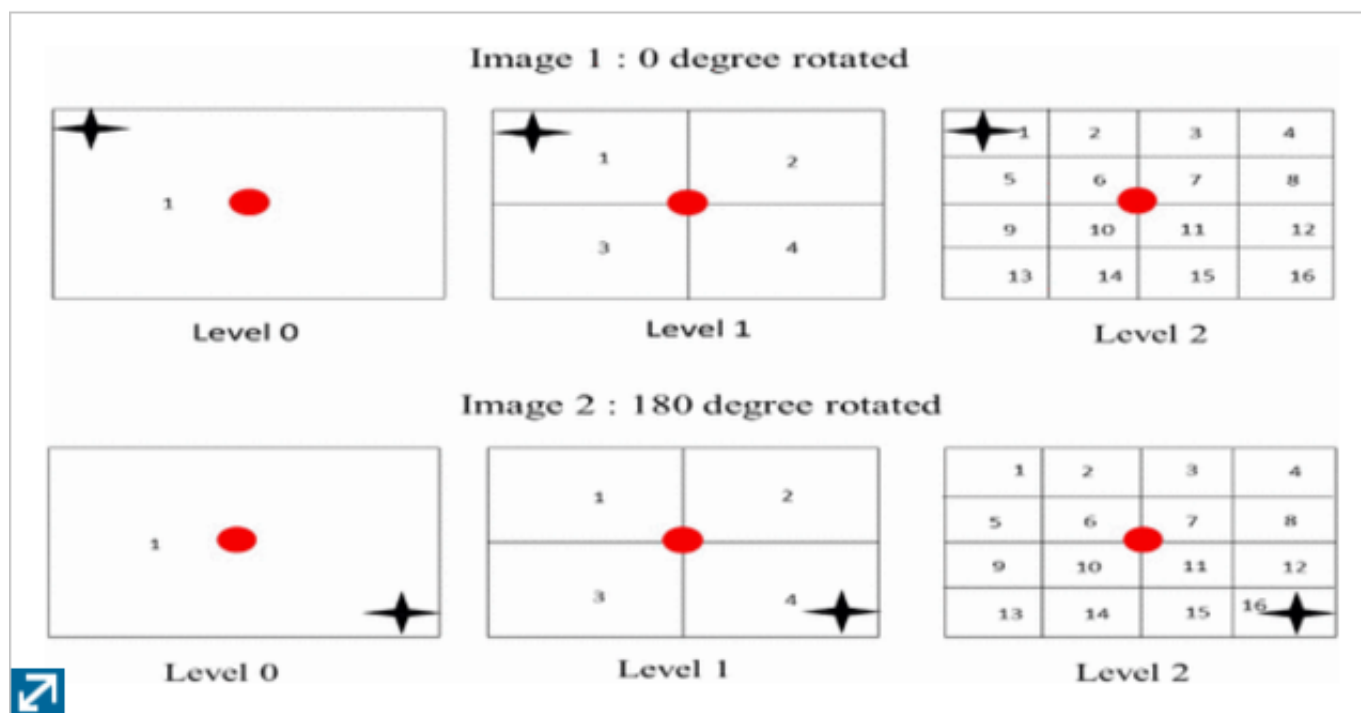


Starbucks: An Illustrated History



(b)

(c)



都不能保证，对于SPM，如上图所示，如果旋转180度，会落到完全不同的区域内

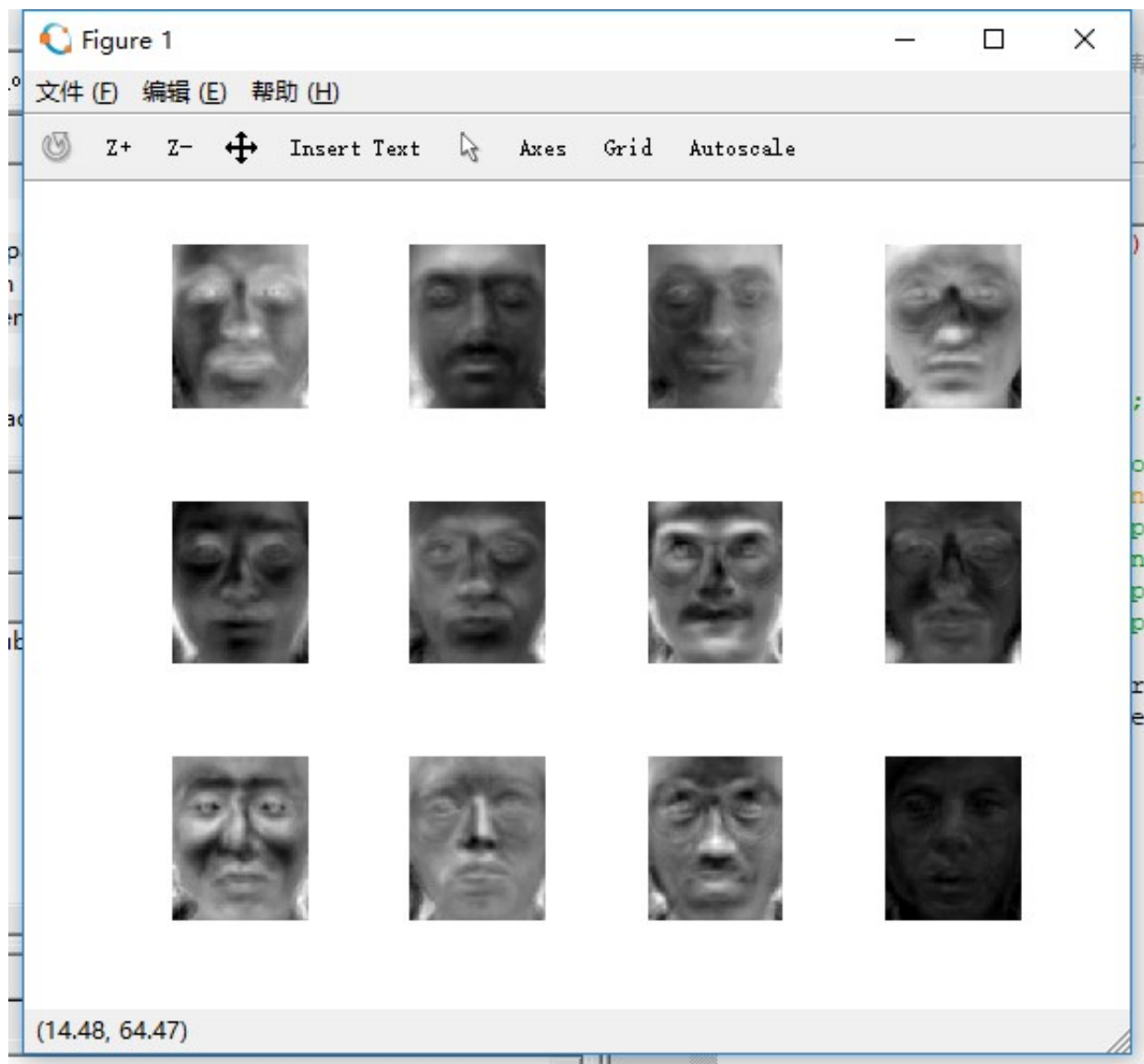
5.

5.1



5.2

前12个主成分



测试数据的主成分



相似图和原始测试图



5.3

(a) 失败 用Sarah Connor, higher brightness.



(b)

用fisher方法, 成功识别

