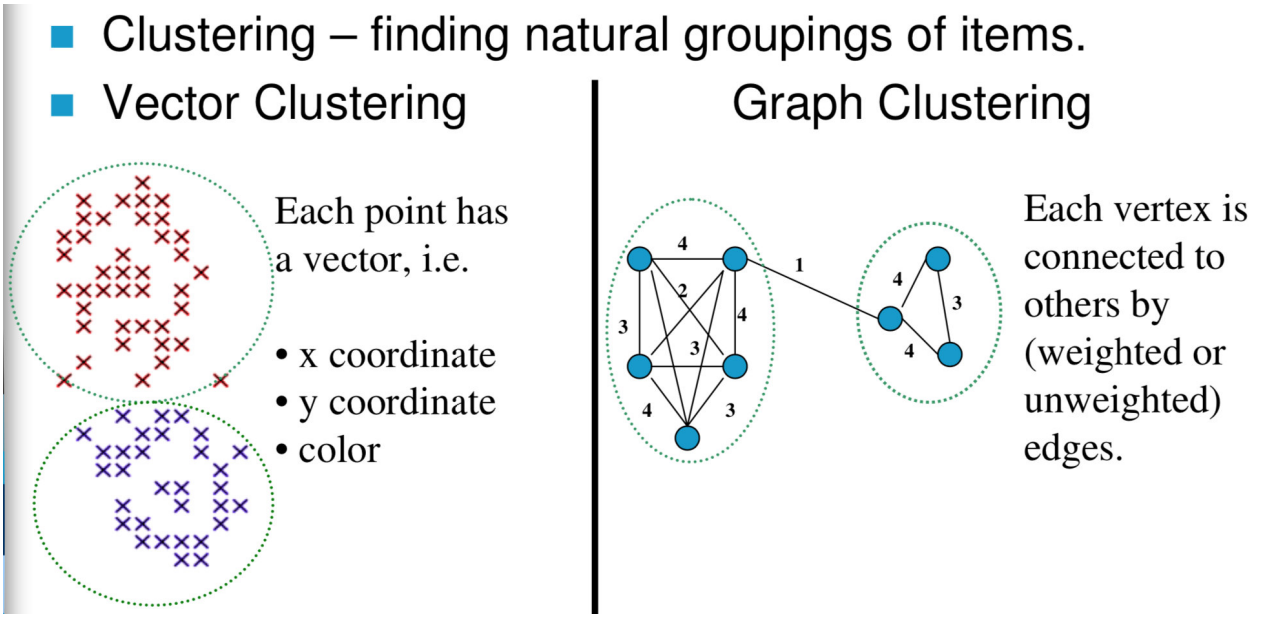
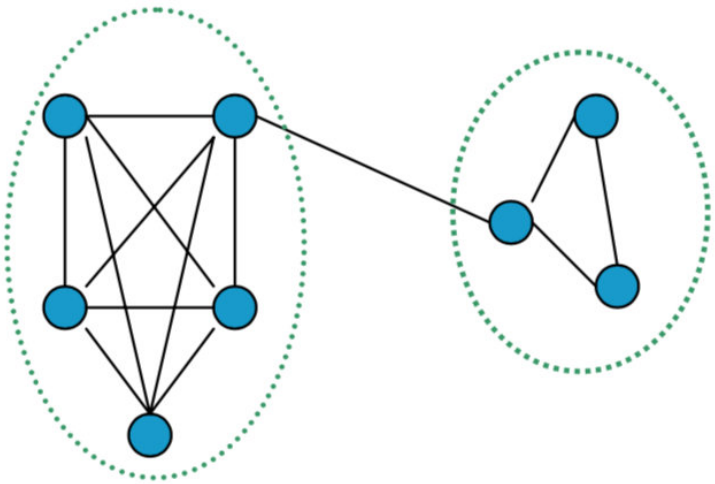
Clustering

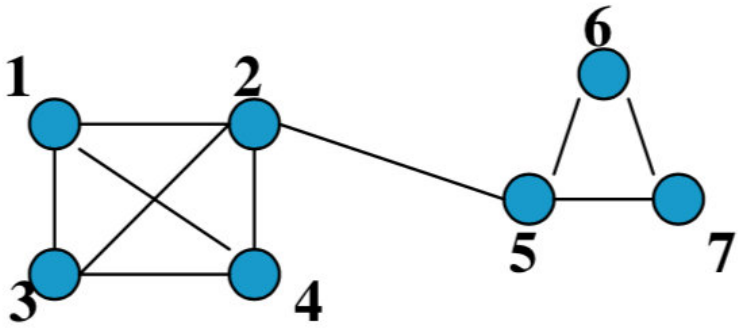


- 基于vector聚类
- 基于graph聚类

1. random walks



针对一个图像，在一个cluster内可能存在很多个连线(联系)，同时不同的cluster之间连线很少；这意味着，从一个node开始出发，在相互连接的node间随机移动，便更容易在一个cluster内移动而不是在不同的cluster之间移动。这就是MCL聚类基础。通过随机移动，能发现倾向于聚集在一起的趋势，该趋势涉及的范围就是一个cluster。使用"Markov Chains"计算图中的随机移动。



例如，从节点1移动到2,3,4均具有33%的概率，而移动到5,6,7的概率为0；节点2移动到1,3,4,5均有25%的概率，而到6,7概率为0。对此，构建矩阵：

	1	*2*	*3*	*4*	*5*	*6*	*7*
1	0	.25	.33	.33	0	0	0
2	.33	0	.33	.33	.33	0	0
3	.33	.25	0	.33	0	0	0
4	.33	.25	.33	0	0	0	0
5	0	.25	0	0	0	.5	.5
6	0	0	0	0	.33	0	.5
7	0	0	0	0	.33	.5	0

(notice each column sums to one)

例：矩阵乘法

$$A = \begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & a_{1,3} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & a_{2,3} \end{bmatrix}$$

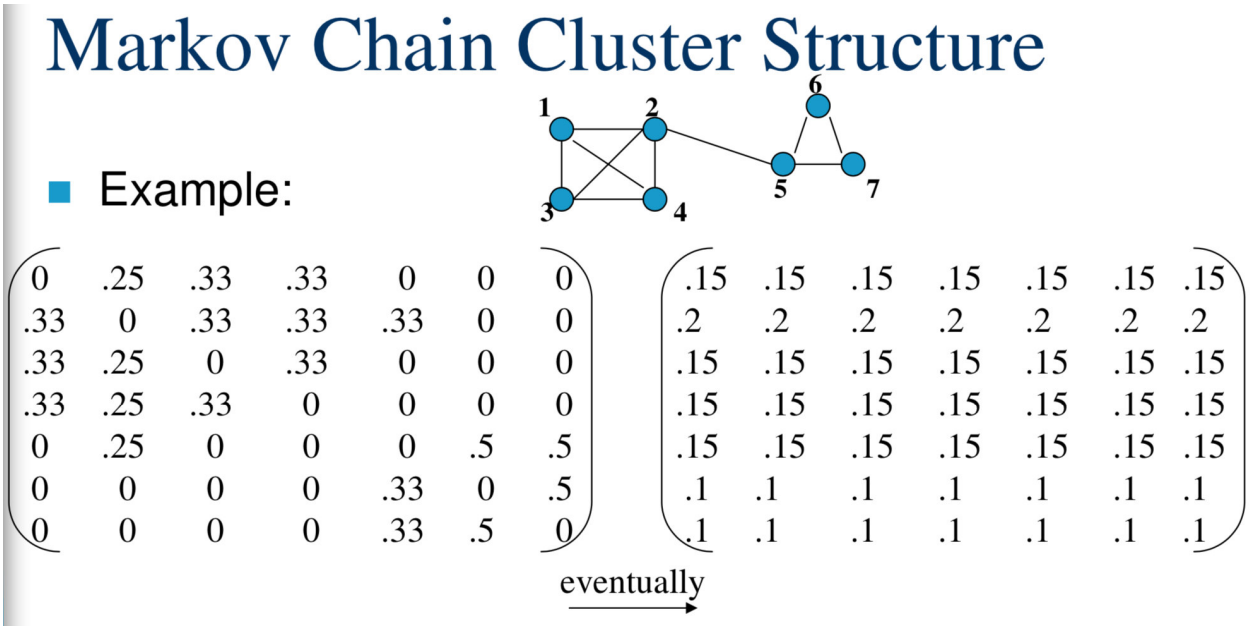
$$B = \begin{bmatrix} b_{1,1} & b_{1,2} \\ b_{2,1} & b_{2,2} \\ b_{3,1} & b_{3,2} \end{bmatrix}$$

$$C = AB = \begin{bmatrix} a_{1,1}b_{1,1} + a_{1,2}b_{2,1} + a_{1,3}b_{3,1}, & a_{1,1}b_{1,2} + a_{1,2}b_{2,2} + a_{1,3}b_{3,2} \\ a_{2,1}b_{1,1} + a_{2,2}b_{2,1} + a_{2,3}b_{3,1}, & a_{2,1}b_{1,2} + a_{2,2}b_{2,2} + a_{2,3}b_{3,2} \end{bmatrix}$$

2. Markov Chain

为一个变量序列,X1,X2,X3...(本例子中为概率矩阵)，这里，针对下一步的概率仅考虑当前状态，过去和未来状态均不考虑。random walk为Markov Chain，只用转移概率矩阵。

增加weighted graphs和self loops，则为Markov Chain Cluster Structure



3. [MCL][https://www.zybuluo.com/chanvee/note/17815#算法基础]

1. 给定一个无向图（有权无权都可），以及expansion 和 inflation 的参数 e 和 r。
2. 生成连接矩阵。
3. 给每个节点添加自环（可选）。
4. 归一化矩阵，得到转移矩阵。
5. 对矩阵进行 expansion 操作。
6. 对矩阵进行 inflation 操作。
7. 重复 5 和 6 直至收敛。
8. 根据最后得到的矩阵进行划分cluster。

算法核心：expansion，转移矩阵表示就是在初始状态下，某个节点转移到另一个节点的概率组成的矩阵。比如有1,2,3，3个点的图，不考虑权重，两两之间互相连接，其转移矩阵就为：P=[0 0.5 0.5; 0.5 0 0.5; 0.5 0.5 0]。而expansion这个步骤不断对这个转移矩阵进行自乘直到它不再改变为止，也就是求平稳分布的过程。expansion的作用就是为了能够将图中不同的区域连接起来；inflation，该过程目的就是为了使强连接更强，弱连接更弱，就是让转移矩阵中概率大的更大，小的更小。最直观操作就是幂操作，例如平方操作，然后在对每一列归一化，就达到该目的了。