



哈爾濱工業大學

海量数据计算研究中心

Massive Data Computing Lab @ HIT

# 算法设计与分析

## 第八章 网络流与图匹配算法

丁小欧

dingxiaoou@hit.edu.cn

# 本章内容

## 8.1 网络流算法

概念及定义

算法实例

## 8.2 图匹配算法

概念及定义

算法实例

# 本章内容

## 8.1 网络流算法

1.概念及定义

2.最大流算法

3.最小费用最大流算法

# 1.网络流算法： 应用背景

- 很多实际问题可以建模为流网络
  - 电网
  - 水管网
  - 交通运输网
  - 通信网
  - 生产管理网

实际中很多问题利用  
网络流算法来解决！



# 1.网络流算法：应用背景

- 很多实际问题可以建模为流网络
  - 装配线上物件的流动
  - 电网中电流的流动
  - 通信网络中信息的流动
  - 道路交通网络中的运输活动
- “流动”：从源结点运送“物料”到终结点
  - 一个源点 $s$ 、一个汇点 $t$ ，由源点流向汇点



# 1.网络流算法：基本概念

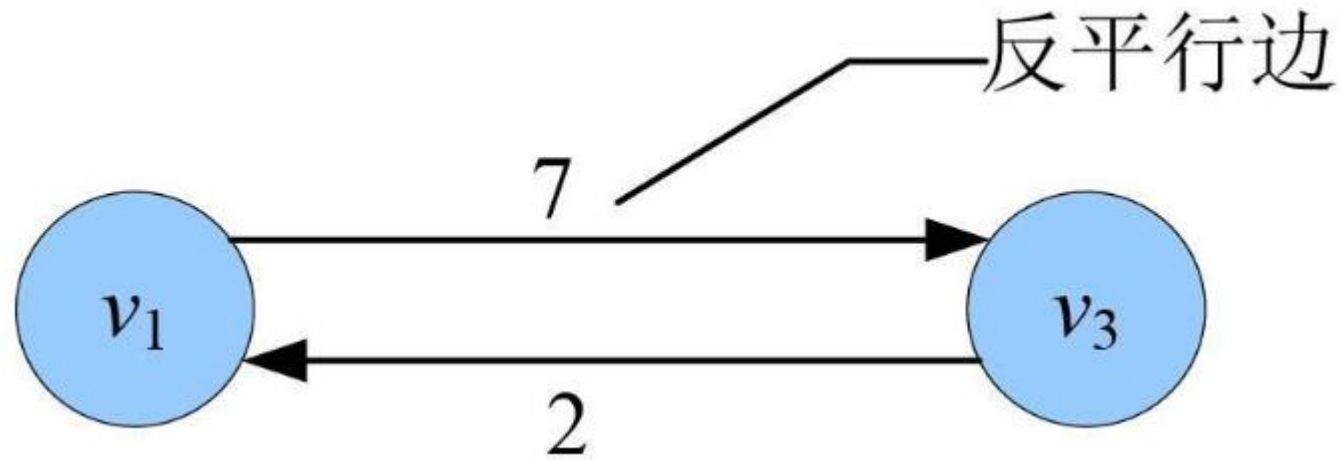
- 流网络是一个无自环的有向图 $G=(V, E)$ ,  $V=\{s, v_1, v_2, \dots, t\}$ 
  - 有两个特殊结点 $s, t \in V$ ,  $s$ 称为源结点,  $t$ 称为汇点:  $s$ 没有入边,  $t$ 没有出边
  - 每条边 $(u, v) \in E$  表示允许的流向, 边权值表示该边允许通过的最大可能容量  $c(u, v) \geq 0$
  - 若有 $(u, v) \in E$ , 则必然不存在反方向边 $(v, u)$
  - 这样的有向带权图称之为网络





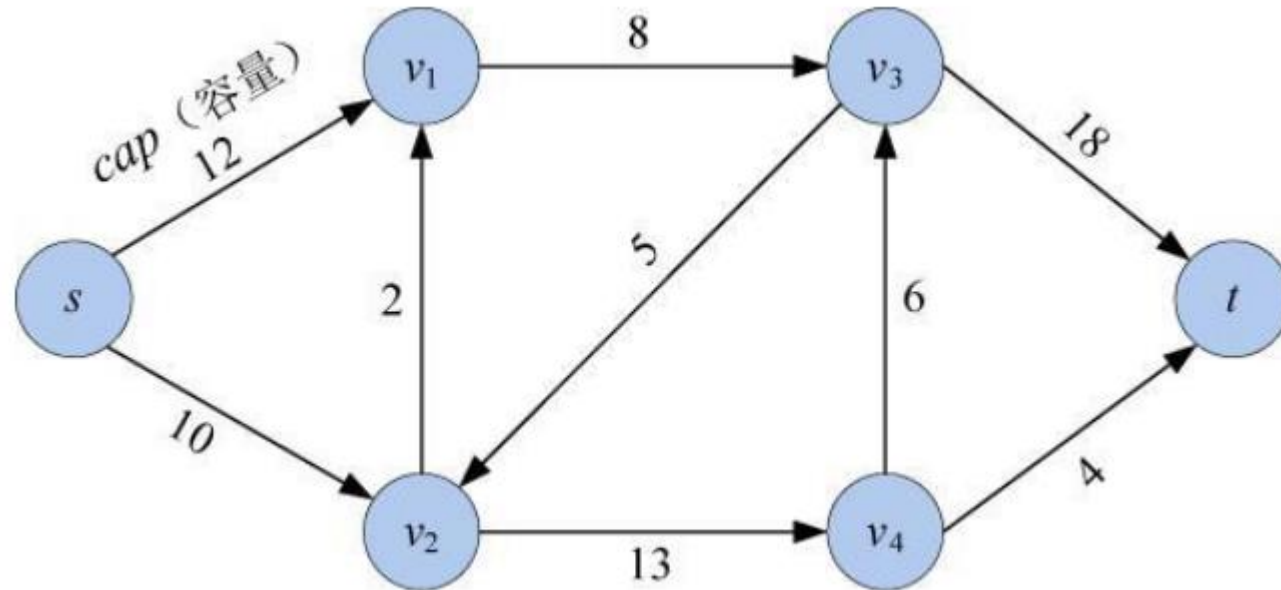
# 1.网络流算法：基本概念

- 流网络是一个**无自环**的有向图 $G=(V, E)$ ,  $V=\{s, v_1, v_2, \dots, t\}$ 
  - 网络是一个有向带权图, 包含一个源结点和一个汇结点
  - 没有反平行边
    - 如果 $v_1$ 和 $v_3$ 之间有边, 则 $(v_1, v_3)$ 和 $(v_3, v_1)$ 这两条边不会同时存在



# 1.网络流算法：基本概念

- 例子:某公司从哈尔滨 $s$ 到北京 $t$ 送货物，雇佣一家货运公司，其安排多个运输线路，边权代表两个城市之间每天最多运送的产品数量。不管货运代理是怎么运输的，只需要知道每天从工厂最多发出去多少货，在北京仓库就要收到多少货物，否则由货运代理照价赔偿

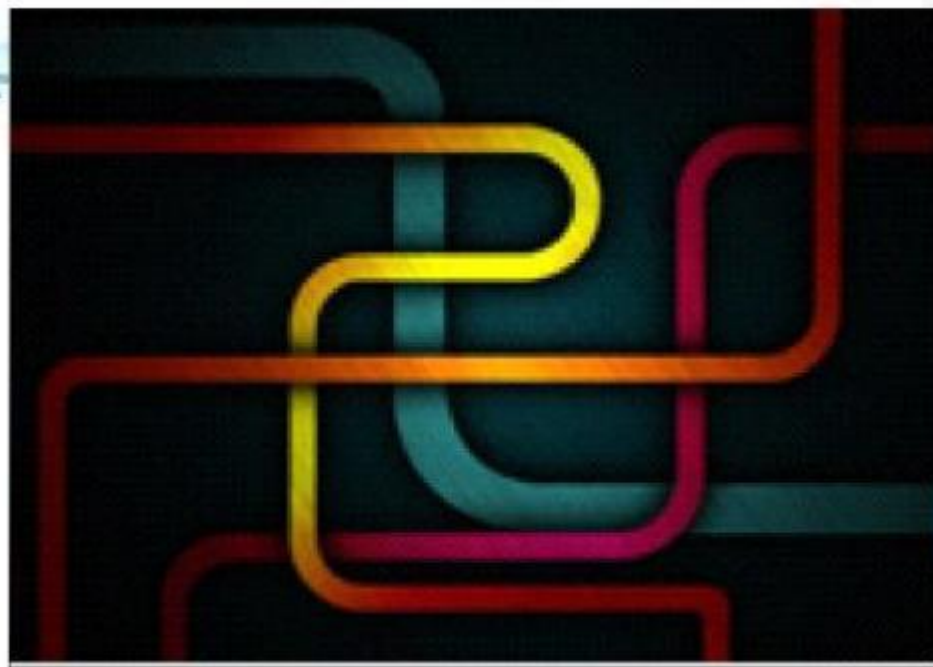




# 1.网络流算法：基本概念

- “网络流”：虽然看不到水的流动，但知道进水口流进多少水，出水口就要流出多少水

进水口



出水口



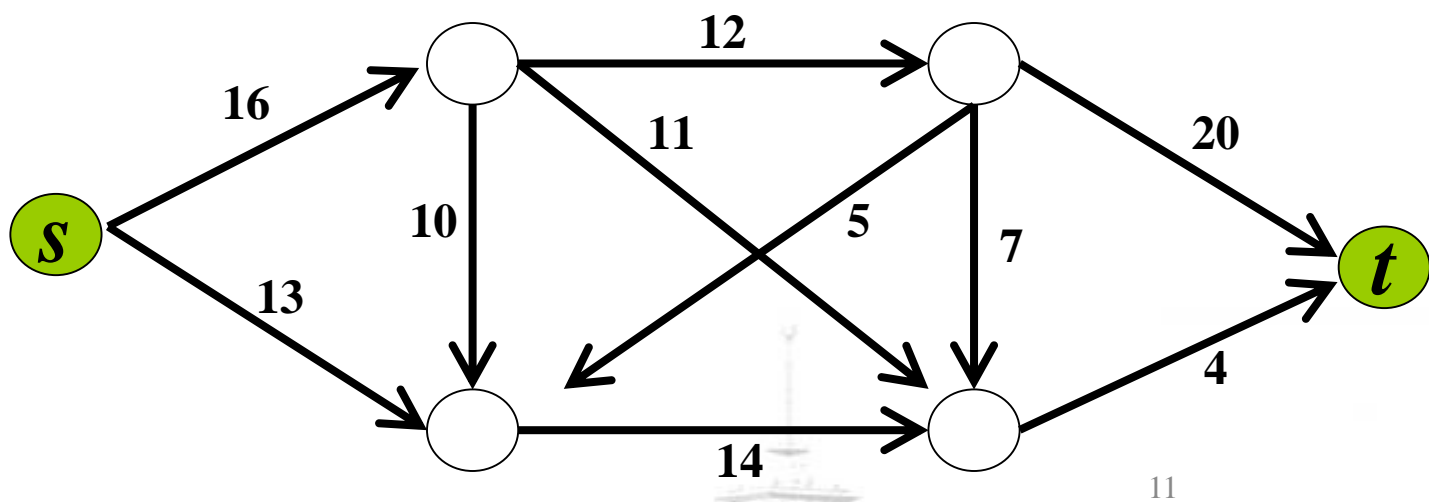
# 1.网络流算法：基本概念

- 流网络是一个无自环的有向图 $G=(V, E)$ ,  $V=\{s, v_1, v_2, \dots, t\}$ 
  - 有两个特殊结点 $s, t \in V$ ,  $s$ 称为源结点,  $t$ 称为汇点
  - 每条边 $(u, v) \in E$  表示允许的流向, 边权值表示该边允许通过的最大可能容量  $c(u, v) \geq 0$
  - 网络流: 定义在 $E$ 上的一个非负函数 $flow=\{flow(u, v)\}$ ,  $flow(u, v)$ 是边上的流量
  - $\forall v \in V$ , 存在一个 $s$ 到 $t$ 经过 $v$ 的路径 $s \Rightarrow v \Rightarrow t$ .



# 1.网络流算法：基本概念

- 流网络是一个无自环的有向图 $G=(V, E)$ ,  $V=\{s, v1, v2, \dots, t\}$



流网络是连通的

除源结点外，每个结点都至少有一条进入的边，所以 $|E| \geq |V|-1$

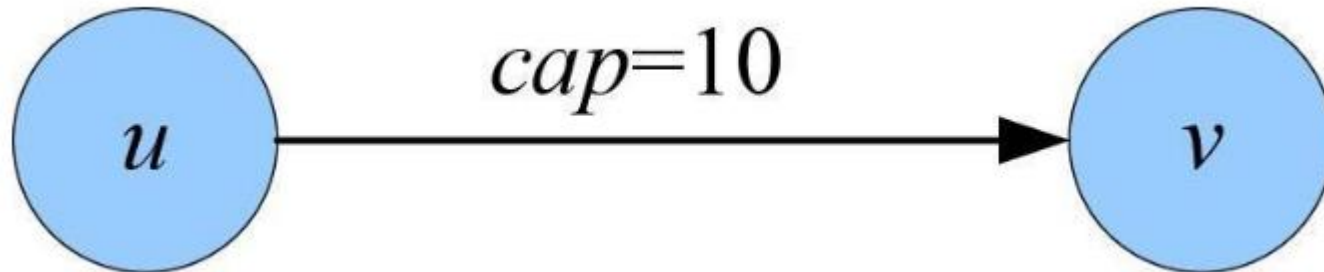
# 1.网络流算法：基本概念

- 流网络是一个无自环的有向图 $G=(V, E)$ ,  $V=\{s, v1, v2, \dots, t\}$ 
  - 网络流: 定义在 $E$ 上的一个非负函数 $flow=\{flow(u, v)\}$ ,  $flow(u, v)$ 是边上的流量
  - 可行流: 满足以下两个性质的网络流称为可行流
    - (1) 容量约束
    - (2) 流量守恒



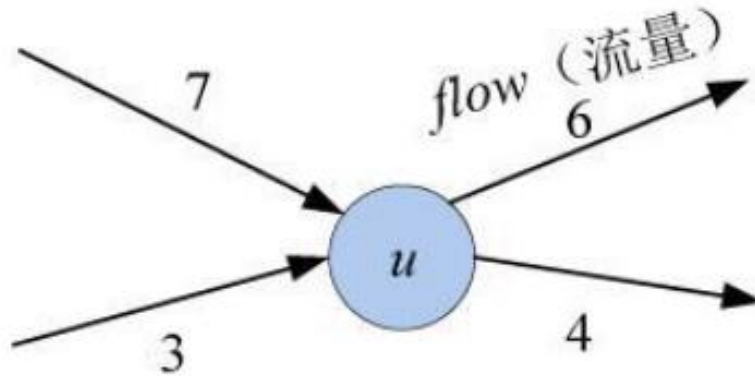
# 1.网络流算法：基本概念

- 流网络是一个无自环的有向图 $G=(V, E)$ ,  $V=\{s, v1, v2, \dots, t\}$ 
  - 网络流: 定义在 $E$ 上的一个非负函数 $flow=\{flow(u, v)\}$ ,  $flow(u, v)$ 是边上的流量
  - 可行流: 满足以下两个性质的网络流称为可行流
    - (1) 容量约束: 每个管道的实际流量 $flow$  (缩写为 $f$ )不能超过该管道的最大容量 $cap$  (缩写为 $c$ )
$$\forall u, v \in V, 0 \leq f(u, v) \leq c(u, v)$$



# 1.网络流算法：基本概念

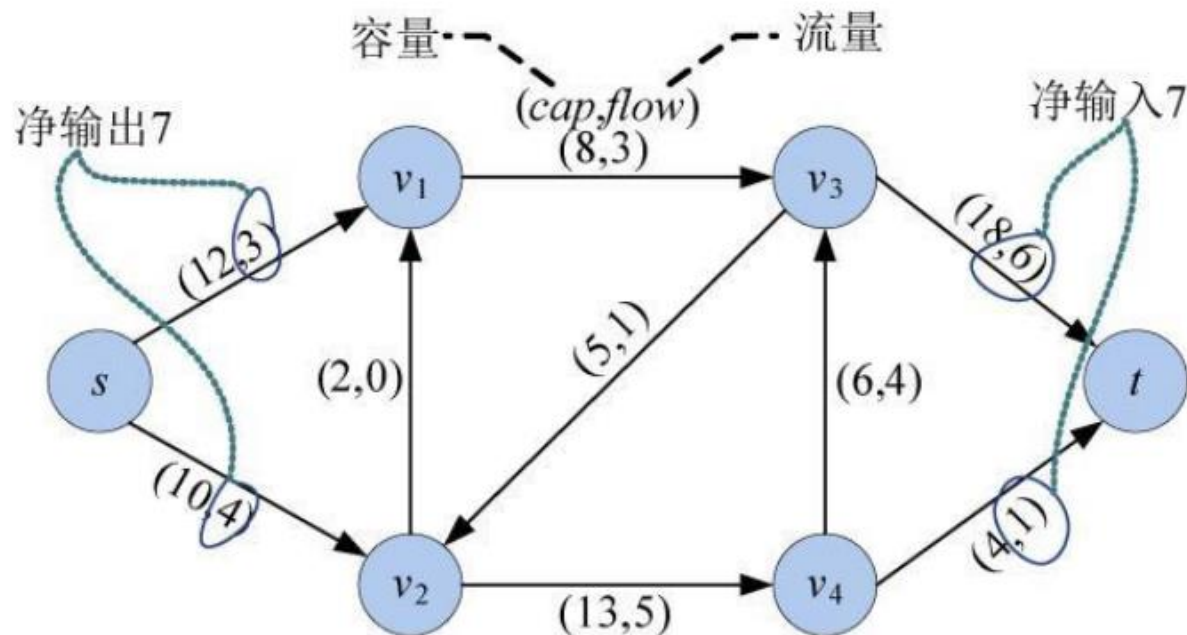
- 流网络是一个**无自环**的有向图 $G=(V, E)$ ,  $V=\{s, v1, v2, \dots, t\}$ 
  - **网络流**: 定义在 $E$ 上的一个非负函数 $flow=\{flow(u, v)\}$ ,  $flow(u, v)$ 是边上的流量
  - **可行流**: 满足以下两个性质的网络流称为可行流
- (2) 流量守恒: 除了源点 $s$ 和汇点 $t$ 之外, 所有内部结点流入量等于流出量
$$\forall u \in V - \{s, t\}, \sum_{w \in V} f(w, u) = \sum_{v \in V} f(u, v)$$





# 1.网络流算法：基本概念

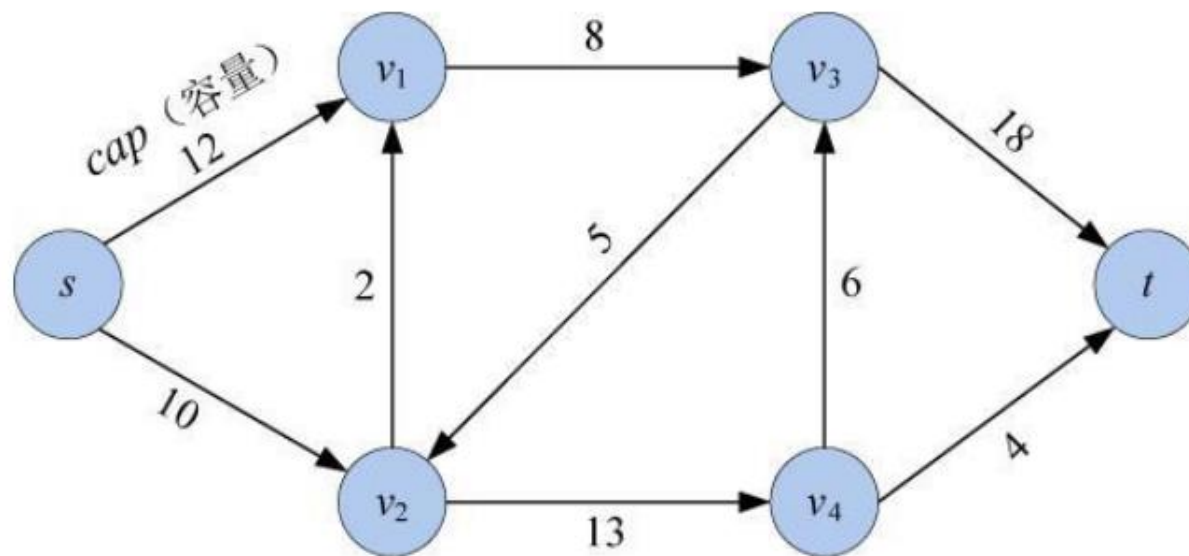
- 流网络是一个**无自环**的有向图 $G=(V, E)$ ,  $V=\{s, v_1, v_2, \dots, t\}$ 
  - **网络流**: 定义在 $E$ 上的一个非负函数 $flow=\{flow(u, v)\}$ ,  $flow(u, v)$ 是边上的流量
  - 对于一个网络可行流, 净输入=净输出
  - 一个流 $f$ 的值 $|f|$ 定义为:  $\sum_{v \in V} f(s, v)$



# 1.网络流算法：基本概念

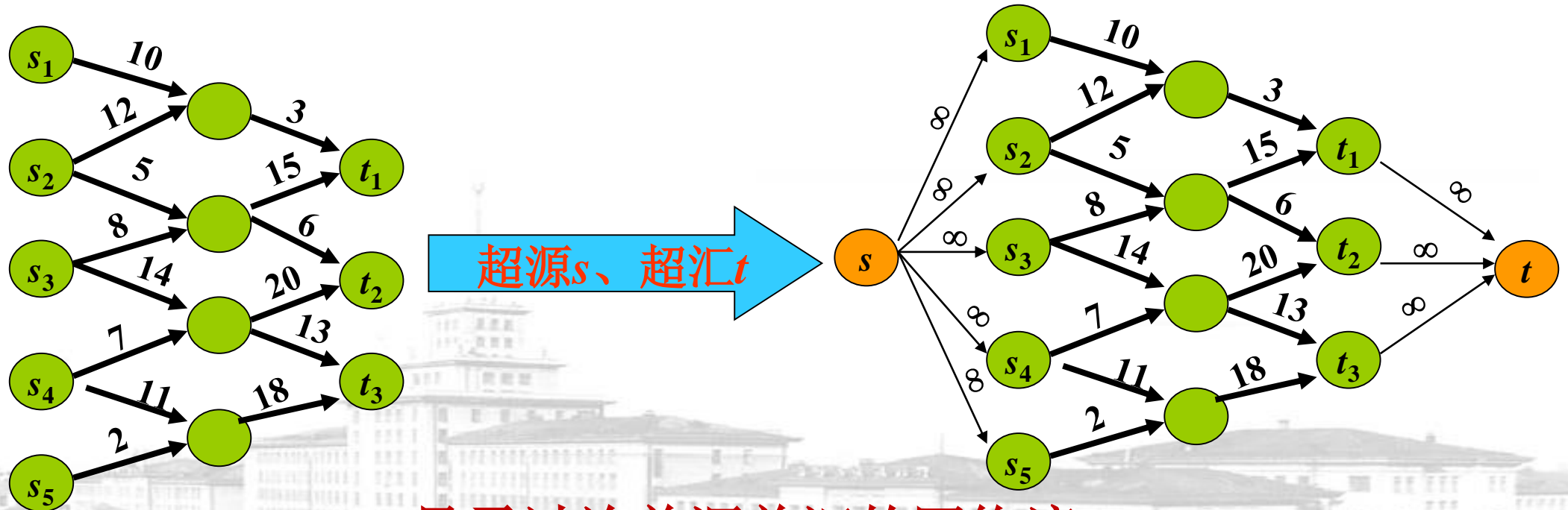
- 多源多汇的网络

- 某公司从哈尔滨 $s$ 到北京 $t$ 送货物，可能有多个分公司地址和目标分公司地址
- 多源多汇的最大流问题并不比单源单汇最大流问题难！



# 1.网络流算法：基本概念

- 多源多汇的网络
  - 加入一个超级源结点 $s$ ，从 $s$ 到原来的每个源结点连一条容量为无限的有向边，加入超级汇结点 $t$ ，从原来每个汇结点增加一条容量为无限的有向边

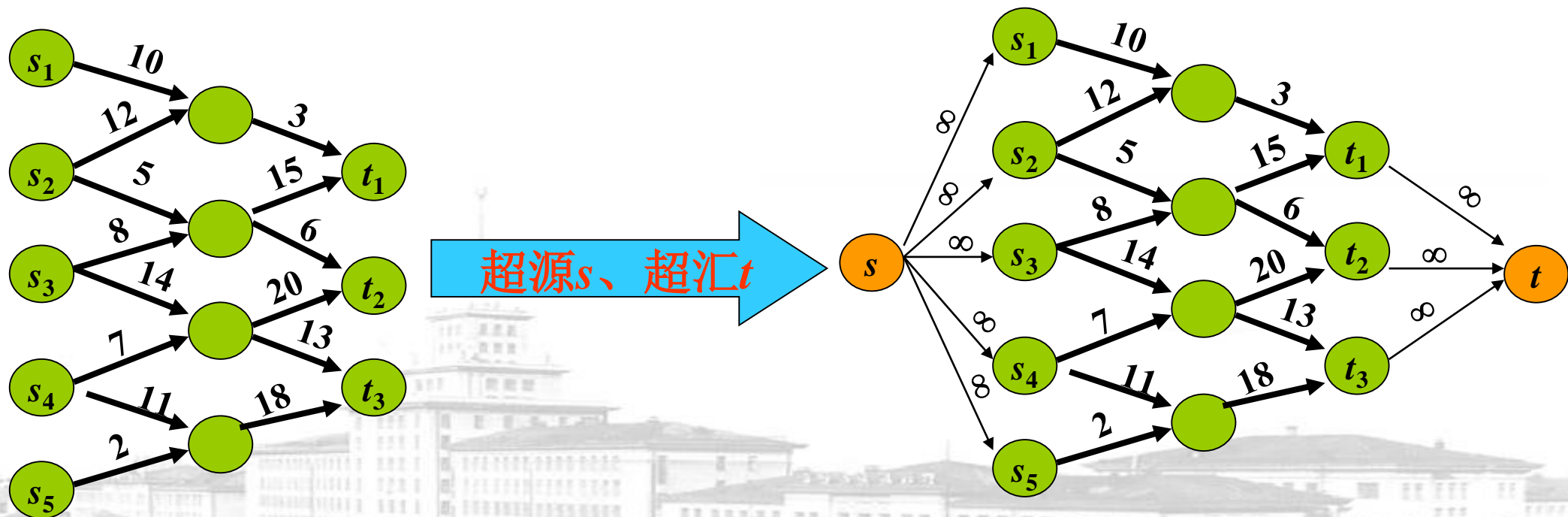


只需讨论单源单汇的网络流

# 1.网络流算法：基本概念

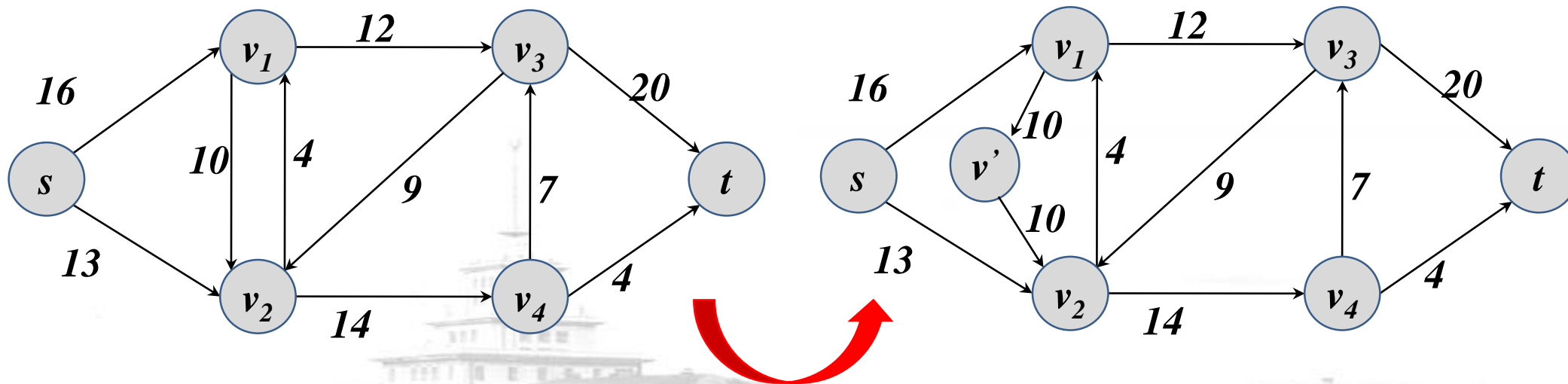
- 多源多汇的网络
  - 在这两个网络上计算最大流问题是等价的

只需讨论单源单汇的网络流



# 1.网络流算法：一些假设

- 单源点、单汇点流网络
- 假设：流网络中无反向边
  - 给定有向图 $G=(V, E)$ ，如果边 $(u, v) \in E$ ，则边 $(v, u) \notin E$

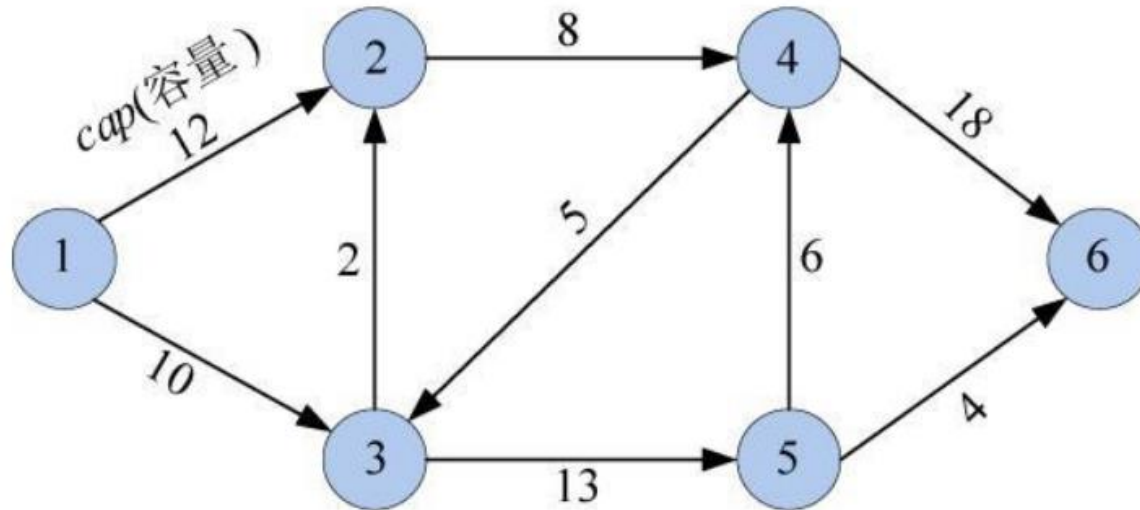


# 1.网络流算法：最大(网络)流问题

- 问题定义

- 输入：流网络 $G=(V, E)$

- 输出：(在满足容量约束和流量守恒情况下)，具有最大流值的流 $f$





# 1.网络流算法：直观想法

- 循环递进

- 初始：网络上的流为0

- 找出一条从 $s$ 到 $t$ 的路径 $p$ 和正数 $a$ ，使得 $p$ 上的每一条边 $(u,v)$ 的流量增加 $a$ 之后仍能够满足容量约束： $f(u,v)+a \leq c(u,v)$

- //将 $p$ 上的每条边的流量增加 $a$ ，得到一个更大的流

- 重复执行第二步，直到找不到满足约束条件的路径。

关键在于：

1. 如何找路径 $p$ ，以便得到更大的流？
2. 如何判断循环结束的条件？

即：当循环结束时，所得到的流一定是最大流么？

# 1.网络流算法：直观想法

- **Ford-Fulkerson方法**

- 如何找路径 $p$ ，以便得到更大的流？
- 如何判断循环结束的条件？



# 1.网络流算法：直观想法

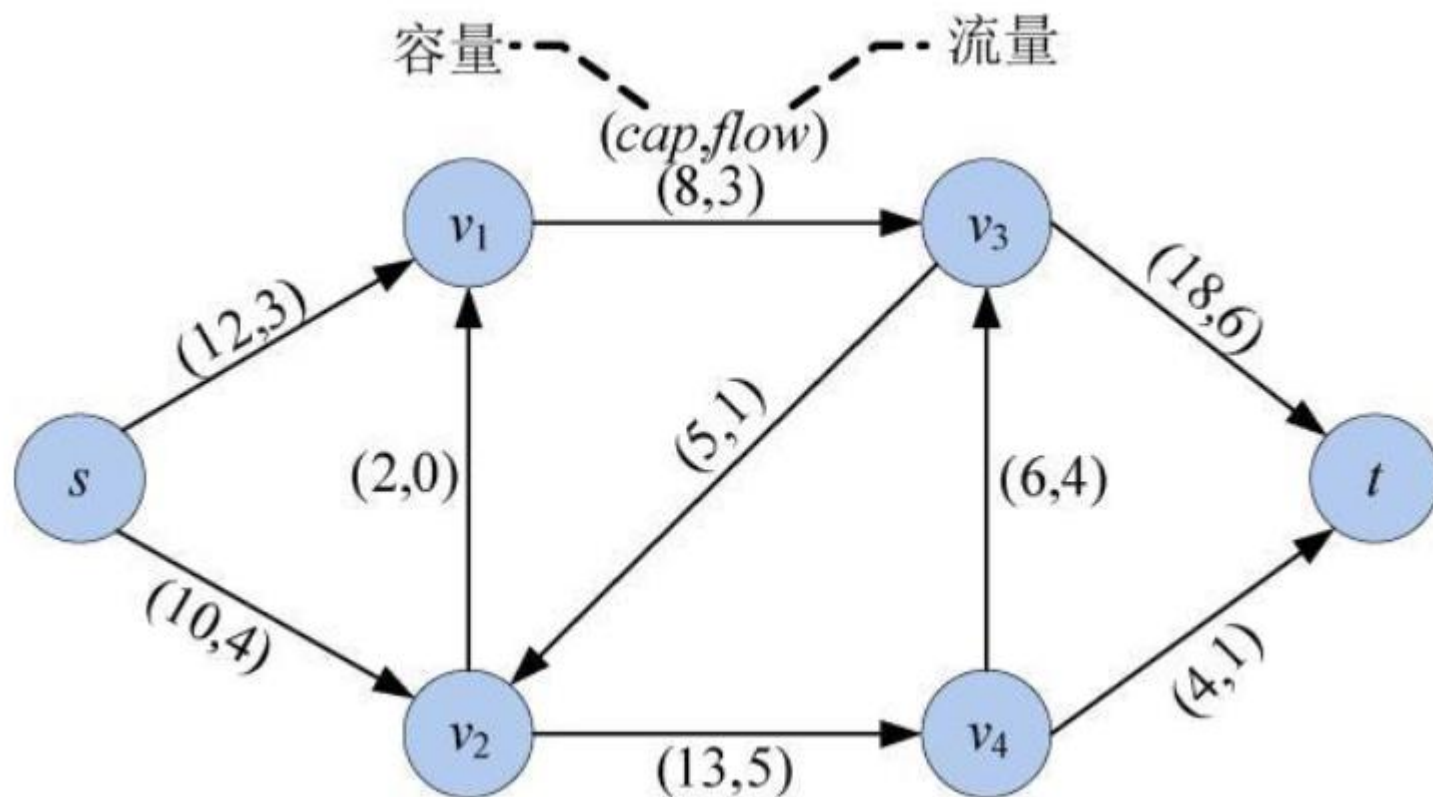
- **Ford-Fulkerson方法**

- 在一个关联的剩余网络(余图)中寻找一条增广路径
- 在实流网络中沿可增广路增流，直到不存在可增广路为止



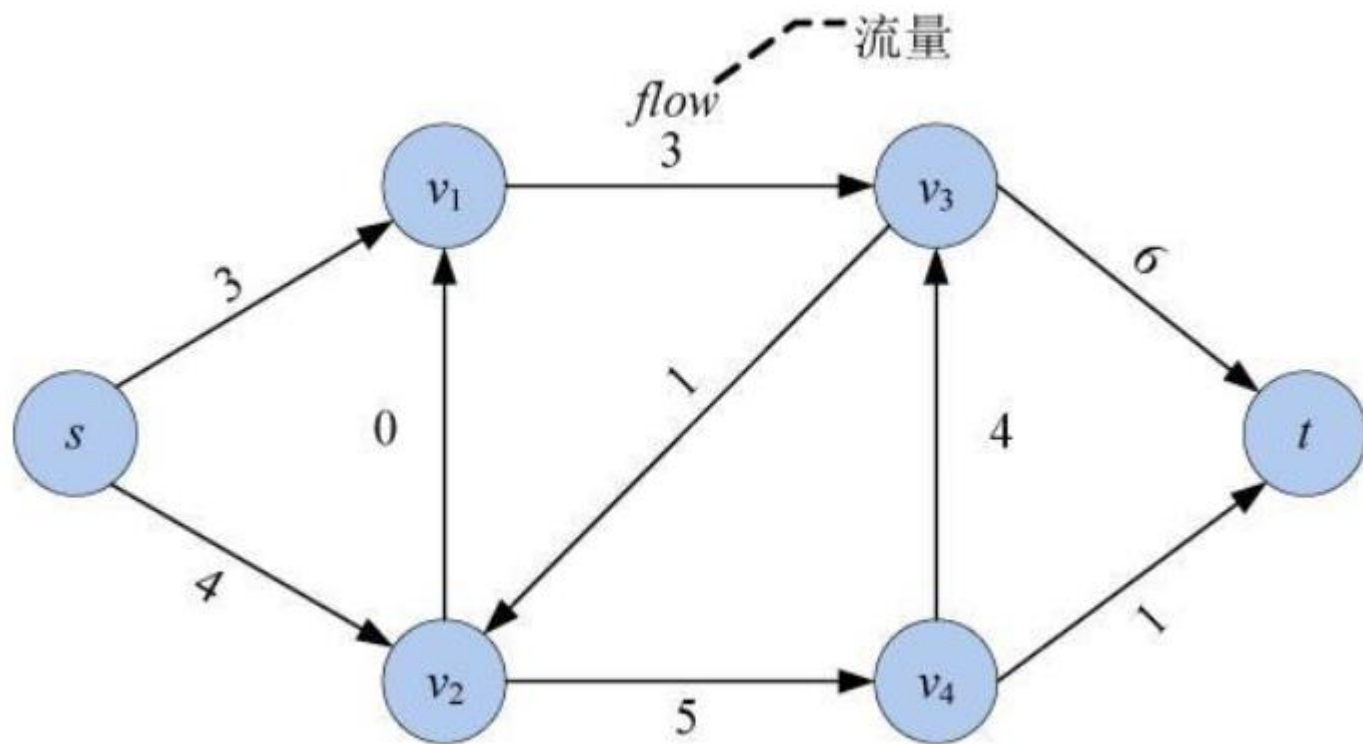
# • 1.网络流算法: Ford-Fulkerson方法

- 在实流网络中沿可增广路增流, 直到不存在可增广路为止



- **1.网络流算法： Ford-Fulkerson方法**

- 在实流网络:只显示每条边实际流量，不显示容量



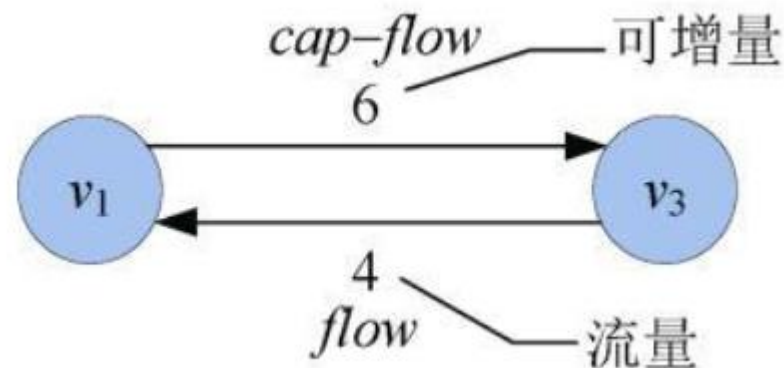
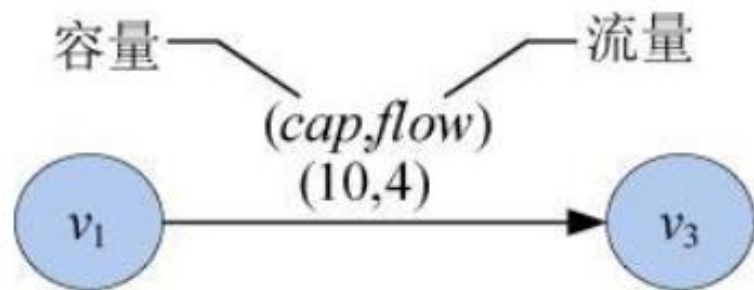
# • 1.网络流算法: Ford-Fulkerson方法

## • 残余网络

给定流网络 $G(V, E)$ 和一个流 $f$ , 则由 $f$ 诱导的 $G$ 的剩余网络为 $G_f = (V, E_f)$ , 其中 $E_f$ 为:

对于 $G$ 中每条边  $(u, v)$ , 若 $c(u, v) - f(u, v) > 0$ , 则 $(u, v) \in E_f$ , 且 $c_f(u, v) = c(u, v) - f(u, v)$  (称 $c_f(u, v)$ 为剩余容量)

对于 $G$ 中每条边  $(u, v)$ , 在 $G_f$ 中构造边 $(v, u)$ , 且 $c_f(v, u) = f(u, v)$





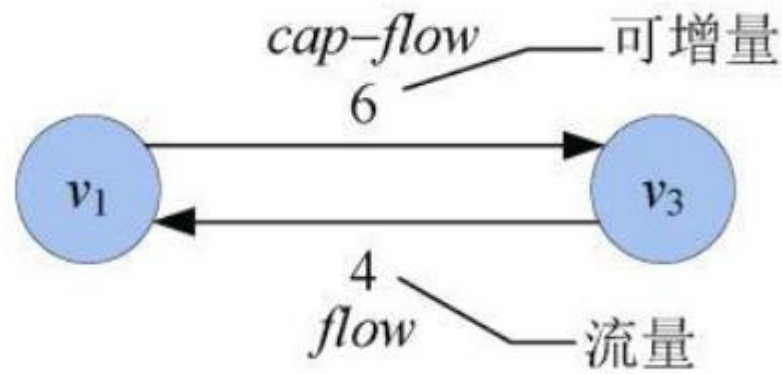
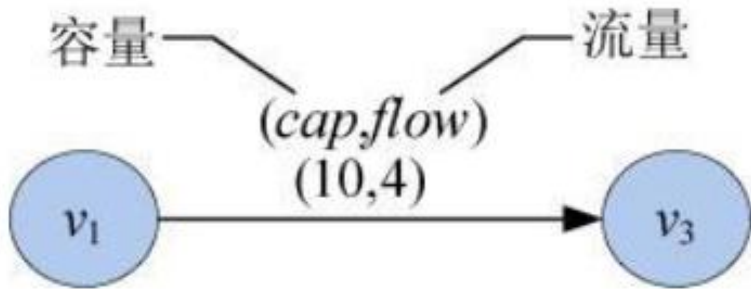
# • 1.网络流算法： Ford-Fulkerson方法

## • 剩余网络

给定流网络 $G(V,E)$ 和一个流 $f$ ，则由 $f$ 诱导的 $G$ 的剩余网络为 $G_f=(V, E_f)$ ，其中 $E_f$ 为：

对于 $G$ 中每条边 $(u, v)$ ，若 $c(u,v)-f(u,v)>0$ ，则 $(u, v) \in E_f$ ，且 $c_f(u,v)=c(u,v)-f(u,v)$ （称 $c_f(u,v)$ 为剩余容量）

对于 $G$ 中每条边 $(u, v)$ ，在 $G_f$ 中构造边 $(v, u)$ ，且 $c_f(v, u)=f(u,v)$



在剩余网络中，与网络边对应的同向边是可增量  
（即还可以增加多少流量），反向边是实际流量！

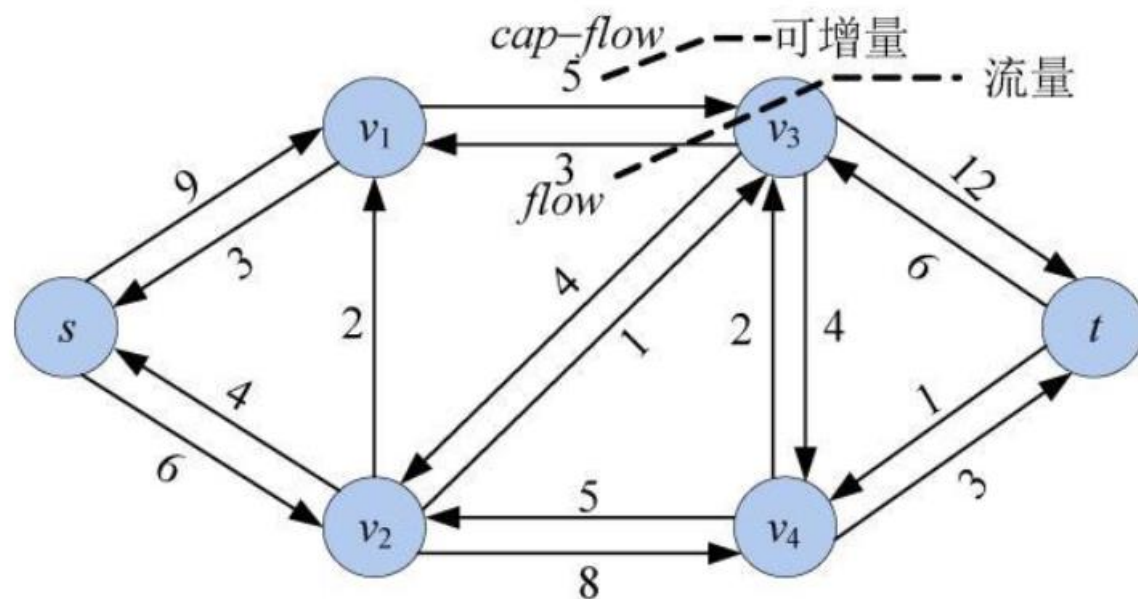
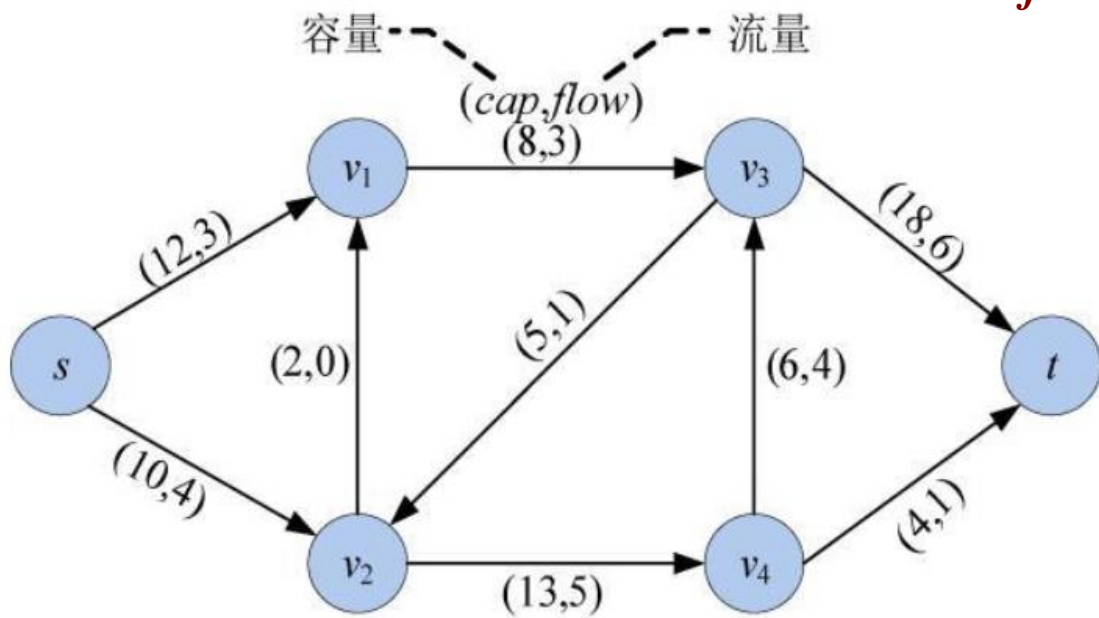
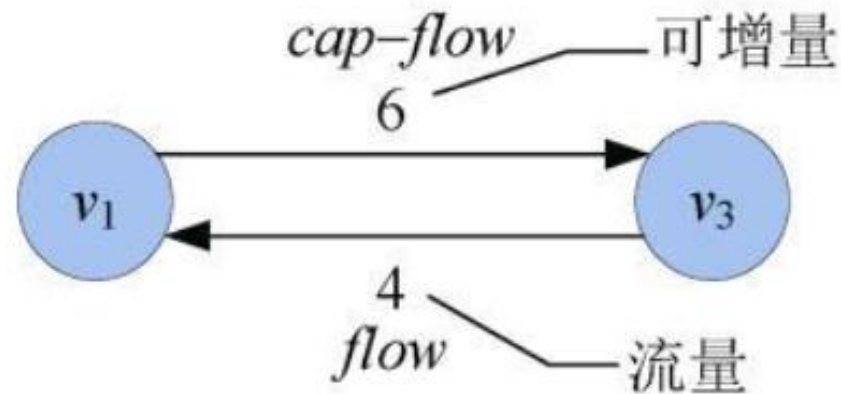
# • 1.网络流算法: Ford-Fulkersc

## • 剩余网络(右图)

给定流网络 $G(V,E)$ 和一个流 $f$ , 则由 $f$ 诱导的 $G$ 其中 $E_f$ 为:

对于 $G$ 中每条边 $(u, v)$ , 若 $c(u,v)-f(u,v)>0$ , 则 $(u, v) \in E_f$ , 且 $c_f(u,v)=c(u,v)-f(u,v)$  (称 $c_f(u,v)$ 为剩余容量)

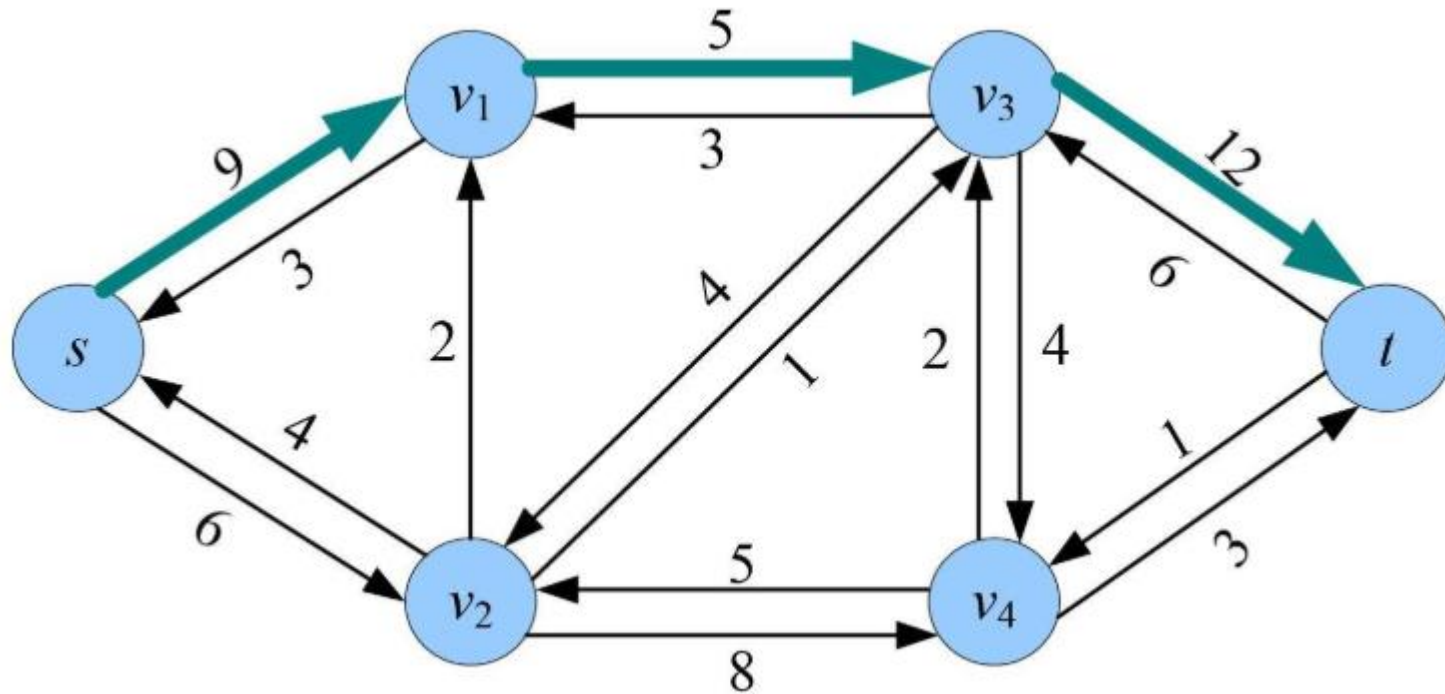
对于 $G$ 中每条边 $(u, v)$ , 在 $G_f$ 中构造边 $(v, u)$ , 且 $c_f(v, u)=f(u,v)$



- 1.网络流算法: **Ford-Fulkerson方法**

- 增广路

- 剩余网络中的一条由源结点 $s$ 到汇点 $t$ 的一条路径 $p$ 
  - $s \rightarrow v_1 \rightarrow v_3 \rightarrow t$ 就是一条可增广路



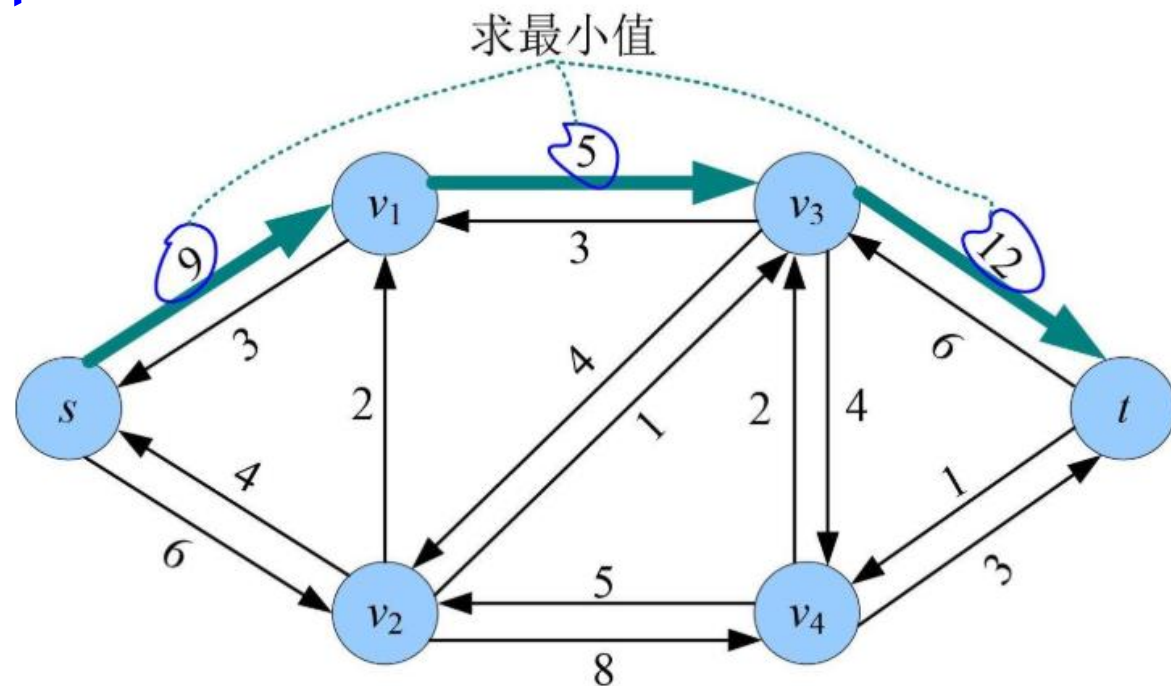
# • 1.网络流算法： Ford-Fulkerson方法

## • 增广路径 $p$ 的剩余容量

- $c_f(p) = \min\{c_f(u, v) : (u, v) \text{ 属于路径 } p\}$
- 表示了该路径能够增加的流的最大值
- $s \rightarrow v_1 \rightarrow v_3 \rightarrow t$  就是一条可增广路

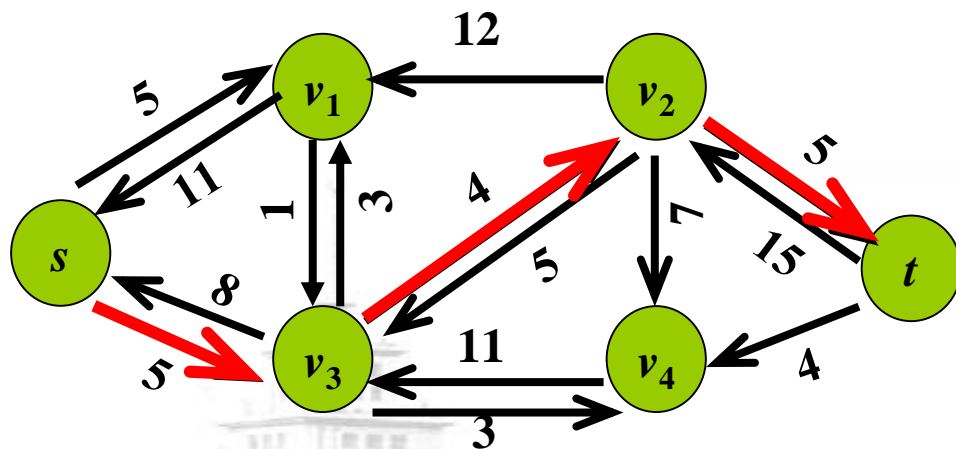
它的剩余容量是5

可增广量 $d$ 等于可增广路 $p$ 上每条边值的最小值



# 1.网络流算法： 相关概念

- 增广路径
  - 剩余网络中的一条由源结点 $s$ 到汇点 $t$ 的一条路径 $p$
- 增广路径 $p$ 的剩余容量
  - $c_f(p) = \min\{c_f(u, v) : (u, v) \text{ 属于路径 } p\}$
  - 表示了该路径能够增加的流的最大值



图中红色标注的路径为一条增广路径，其剩余容量为4



# 1.网络流算法： 算法思想

- 求网络 $G$ 的最大流
  - 首先在残余网络中找可增广路，然后在实流网络 $G'$ 中沿可增广路增流，直到不存在可增广路为止。这时实流网络 $G'$ 就是最大流网络





# 1.网络流算法： 增广路增流

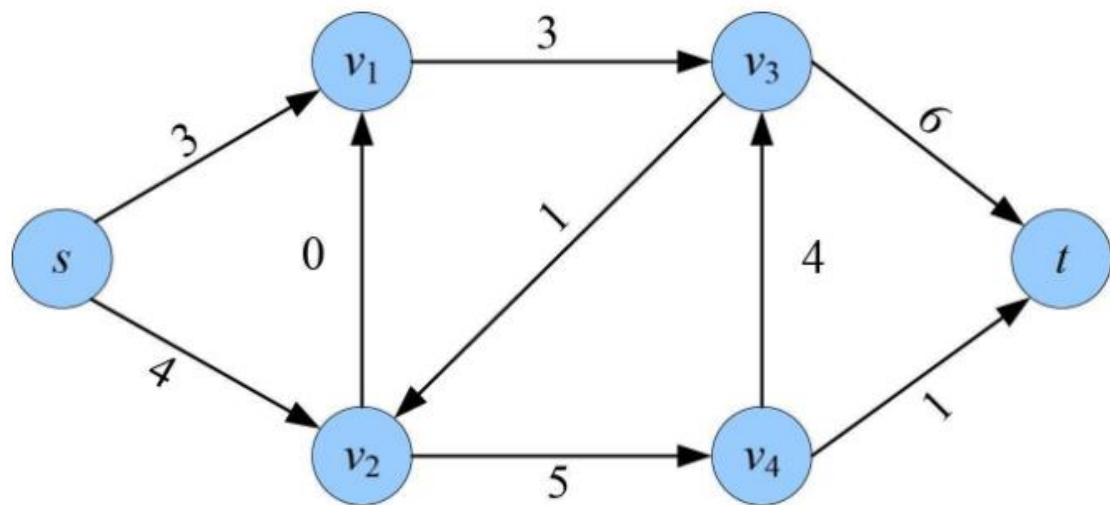
- 两个过程：
  - 在实流网络中增流，在残余网络中减流
  - 残余网络中可增广路上的边值表示可增量，在实流网络中流量增加了，对应着可增量要减小
- 实流网络增流



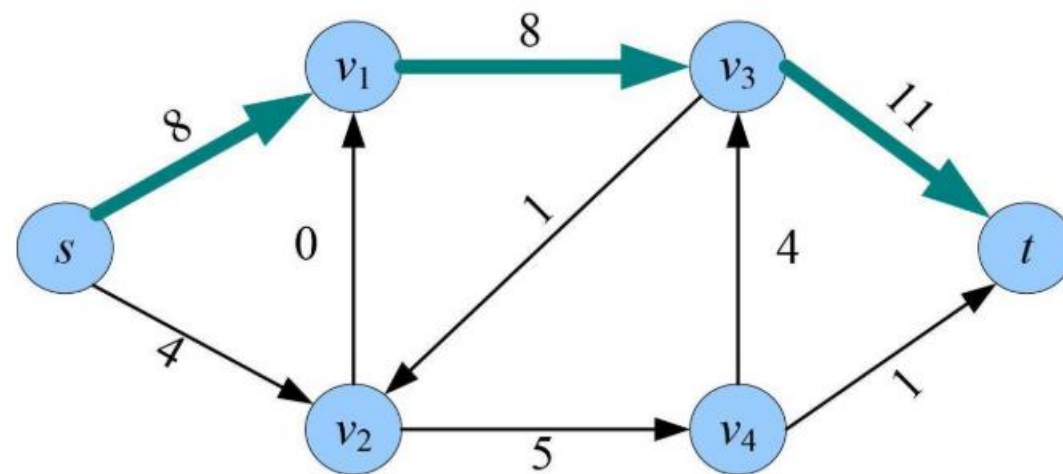
# 1.网络流算法：增广路增流

## 实流网络增流

- 找到一条可增广路 $s \rightarrow v_1 \rightarrow v_3 \rightarrow t$ ，可增广量 $d=5$
- 先在实流网络中沿着可增广路增流：可增广路上同向边增加流量 $d$ ，反向边减少流量 $d$
- 本例中都是和可增广路同向的边，因此每条边上增加流量 5



实流网络(增流前)

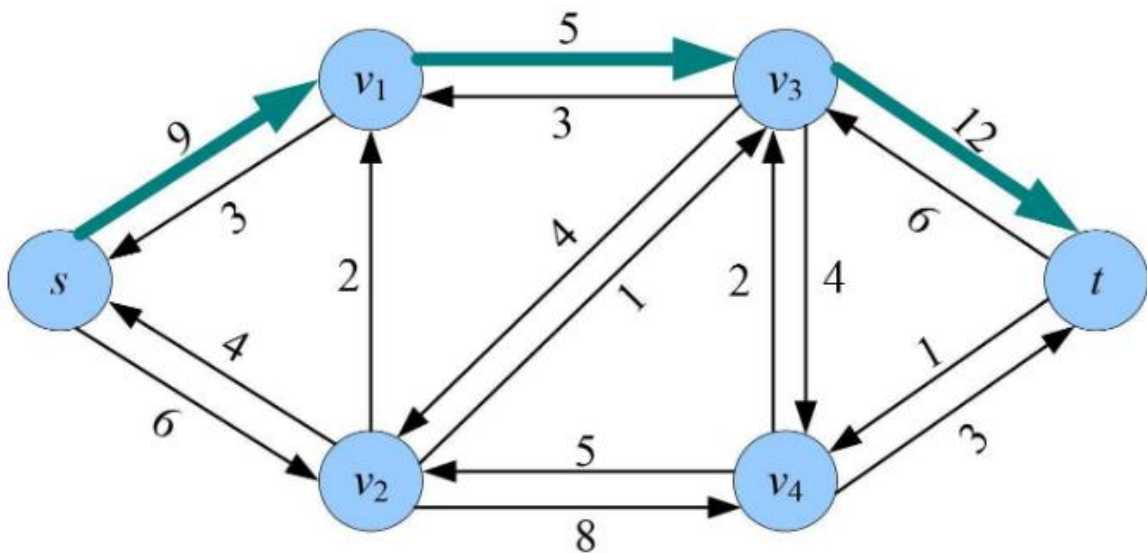


实流网络(增流后)

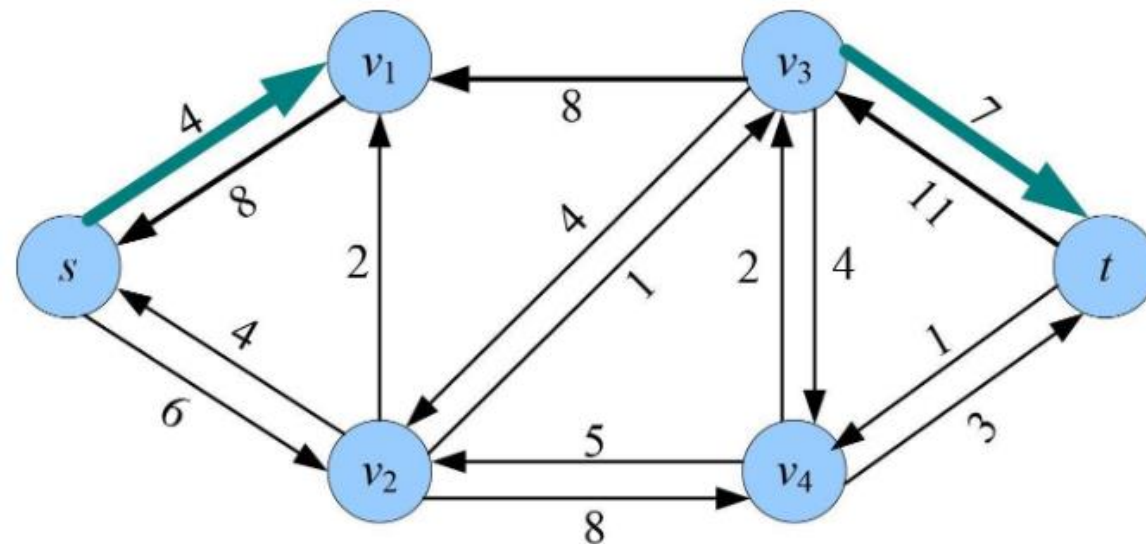
# 1.网络流算法：增广路增流

- 残余网络减流

- 沿着可增广路减流：可增广路上的同向边减少流量 $d$ ，反向边增加流量 $d$ 。沿着可增广路 $s \rightarrow v_1 \rightarrow v_3 \rightarrow t$ ，同向边（可增量）减少流量 5，反向边增加流量 5。如果一条边流量为 0，则删除这条边
- 减流后 $v_1 \rightarrow v_3$ 流量为 0，删除这条边



残余网络(减流前)



残余网络(减流后)

# 1.网络流算法：增广路算法

- 增广路定理
  - 设 $flow$ 是网络 $G$ 的一个可行流，如果不存在从源点 $s$ 到汇点 $t$ 关于 $flow$ 的可增广路 $p$ ，则 $flow$ 是 $G$ 的一个最大流
- 增广路算法思想：
  - 在残余网络中找到可增广路，然后在实流网络中沿可增广路增流，在残余网络中沿可增广路减流；继续在残余网络中找可增广路，直到不存在可增广路为止
  - 实流网络中的可行流就是所求的最大流
  - 增广路算法是一种方法:Ford-Fulkerson 并没有说明如何找可增广路，而找增广路的算法不同，算法的时间复杂度相差很大

# 1.网络流算法： Ford-Fulkerson算法思想

算法Ford-Fulkerson( $G, s, t$ )

**Input** 流网络 $G$ ，源 $s$ ，汇 $t$

**Output**  $G$ 中从 $s$ 到 $t$ 的最大流

1. 初始化所有边的流量为0
2. **while** 存在增广路径 $p$  **do**
3. 沿着路径 $p$ 增加流量得到更大的流 $f$
4. **return**  $f$



# 1.网络流算法： Ford-Fulkerson算法

算法Ford-Fulkerson( $G, s, t$ )

**Input** 流网络 $G$ , 源 $s$ , 汇 $t$

**Output**  $G$ 中从 $s$ 到 $t$ 的最大流

1. For  $\forall (u, v) \in E[G]$  do
2.      $f(u, v) \leftarrow 0$
3.      $f(v, u) \leftarrow c(u, v)$
4. While  $G_f$ 存在增广路径 $p$  do
5.      $c_f(p) = \min\{c_f(u, v) \mid (u, v) \text{ 是 } p \text{ 上的边}\}$
6.     For  $p$ 上的每条边 $(u, v)$  do
7.         If  $(u, v)$ 是流网络中的边 Then
8.              $f(u, v) \leftarrow f(u, v) + c_f(p)$
9.         Else
10.              $f(v, u) \leftarrow f(v, u) - c_f(p)$

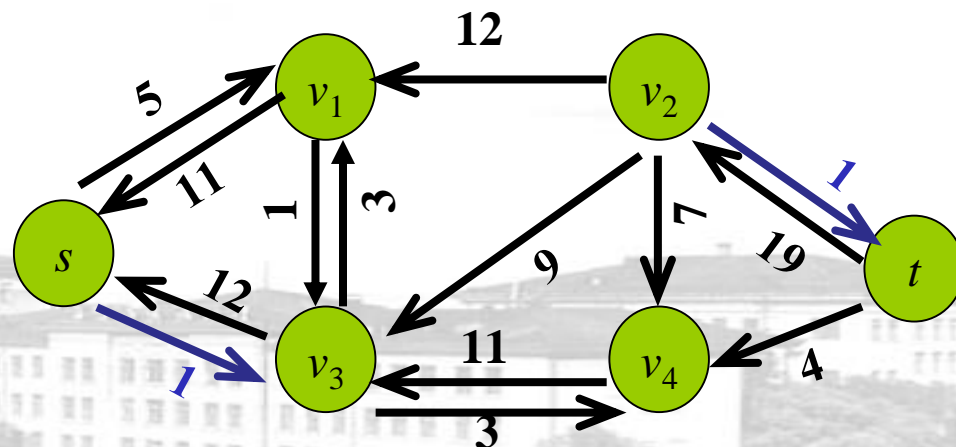


# 1.网络流算法：Ford-Fulkerson算法

**FF算法可以求得最大流\***

设FF算法在流  $f$  上停止：

- 从  $s$  出发的DFS不包含  $t$
- 这意味着在剩余网络中DFS经过的结点和其余结点之间割的容量是0
- 因此这个割中的每条边都被增广流逆转过，这意味着
$$c(\text{DFS}, \text{DFS}') = |f|$$
- 因此可知得到的  $|f|$  最大





# 1.网络流算法： Ford-Fulkerson算法分析

算法Ford-Fulkerson( $G, s, t$ )

**Input** 流网络 $G$ ，源 $s$ ，汇 $t$

**Output**  $G$ 中从 $s$ 到 $t$ 的最大流

1. For  $\forall (u, v) \in E[G]$  do
2.    $f(u, v) \leftarrow 0$
3.    $f(v, u) \leftarrow c(u, v)$
4. While  $G_f$ 存在增广路径 $p$  do
5.    $c_f(p) = \min\{c_f(u, v) \mid (u, v) \text{ 是 } p \text{ 上的边}\}$
6.   For  $p$ 上的每条边 $(u, v)$  do
7.     If  $(u, v)$ 是流网络中的边 Then
8.        $f(u, v) \leftarrow f(u, v) + c_f(p)$
9.     Else
10.        $f(v, u) \leftarrow f(v, u) - c_f(p)$

1-3步:  $O(E)$

4-8步: 循环次数最多为 $|f^*|$   
 $f^*$ 是增广路的次数

第4步在 $G_f$ 中找路径  
(深度或广度优先)  
代价 $O(E)$

总的复杂性 $O(|f^*|E)$

# 1.网络流算法：最短增广路径算法

- 如何找一条增广路径 $p$ ?
  - 可设置最大容量优先
  - 可以是最短路径（广度优先）优先
    - Edmonds-Karp 算法就是以**广度优先**的增广路算法，又称为最短增广路算法（Shortest Augument Path, SAP）



# 1.网络流算法：最短增广路径算法

- 算法步骤：
- 采用队列 $q$ 来存放已访问未检查的结点。布尔数组 $vis[]$ 标识结点是否被访问过， $pre[]$ 数组记录可增广路上结点的前驱。 $pre[v]=u$ 表示可增广路上 $v$ 结点的前驱是 $u$ ，最大流值 $maxflow=0$ 
  - 1.初始化可行流 $flow$ 为零流，即实流网络中全是零流边，残余网络中全是最大容量边（可增量）。初始化 $vis[]$ 数组为 $false$ ， $pre[]$ 数组为 $-1$
  - 2.令 $vis[s]=true$ ， $s$ 加入队列 $q$
  - 3.如果队列不空，继续下一步，否则算法结束，找不到可增广路。当前的实流网络就是最大流网络，返回最大流值 $maxflow$

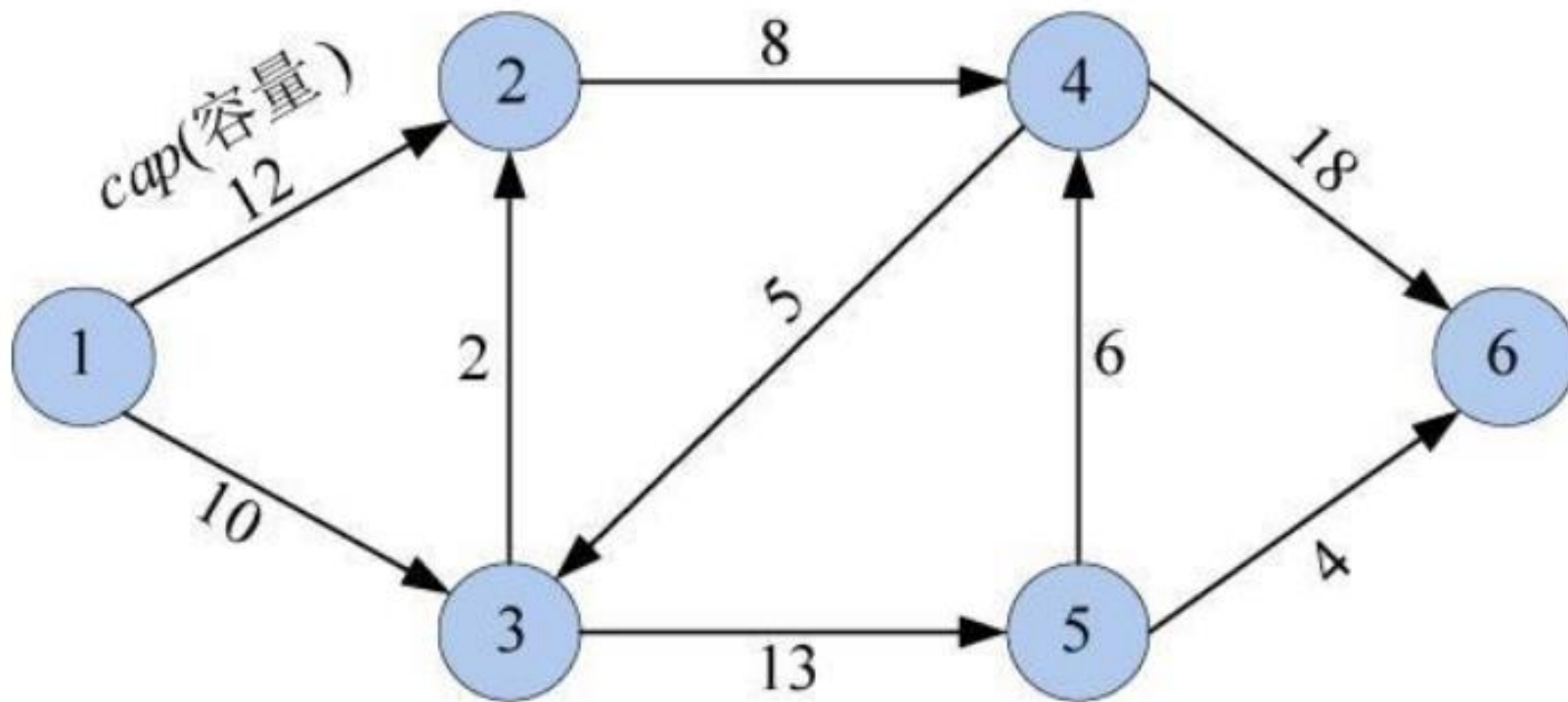


# 1.网络流算法：最短增广路径算法

- 算法步骤：
- 采用队列 $q$ 来存放已访问未检查的结点。布尔数组 $vis[]$ 标识结点是否被访问过， $pre[]$ 数组记录可增广路上结点的前驱。 $pre[v]=u$ 表示可增广路上 $v$ 结点的前驱是 $u$ ，最大流值 $maxflow=0$ 
  - 4.（续）队头元素 $new$ 出队，在残余网络中检查 $new$ 的所有邻接结点 $i$ 。如果未被访问，则访问之，令 $vis[i]=true$ ， $pre[i]=new$ ；如果 $i=t$ ，说明已到达汇点，找到一条可增广路，转向第5步；否则结点 $i$ 加入队列 $q$ ，转向第3步
  - 5.从汇点开始，通过前驱数组 $pre[]$ ，逆向找可增广路上每条边值的最小值，即可增量 $d$ 。
  - 在实流网络中增流，在残余网络中减流， $maxflow+=d$ ，转向第2步

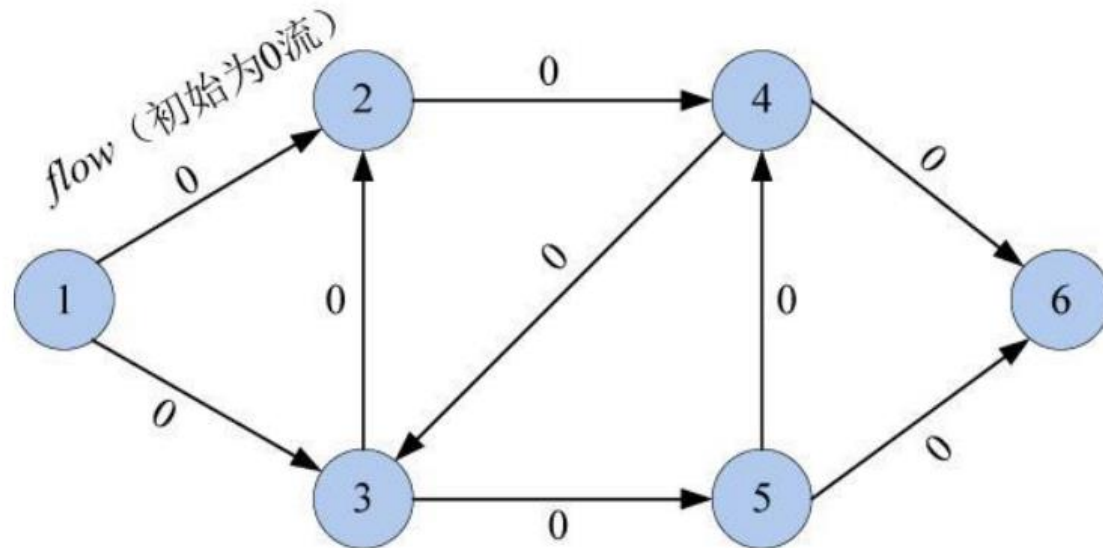
# 1.网络流算法：最大流算法实例

- 标记每个结点之间的最大容量 $cap$ ，求解最大流
  - 1 号结点为源点，6 号结点为汇点

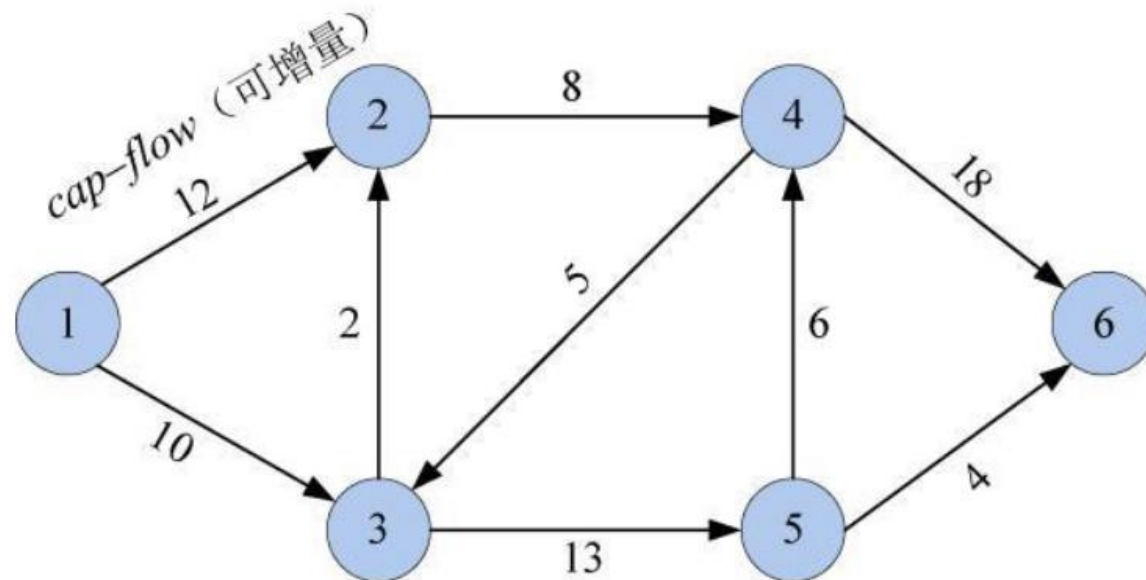


# 1.网络流算法： 最大流算法实例

- 初始化实流网络为 0 流



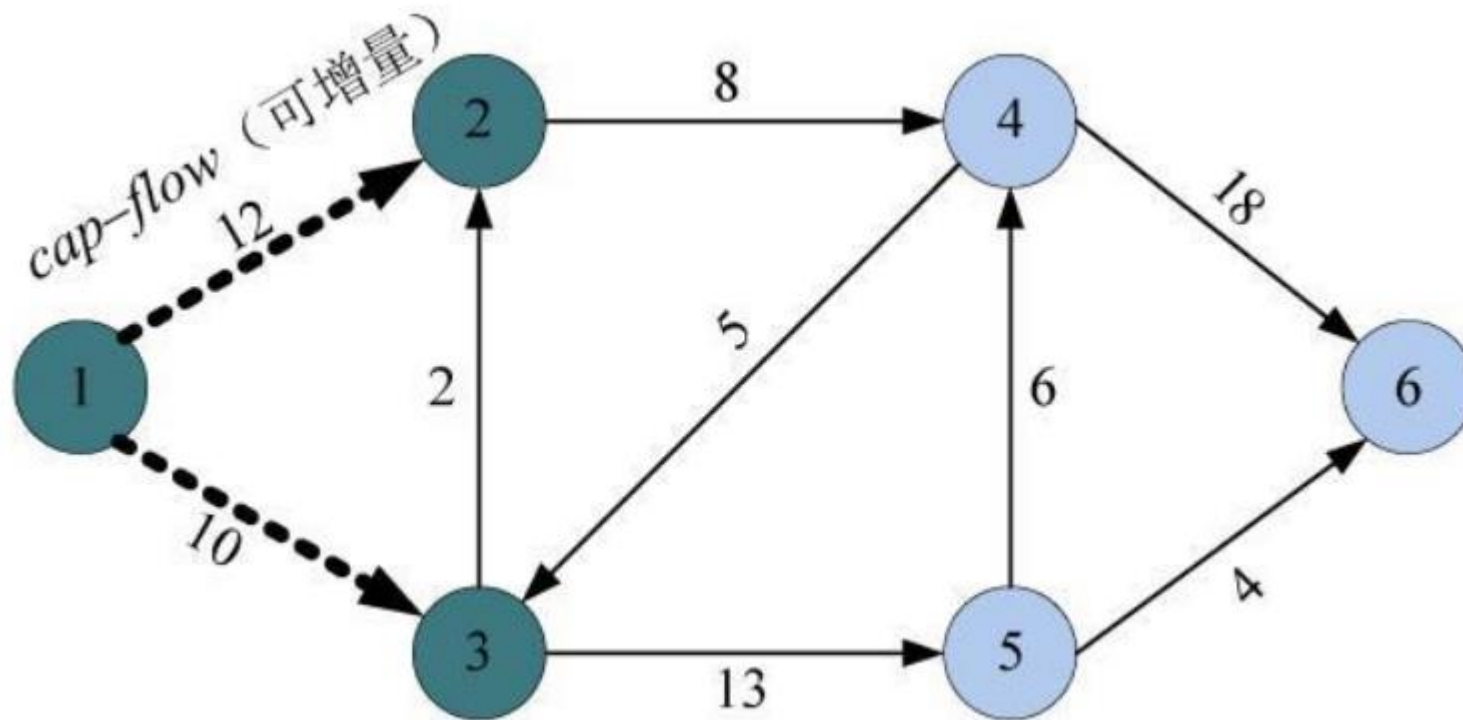
- 得到 $G$ 对应的残余网络 $G^*$





# 1.网络流算法：最大流算法实例

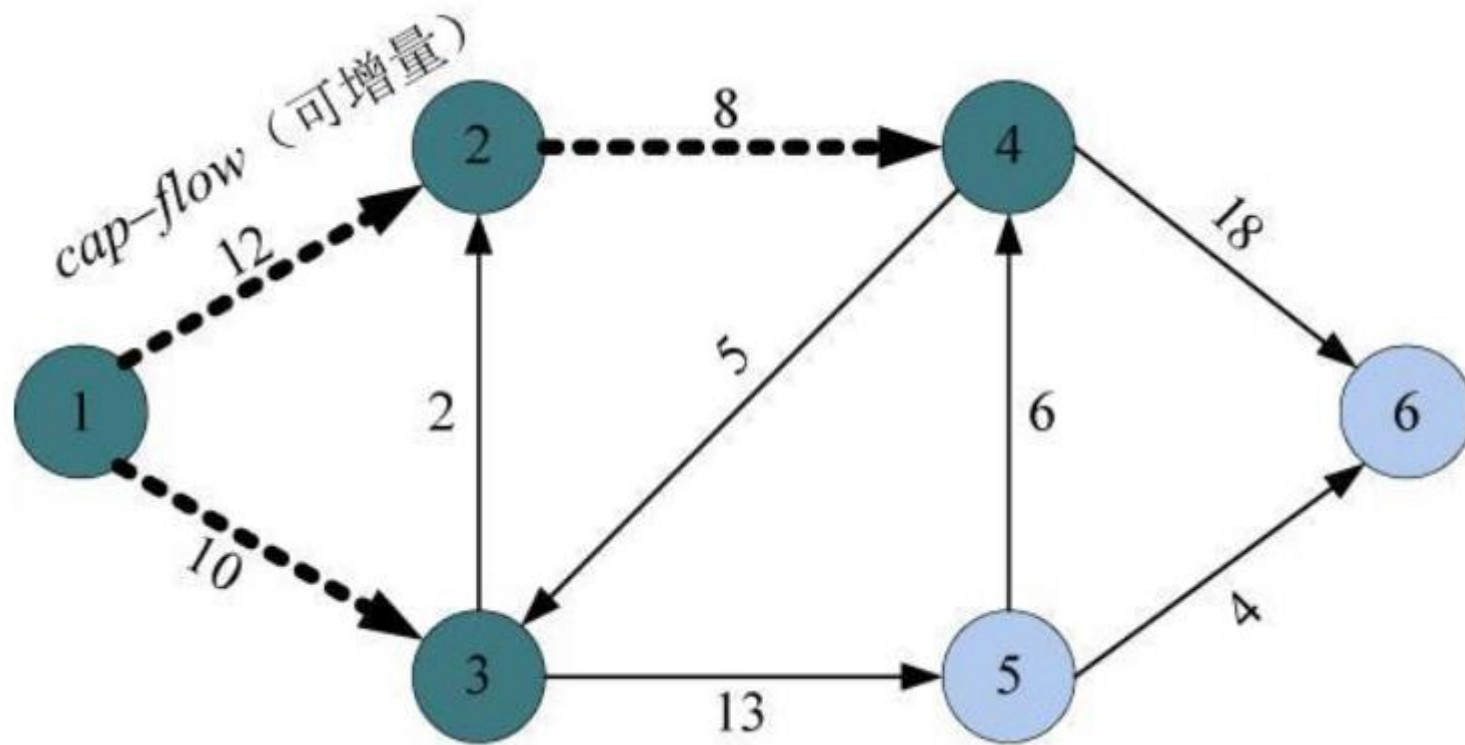
- 在残余网络 $G^*$ 中依次检查 1 的所有邻接结点 2 和 3，两个结点都未被访问，令 $vis[2]=true$ ， $pre[2]=1$ ，结点 2 加入队列 $q$
- $vis[3]=true$ ， $pre[3]=1$ ，结点 3 加入队列 $q$





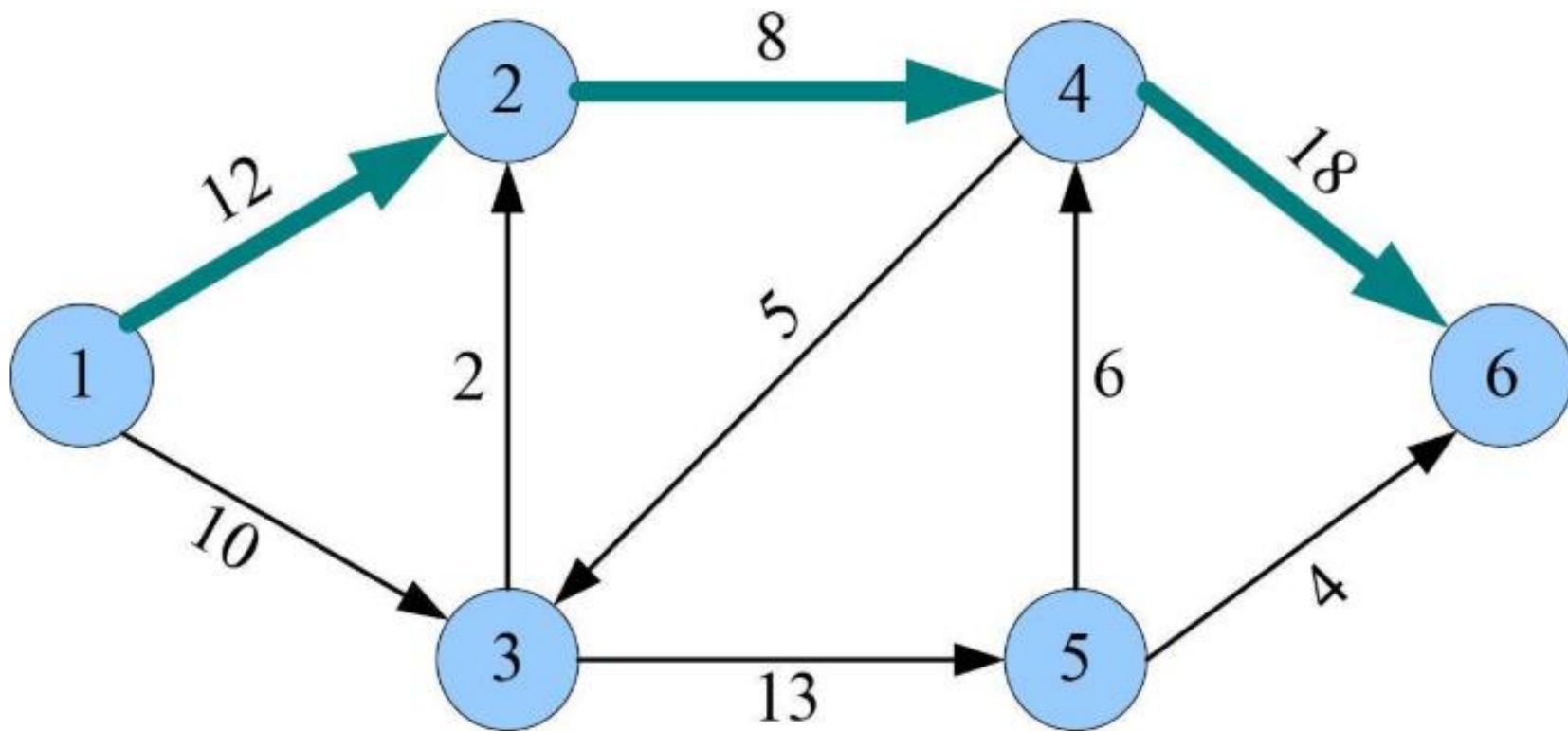
# 1.网络流算法：最大流算法实例

- 在残余网络中依次检查 2 的所有邻接结点 4，4 未被访问，令  $vis[4]=true$ ， $pre[4]=2$ ，结点 4 加入队列  $q$



# 1.网络流算法：最大流算法实例

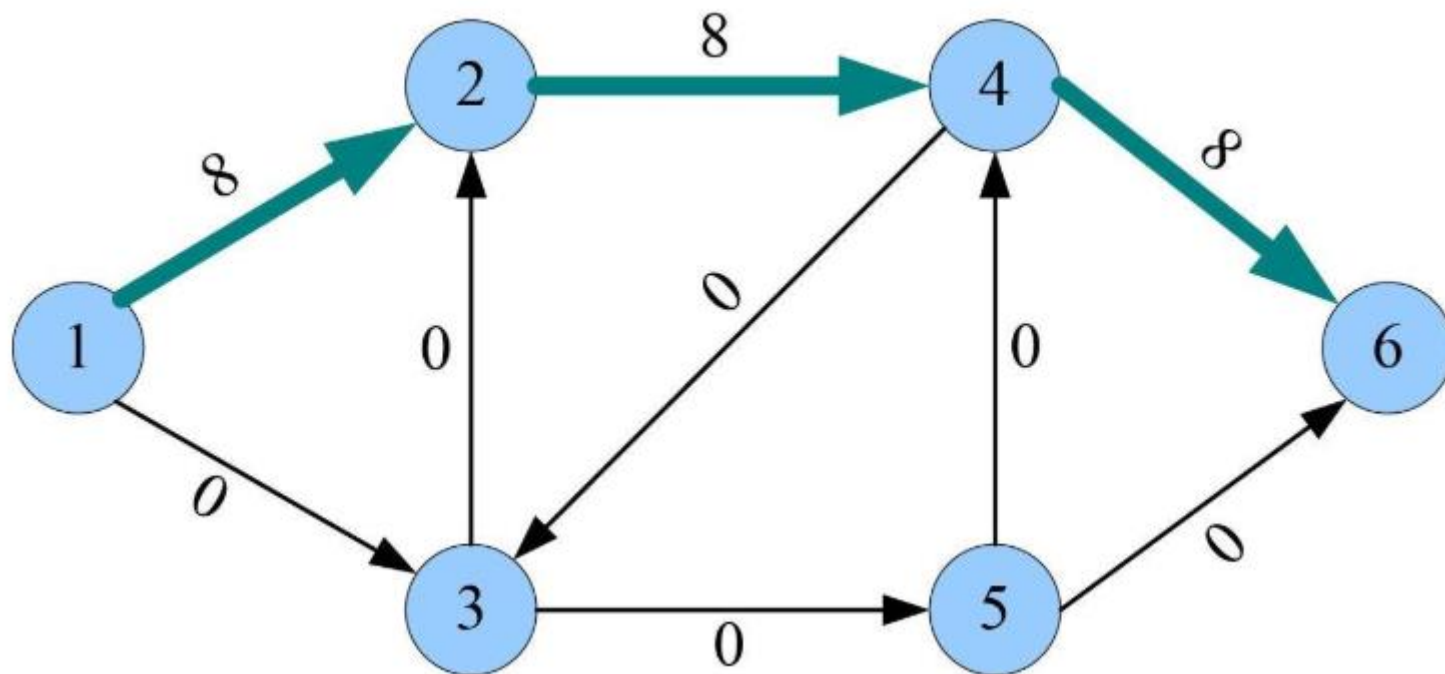
- 读取前驱数组 $pre[6]=4$ ,  $pre[4]=2$ ,  $pre[2]=1$ , 即:  $1—2—4—6$   
找到该路径上最小的边值为 8, 即可增量 $d=8$



# 1.网络流算法： 最大流算法实例

- 实流网络增流

- 与可增广路同向的边增流 $d$ ，反向的边减流 $d$

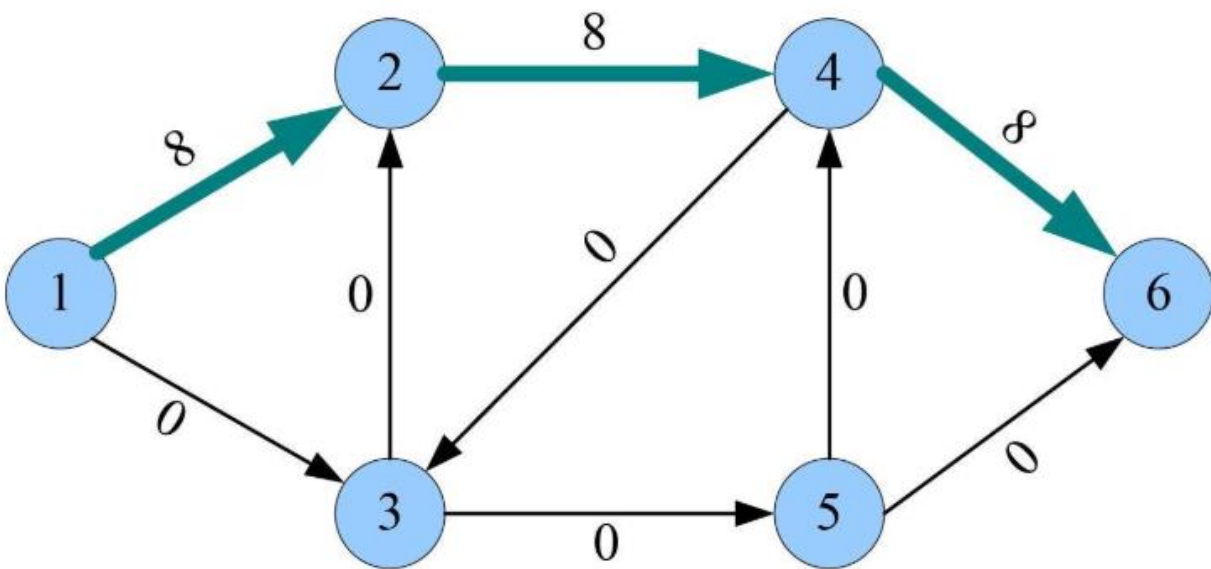


实流网络

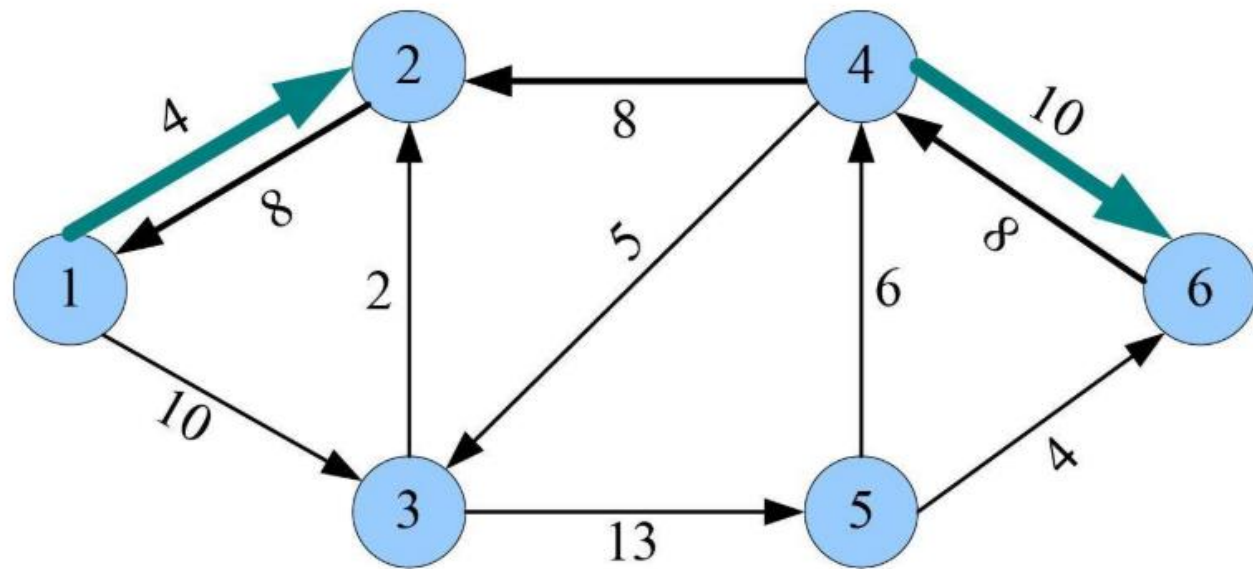
# 1.网络流算法： 最大流算法实例

- 残余网络减流

- 与可增广路同向的边减流 $d$ ，反向的边增流 $d$



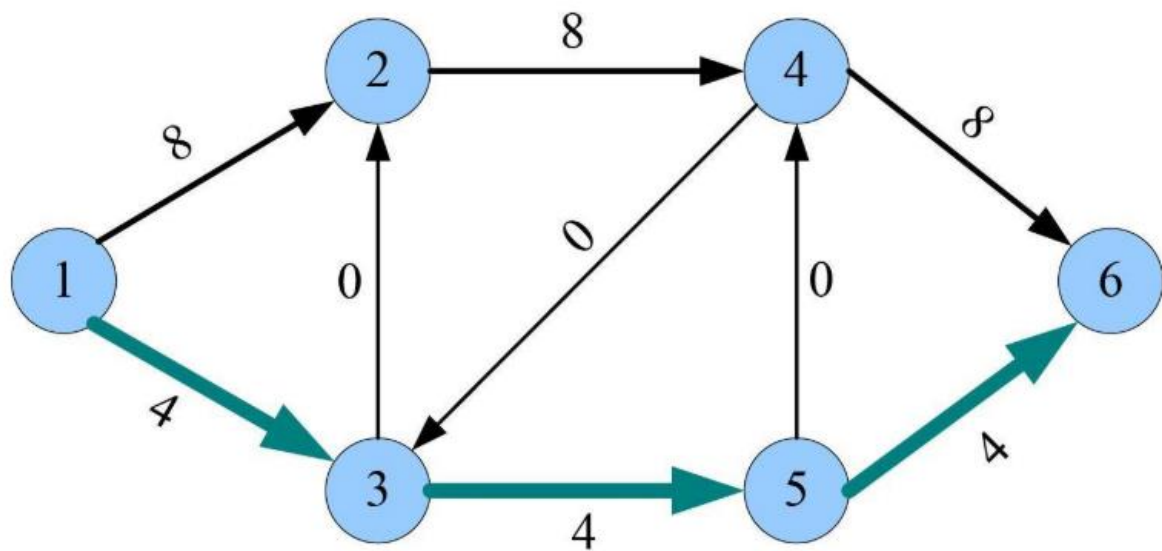
实流网络



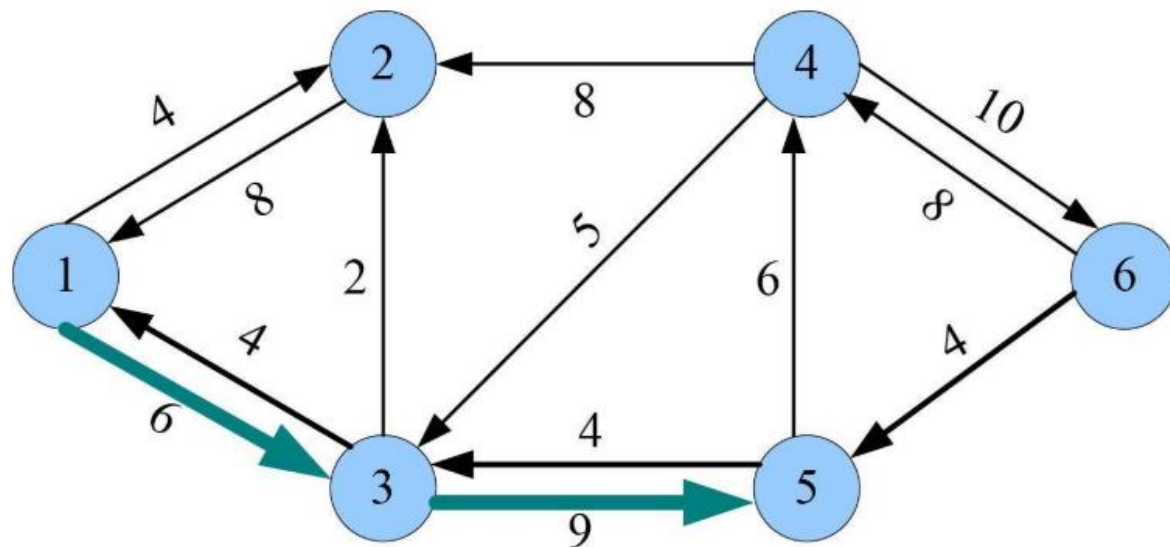
残余网络

# 1.网络流算法：最大流算法实例

- 继续找到第 2 条可增广路  $1—3—5—6$
- 该路径上最小的边值为 4，即可增量  $d=4$
- 更新增流后的实流网络和残余网络



实流网络

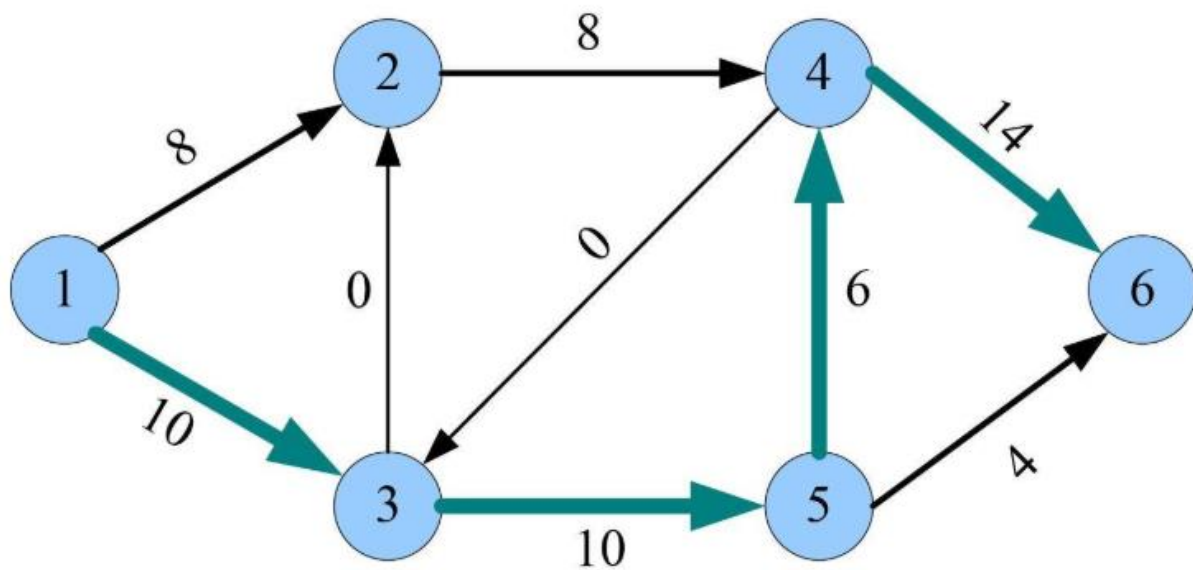


残余网络

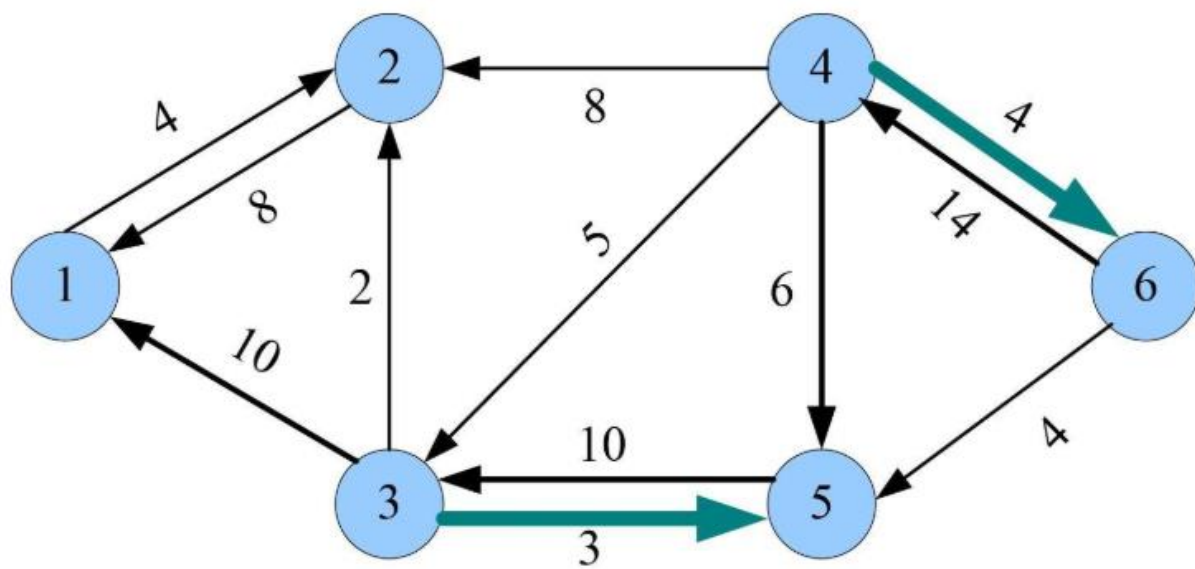


# 1.网络流算法： 最大流算法实例

- 继续找到第 3 条可增广路  $1 \rightarrow 3 \rightarrow 5 \rightarrow 4 \rightarrow 6$
- 该路径上最小的边值为 6，即可增量  $d=6$
- 更新增流后的实流网络和残余网络



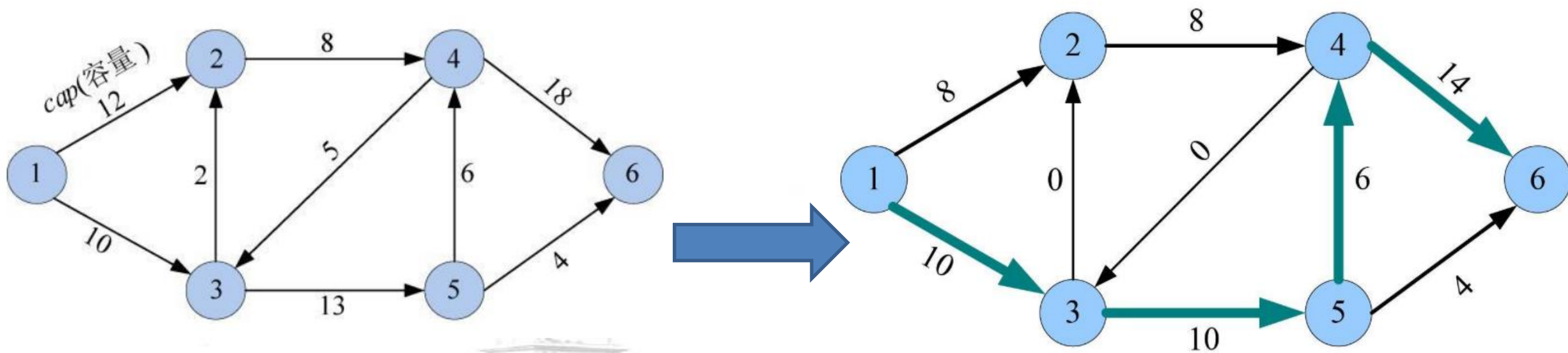
实流网络



残余网络

# 1.网络流算法： 最大流算法实例

- 重复上述步骤直至无可增广路，算法结束
- 最大流值为所有的增量 $d$ 之和 18

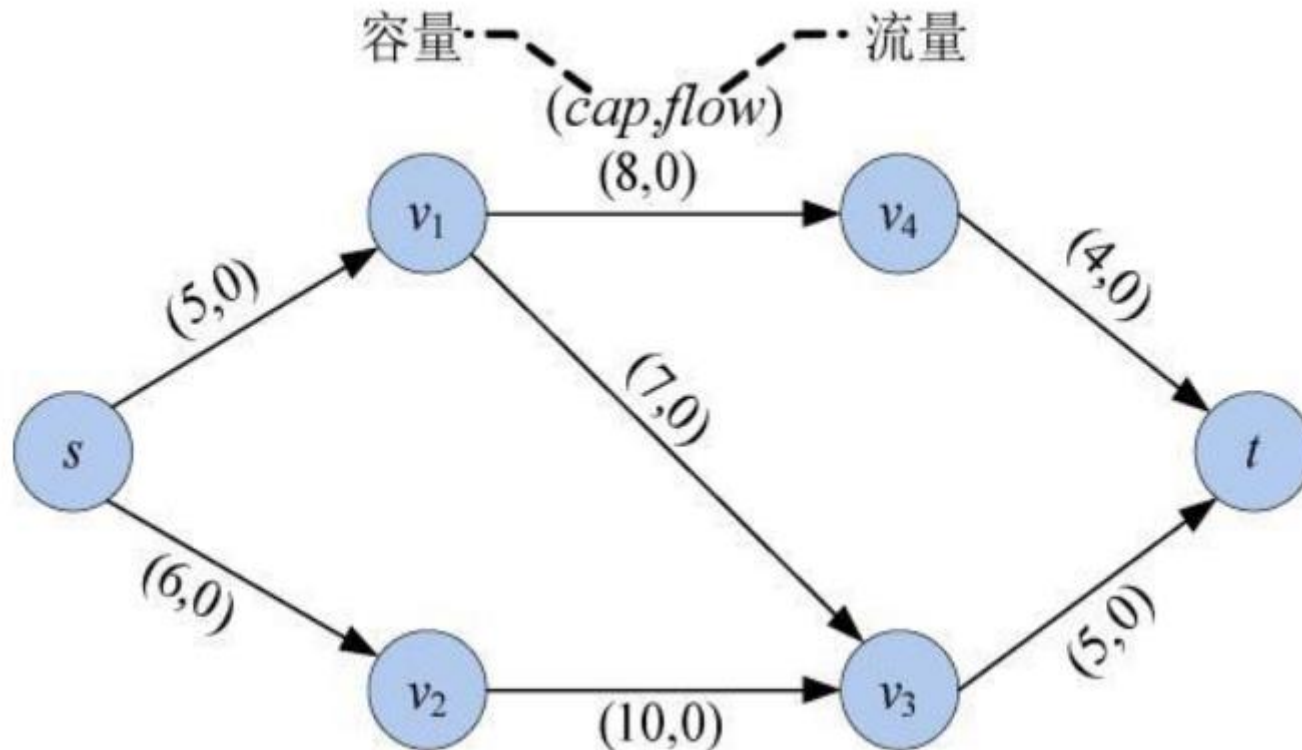


实流网络



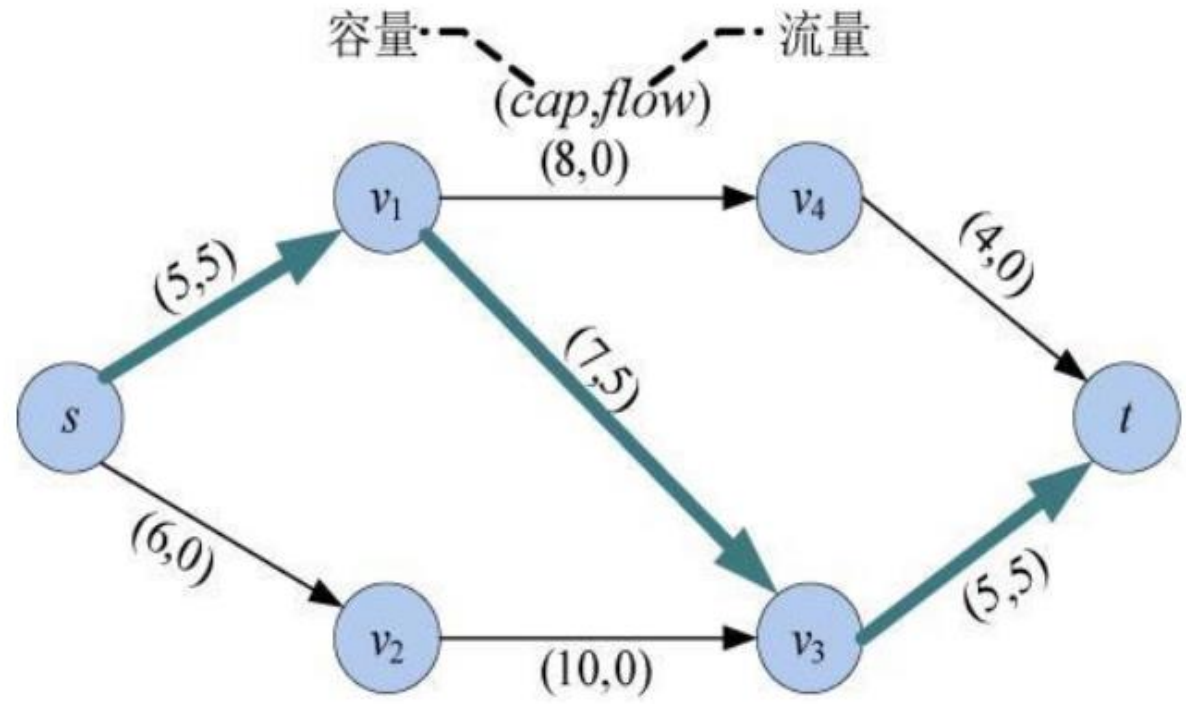
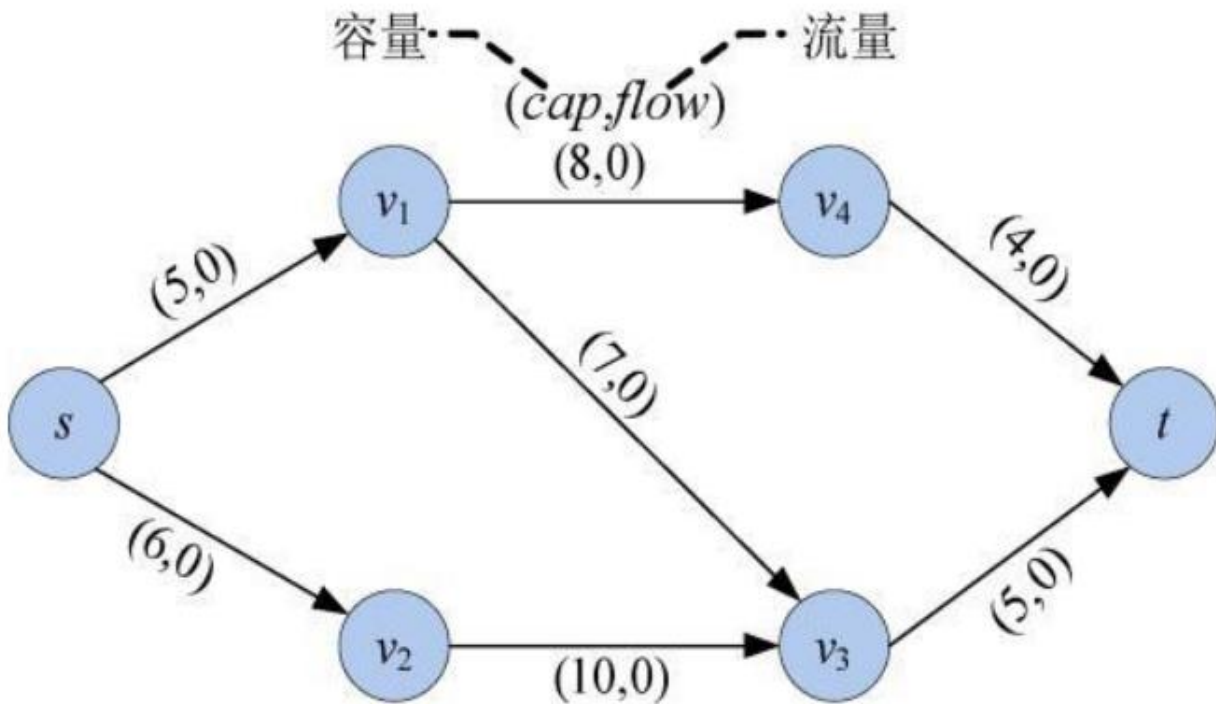
# 1.网络流算法

- 思考：为什么要采用残余网络 + 实流网络？
  - 为什么要在残余网络上找可增广路，直接在网络及可行流上面找可增广路可以吗？



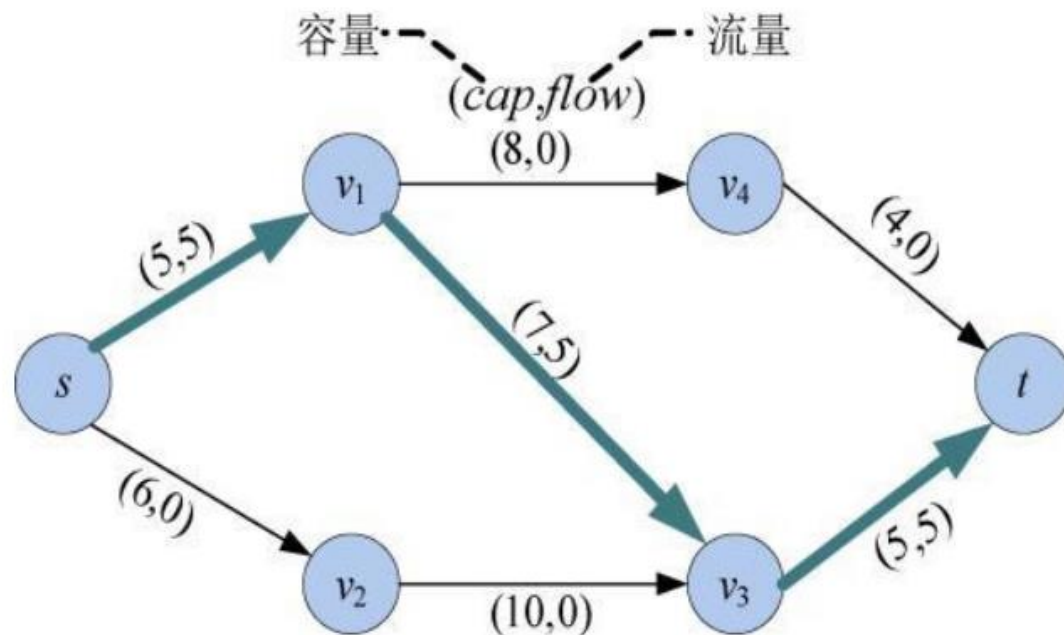
# 1.网络流算法:思考

- 首先按照广搜从源点开始，沿着有可增量( $cap > flow$ )的边搜索
- 源点 $s$ 访问邻接点 $v1$ 、 $v2$ ， $v1$ 访问邻接点 $v3$ 、 $v4$ ， $v2$ 没有未被访问的邻接点， $v3$ 访问邻接点 $t$ ，到达源点
- 找到一条可增广路： $s \rightarrow v1 \rightarrow v3 \rightarrow t$ ，沿着可增广路增流，可增量 $d=5$



# 1.网络流算法:思考

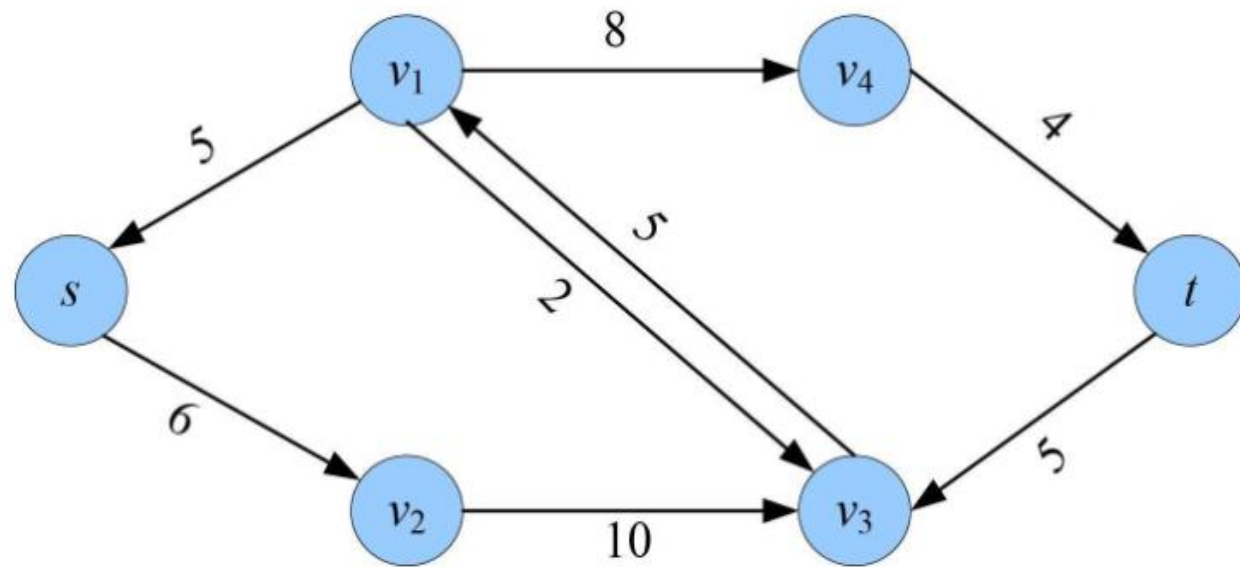
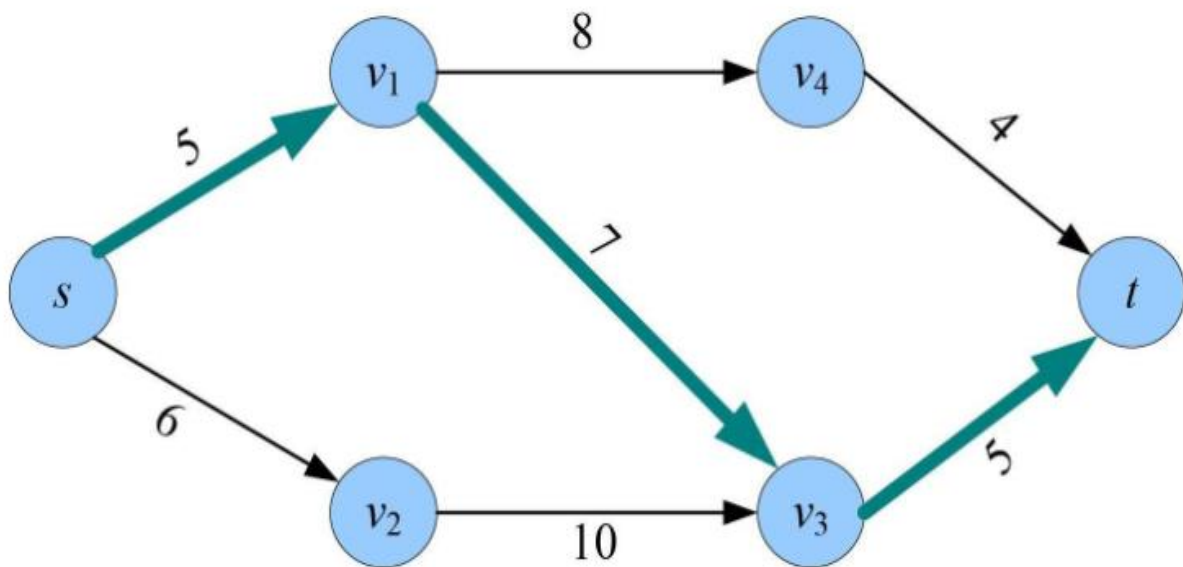
- 继续广搜，沿着有可增量的边搜索。源点 $s$ 访问邻接点 $v_2$ ，无法再访问 $v_1$ ，因为 $s-v_1$ 的边已经没有可增量。 $v_2$ 访问邻接点 $v_3$ ， $v_3$ 无法再访问 $t$ ，因为 $v_3-t$ 的边已经没有可增量。 $v_3$ 没有未被访问的邻接点，无法到达汇点，找不到从源点到汇点的可增广路。但是得到的解并不是最大流！
- 在网络 $G$ 及可行流直接找可增广路，有可能得不到最大流



# 1.网络流算法:思考

- 残余网络的作用

- 找到一条可增广路： $s \rightarrow v1 \rightarrow v3 \rightarrow t$ 。增加的流量为可增广路上每条边的最小值，可增量 $d=5$ ，在残余网络中，可增广路上的同向边减少流量 $d$ ，反向边增加流量 $d$

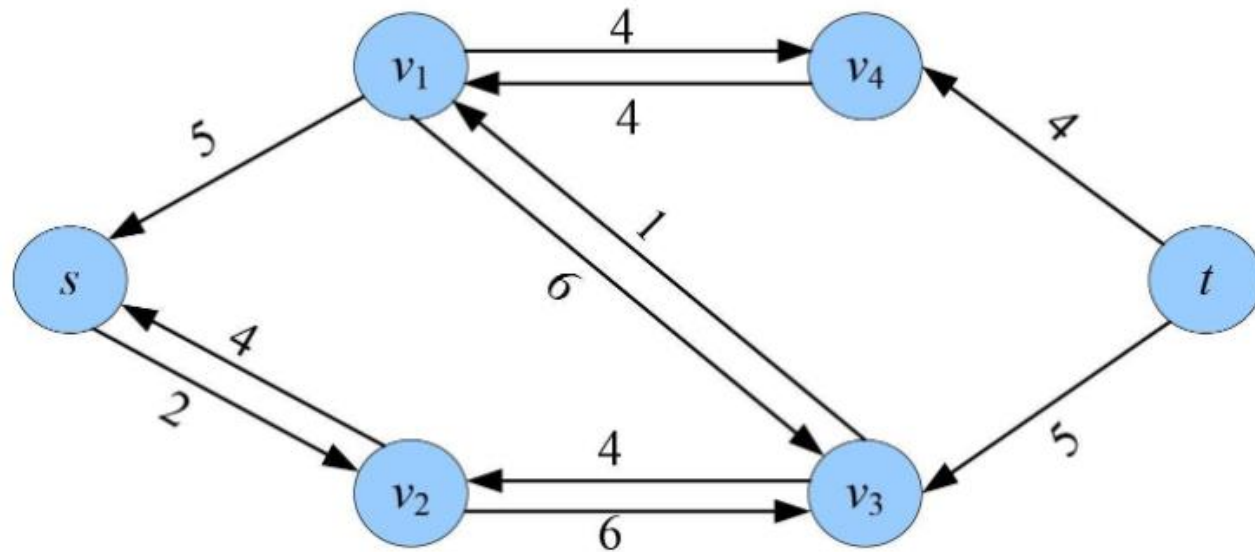
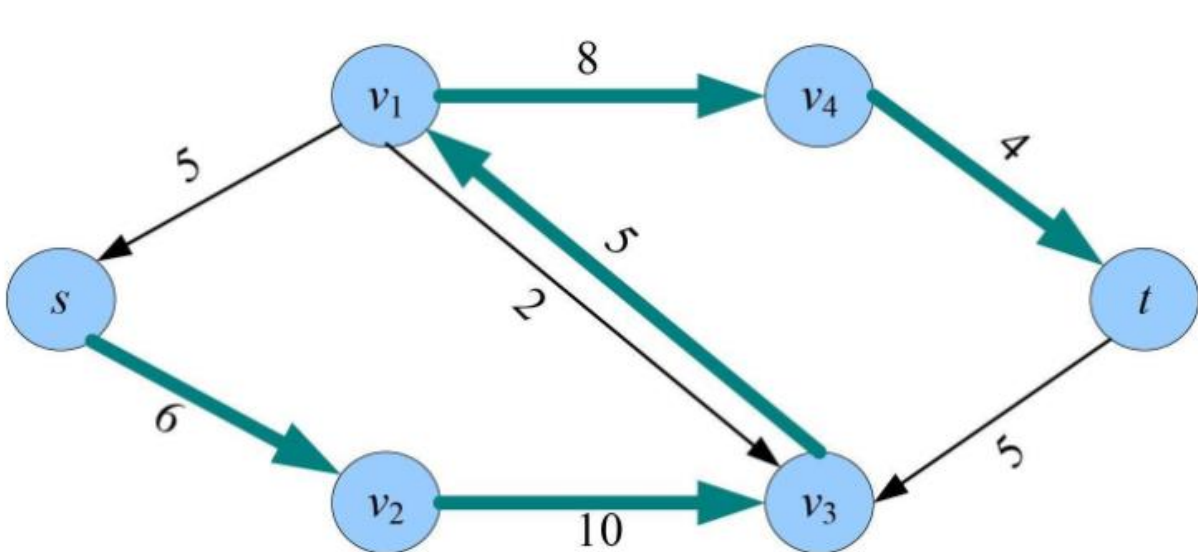


残余网络

# 1.网络流算法:思考

- 残余网络的作用

- 源点 $s$ 访问邻接点 $v_2$ , 无法再访问 $v_1$ , 因为 $v_2 \rightarrow v_1$ 没有邻接边。 $v_2$ 访问邻接点 $v_3$ ,  $v_3$ 无法再访问 $t$ , 因为 $v_3 \rightarrow t$ 没有邻接边。 $v_3$ 访问邻接点 $v_1$ ,  $v_1$ 访问邻接点 $v_4$ ,  $v_4$ 再访问 $t$ , 回溯到达源点, 找到一条可增广路:  $s \rightarrow v_2 \rightarrow v_3 \rightarrow v_1 \rightarrow v_4 \rightarrow t$ 。增加的流量为可增广路上每条边的最小值, 可增量 $d=4$



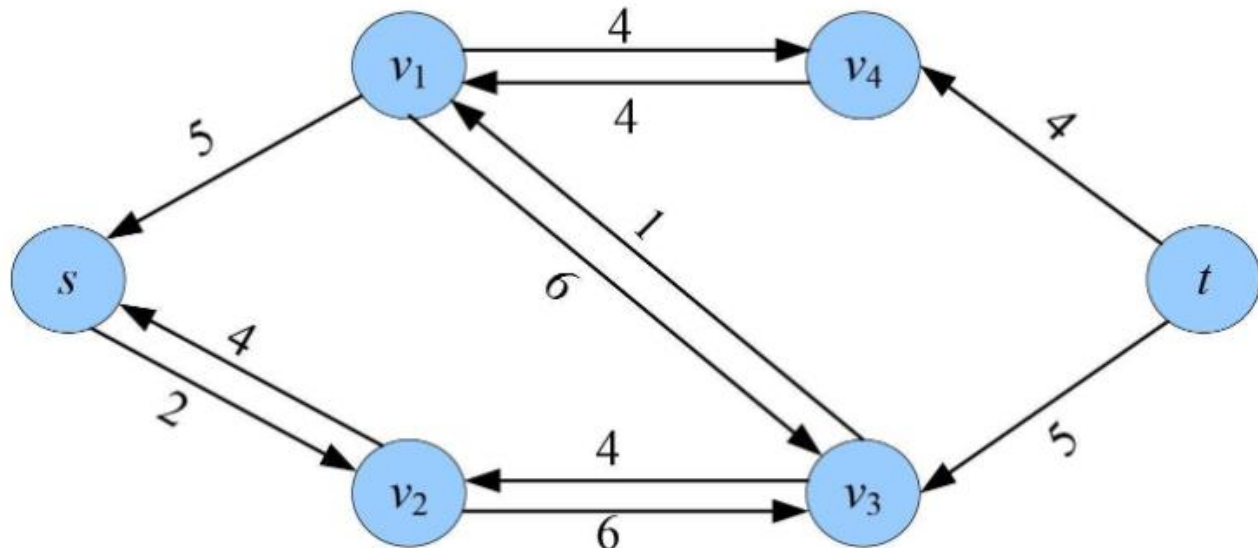
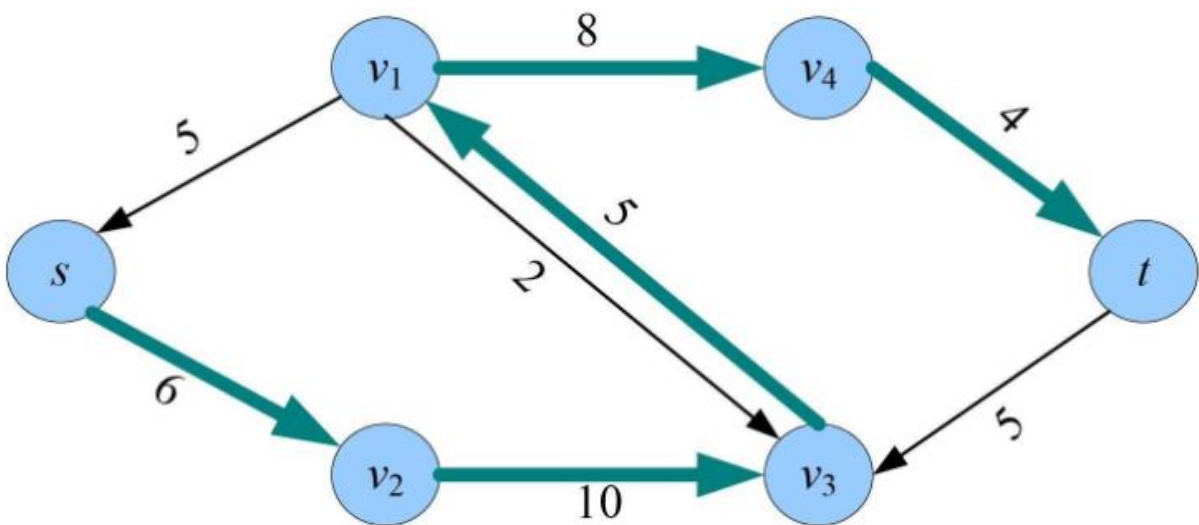
残余网络



# 1.网络流算法:思考

- 实流网络的作用

- 继续搜索，找不到从源点到汇点的可增广路。已经得到最大流，最大流值为所有的增量之和，即  $5+4=9$ 。但是，从残余网络图中无法判断哪些是实流边，哪些是可增量边。如果想知道实际的网络流量，就需要借助于实流网络。
- 采用在残余网络中找可增广路+在实流网络中增流的方式，求解最大流





# 1.网络流算法：Ford-Fulkerson方法

- 在剩余网络中寻找增广路径

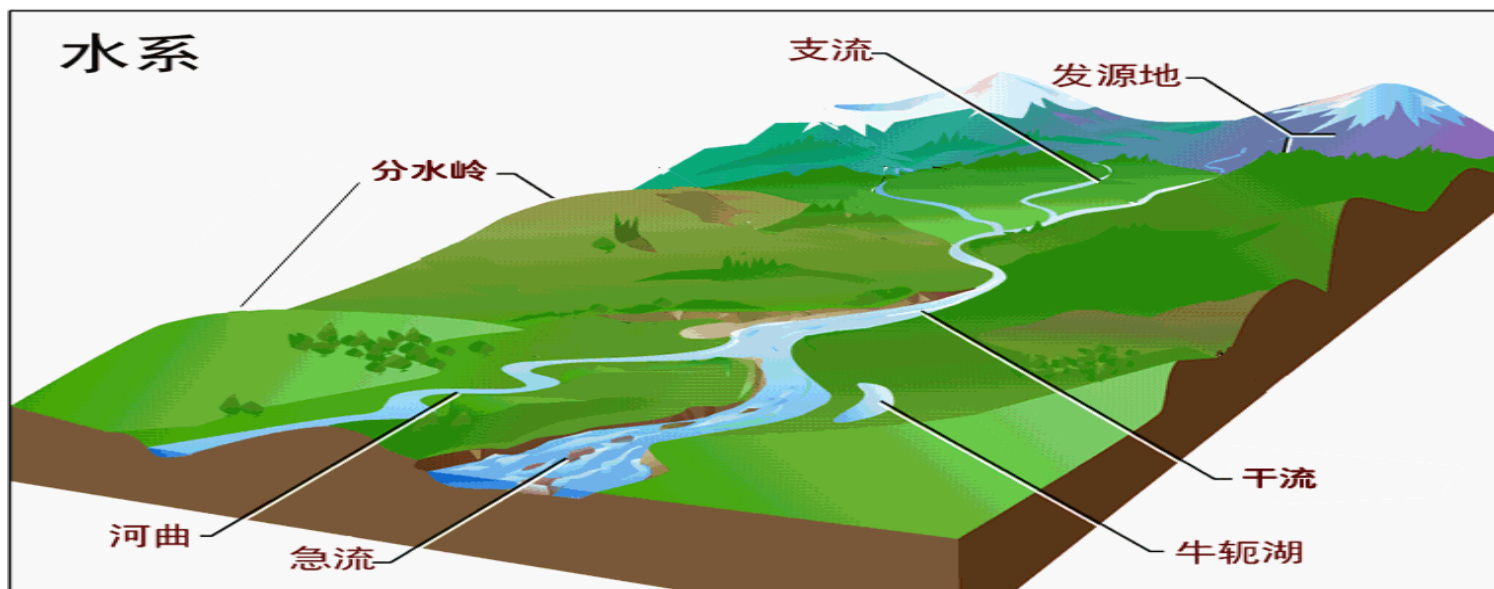
问题：

如何判断算法结束时，确实找到了一个最大流？



# 1.网络流算法：Ford-Fulkerson方法

- 如何判断是否已获得最大流？
- 河水的最大流量取决于干流中河道狭窄处的通行能力

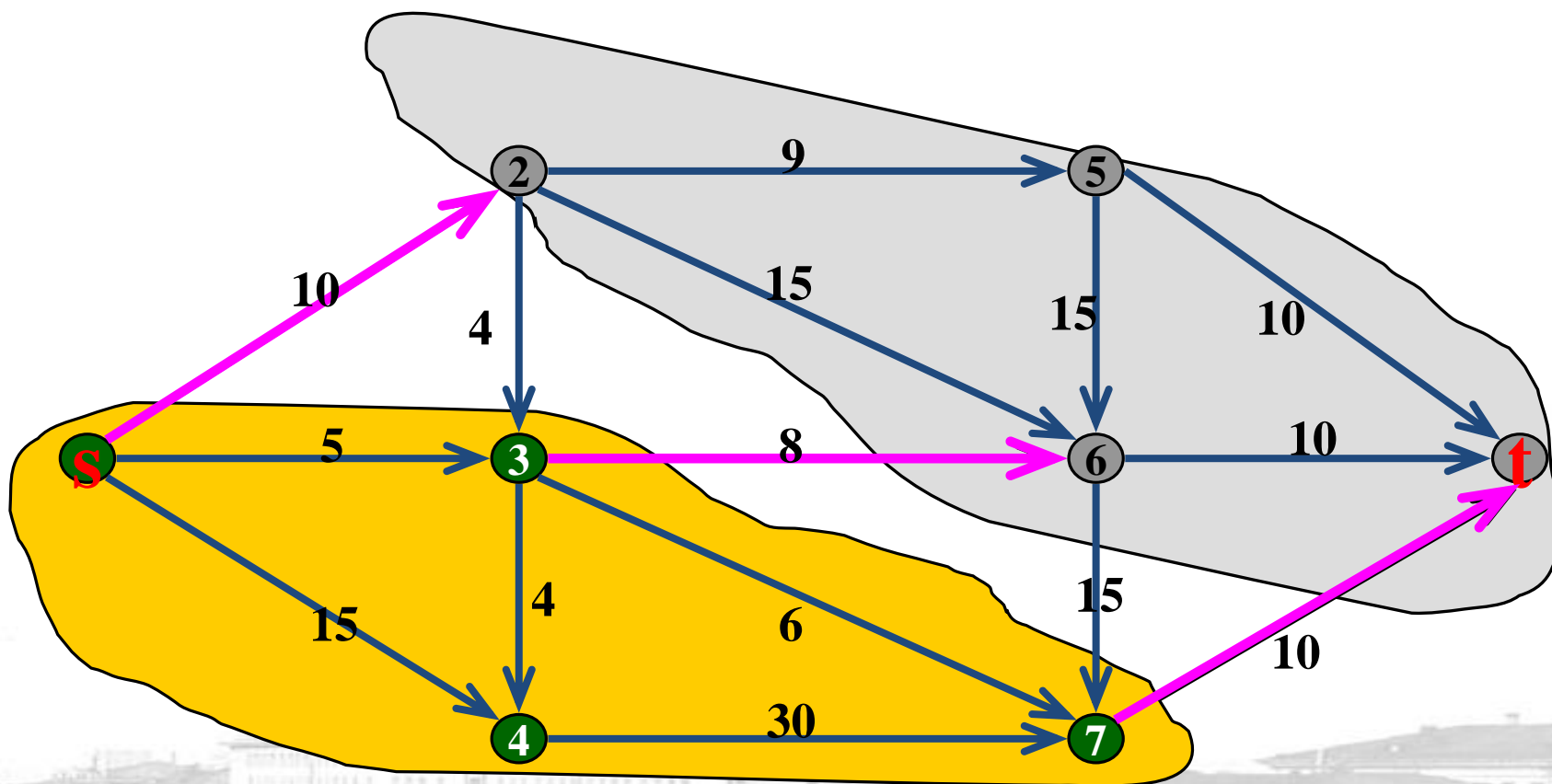


这种观察能否用于最大流问题呢？

# 1.网络流算法: Ford-Fulkerson方法

- 如何判断是否已获得最大流?

从 $s$ 流到 $t$ 的最大流量不会超过 $10+8+10=28$



# 1.网络流算法：流网络的割

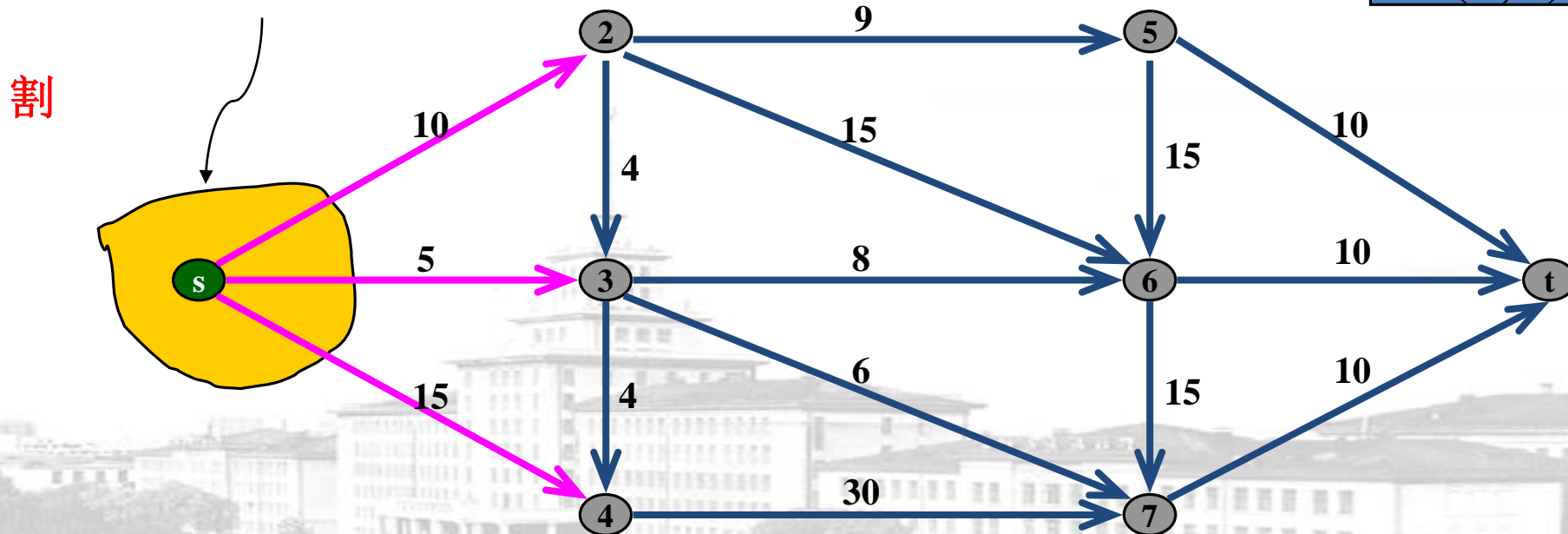
给定流网络  $G=(V,E)$ , 其源为  $s$ , 汇为  $t$ ,

$G$  的一个割  $(S, T)$  是结点  $V$  的划分,  $T=V-S$  且  $s \in S, t \in T$ 。

割的容量定义为

$$c(S, T) = \sum_{u \in S, v \in T} c(u, v)$$

$$c(S, T) = 30$$

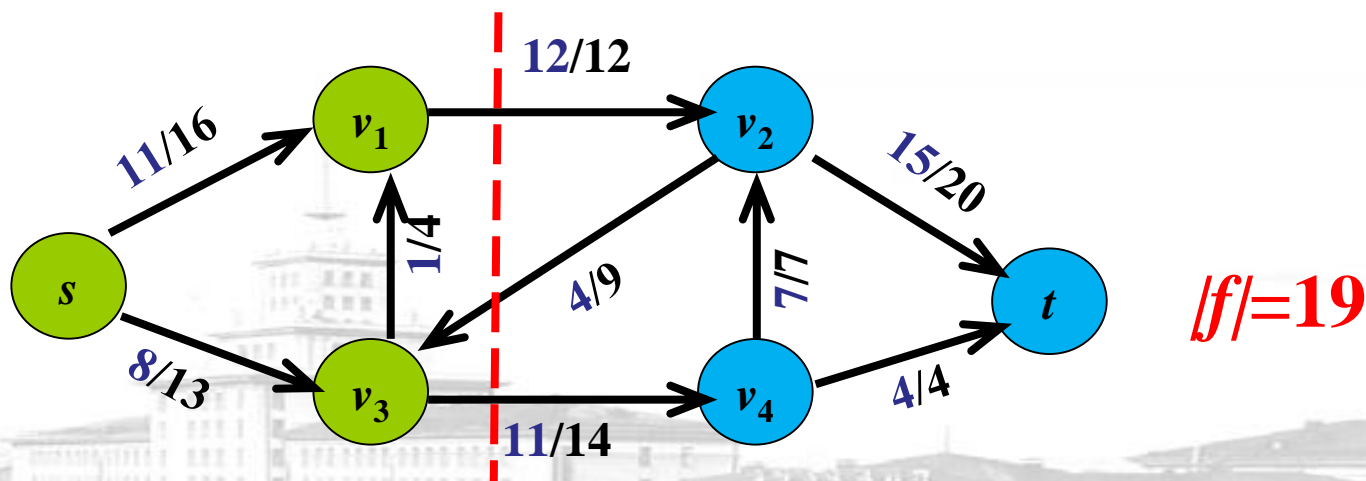


# 1.网络流算法：流网络的割

引理1. 设 $f$ 为流网络 $G$ 的一个流，该流网络的源结点为 $s$ ，汇点为 $t$ ，设 $(S,T)$ 为流网络 $G$ 的任意一个割，则横跨割 $(S,T)$ 的净流量为流值 $|f|$ .

横跨割 $(S,T)$ 的净流量定义为：

$$f(S,T) = \sum_{u \in S} \sum_{v \in T} f(u,v) - \sum_{u \in S} \sum_{v \in T} f(v,u)$$



流网络 $G$ 及流 $f$

# 1.网络流算法：流网络的割

推论1. 流网络 $G$ 中任意流的值不能超过 $G$ 的任意割的容量.

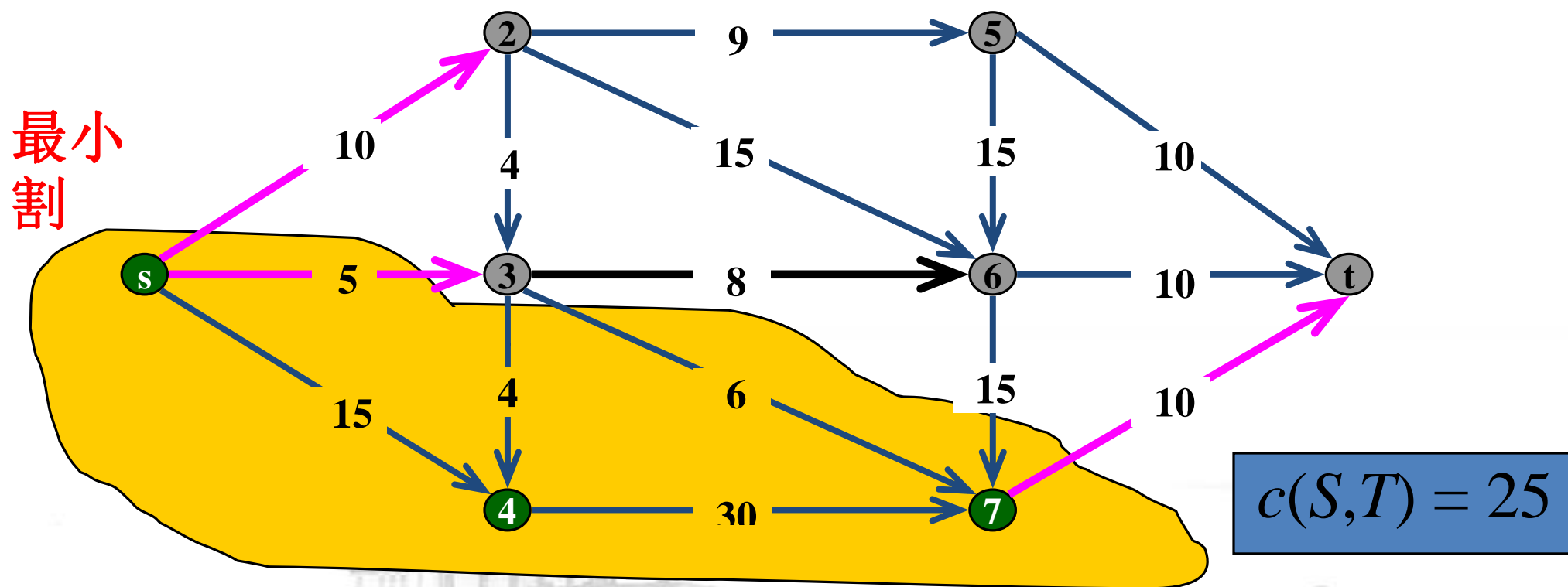
由引理知：

$$\begin{aligned} |f| &= f(S, T) = \sum_{u \in S} \sum_{v \in T} f(u, v) - \sum_{u \in S} \sum_{v \in T} f(v, u) \\ &\leq \sum_{u \in S} \sum_{v \in T} f(u, v) \\ &\leq \sum_{u \in S} \sum_{v \in T} c(u, v) = c(S, T) \end{aligned}$$



# 1.网络流算法：最小割

一个流网络的最小割是指：整个网络中容量最小的割



# 1.网络流算法：最大流最小割

## 最大流最小割定理：

设 $f$ 为流网络 $G(V,E)$ 一个流，该流网络的源结点为 $s$ ，汇点为 $t$ ，则下面命题等价：

1.  $f$ 是 $G$ 的最大流.
2. 剩余网络 $G_f$ 不包含增广路径.
3. 对于 $G$ 的某个划分 $(S, T)$ ,  $|f|=c(S, T)$ .

一个最大流的值实际上等于一个最小割的容量

剩余网络 $G_f$ 不再包含增广路径即可

# 1.网络流算法：最大流最小割

- 利用Max-Min关系求解最大流问题
  - 1.初始化一个可行流 $f$ 
    - 0-流：所有边的流量均等于0的流
  - 2.不断将 $f$ 增大，直到 $f$ 不能继续增大为止
  - 3.找出一个割 $(S,T)$ 使得 $|f|=c(S,T)$ 
    - 由此断言 $f$ 是最大流，而 $(S,T)$ 是最小割

Max-Min关系提供了高效求解最大流-最小割问题的机制！

# 1.网络流算法： 基于增广路径算法的问题

- 基于增广路径算法的缺陷  
每次选一条增广路径  
每一次增广复杂度为 $O(|E|)$

容量全为10

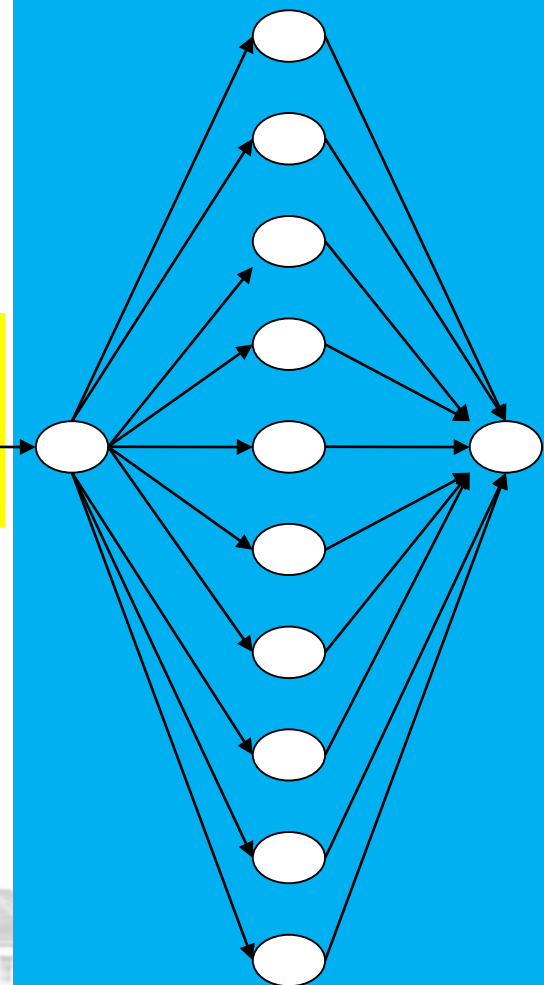


无论采用何种增广路径算法,都会找到10条增广路径,每条路径长为10,容量为1. 总代价为 $10*10$ .

能否直接将前8条边的流量增广10个单位,而只对后面长为2的不同的有向路单独操作呢?

预流推进 (preflow push)的思想

容量全为1



# 1.网络流算法： 基于增广路径算法的问题

- 预流推进 (preflow push)与增广路径算法的区别

- 增广路径算法

- 从全局考虑，沿着一条从 $s$ 到 $t$ 的路径推送流量
    - 要求结点流量守恒：流入结点 $i$ 的流量=流出结点 $i$ 的流量

- 预流推进算法

- 仅考虑结点局部信息，每次只在一条边上最大可能地推送流量
    - 没有结点流量守恒约束

流入节点  $i$  的流量  $\geq$  流出节点  $i$  的流量( $i \neq s$ ).



# 1.网络流算法： 预流(preflow)

- 在每个中间阶段， 允许到达结点的流量比离开结点的流量多
- 预流： 是一个函数  $f: V \times V \rightarrow R$ ， 满足
  - 容量约束性质
  - 弱化的流量守恒性质：  $\forall u \in V - \{s\}$ ,

$$\sum_{v \in V} f(v, u) - \sum_{v \in V} f(u, v) \geq 0$$

- 即： 进入一个结点的流可以超过流出该结点的流

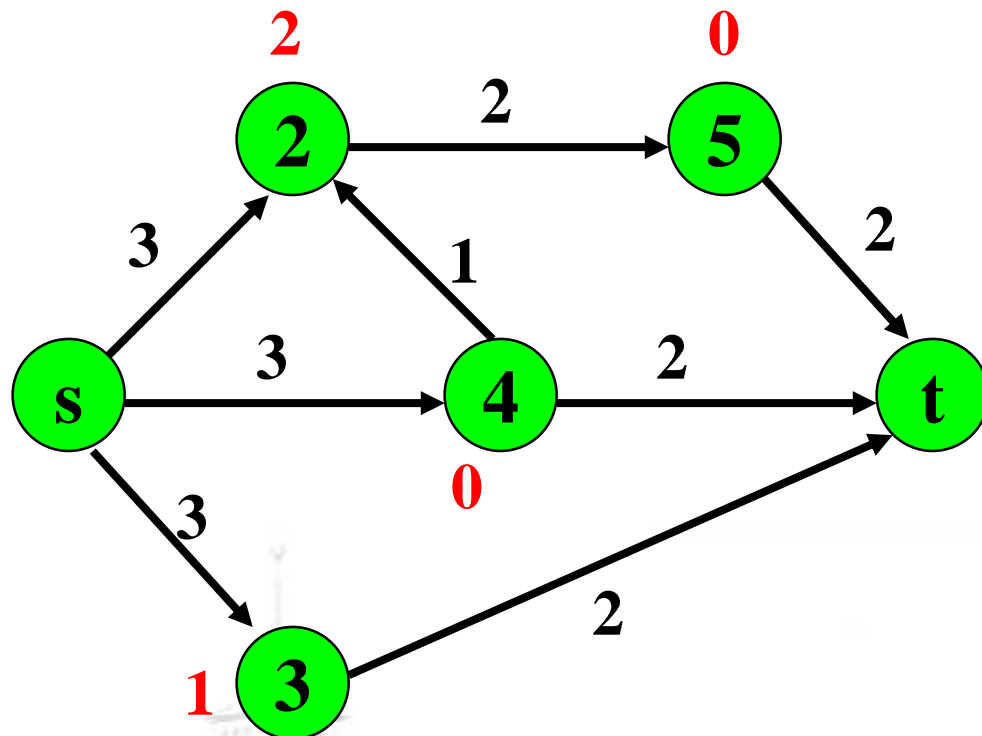
$$e(u) = \sum_{v \in V} f(v, u) - \sum_{v \in V} f(u, v) \text{ 为进入结点 } u \text{ 的超额流}$$

如果对于  $\forall u \in V - \{s\}$ ，  $e(u) > 0$ ， 则称结点  $u$  溢出



# 1.网络流算法：预流(preflow)

- 一个可行的预流



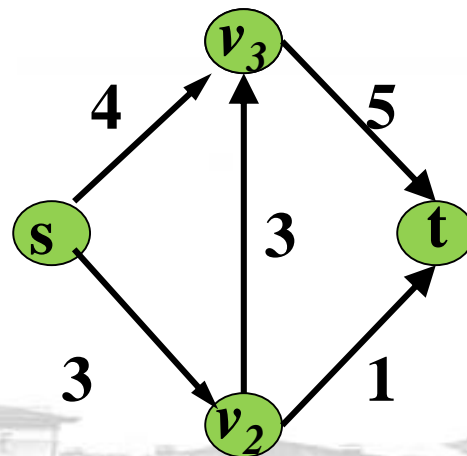
每个节点 $u(j \neq s)$ 的超额流  $e(u)$ =流入 $u$ 的流量一流出 $u$ 的流量

总超额流=流出 $s$ 与流入 $t$ 的流量之差。

# 1.网络流算法：预流(preflow)

- 将流网络看成管道网络

- 结点具有库存能力
- 液体将怎么流动？
- 引导机制：结点设置不同高度



# 1.网络流算法：预流(preflow)

- 结点的高度

- 设 $G(V,E)$ 是一个源结点为 $s$ ，汇点为 $t$ 的流网络， $f$ 为 $G$ 的一个预流。  
如果函数 $h: V \rightarrow N$ ，满足下面条件，则 $h$ 是一个高度函数。

- $h(s)=|V|, h(t)=0$ ，并且

- 对于所有的边 $(u, v) \in E_f$ ，有 $h(u) \leq h(v) + 1$

- 结点 $u$ 至多比 $v$ 高一个高度

- 如果一个结点溢出了，那么它的超额流只能流向高度标号比自己低的结点(水往低处流)

- 对于任意结点 $u$ ，通常用其在剩余网络中到汇点 $t$ 的最短距离 $d(u)$ 来表示其高度

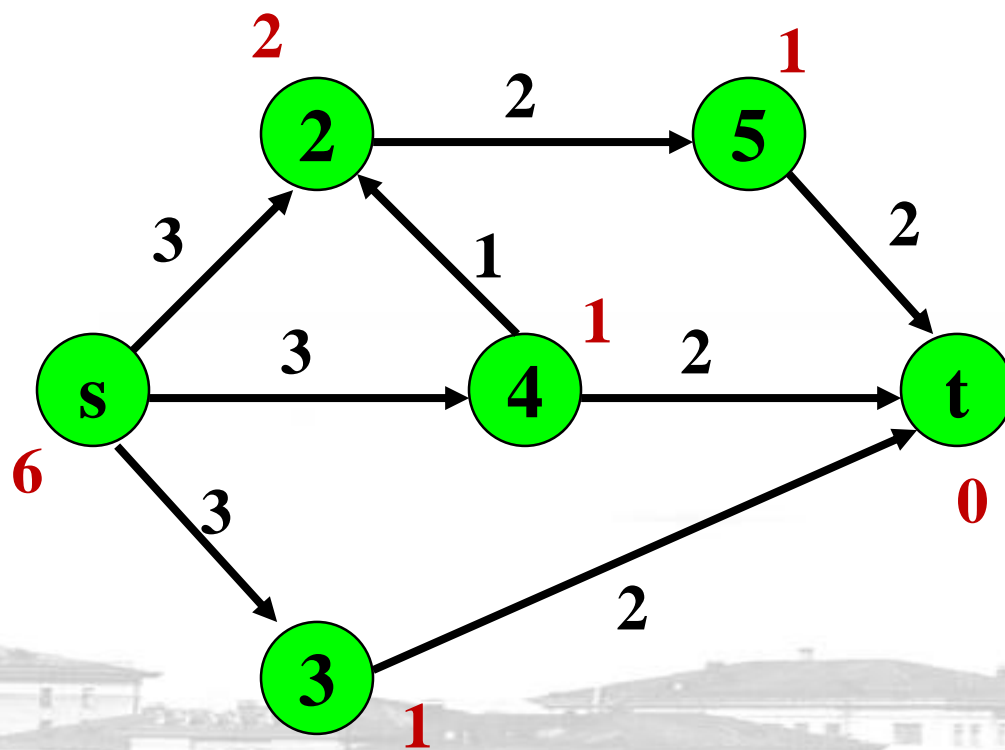
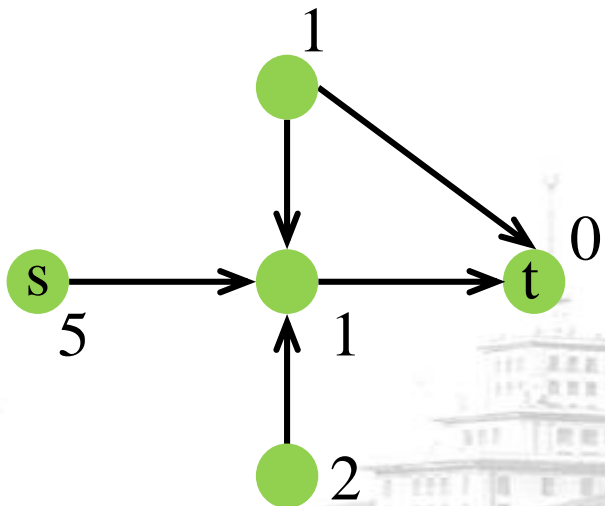
- 满足高度函数 $h$ 的两个条件

# 1.网络流算法：预流(preflow)

引理3：设 $G(V,E)$ 为一个流网络， $f$ 为一个预流，设 $h$ 为 $V$ 上的高度函数。

对于任意两个结点 $u,v \in V$ ，如果 $h(u) > h(v) + 1$ ，则 $(u,v)$ 不是剩余网络中的一条边

由高度函数的定义可直接得到



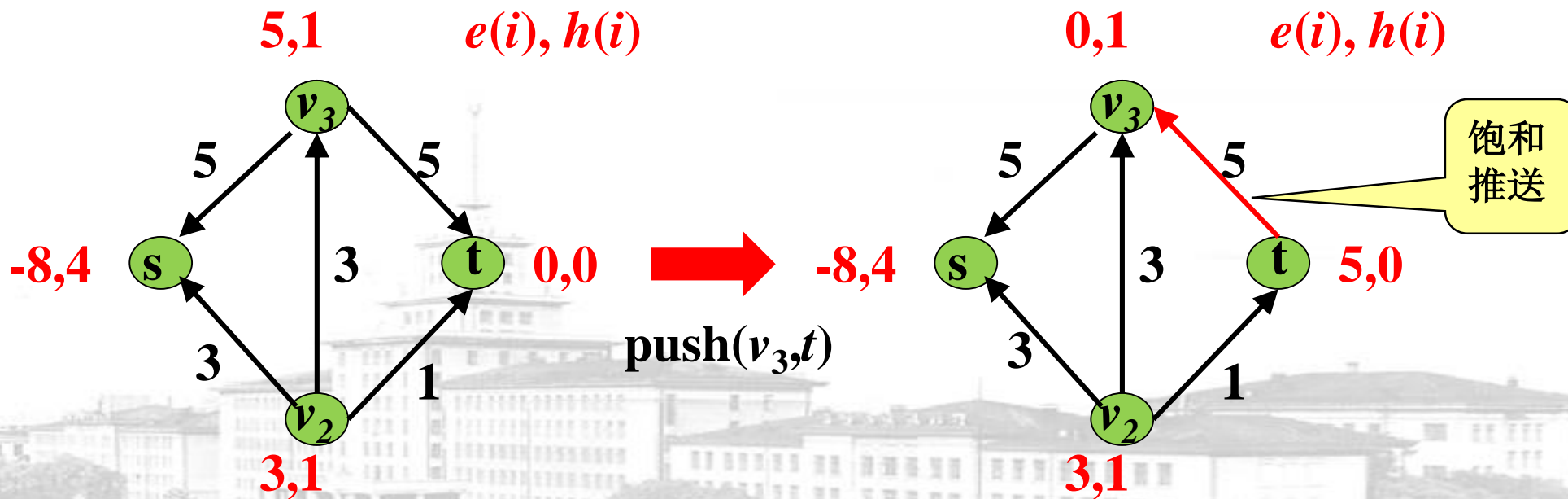
# 1.网络流算法：两个基本操作

- 推送操作：  $\text{push}(u,v)$

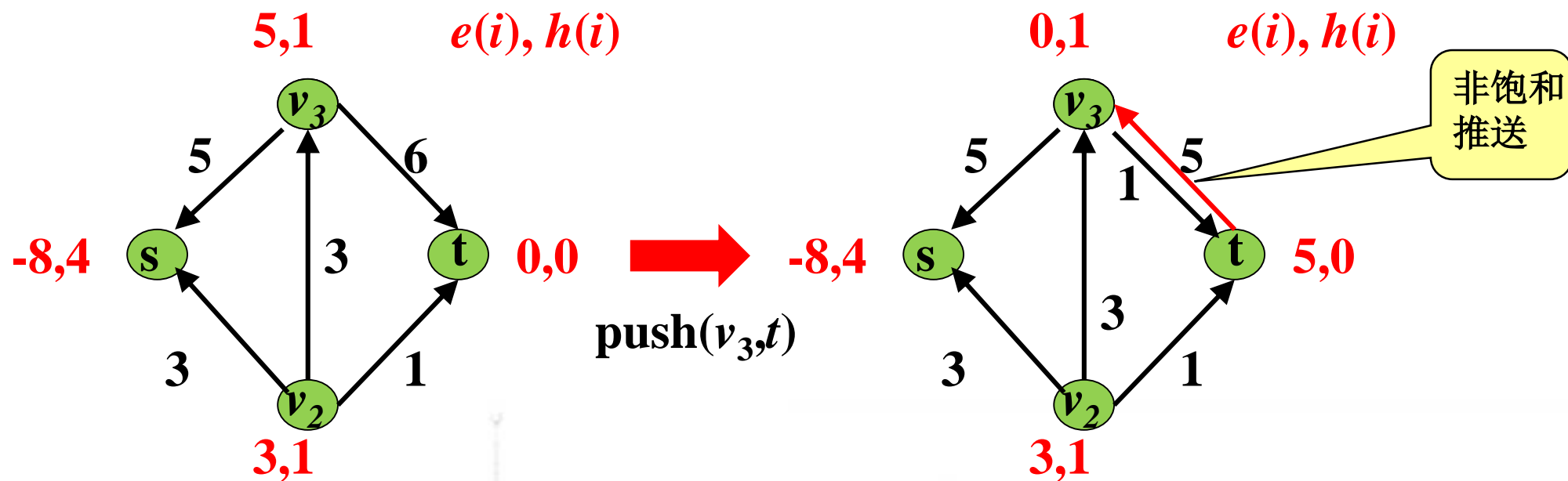
- 饱和推送

- 如果  $\text{push}(u,v)$  操作后，  $c_f(u,v) = 0$ . 称边  $(u,v)$  达到饱和状态
    - 如果一条边达到饱和状态，它将从剩余网络中消失

- 非饱和推送



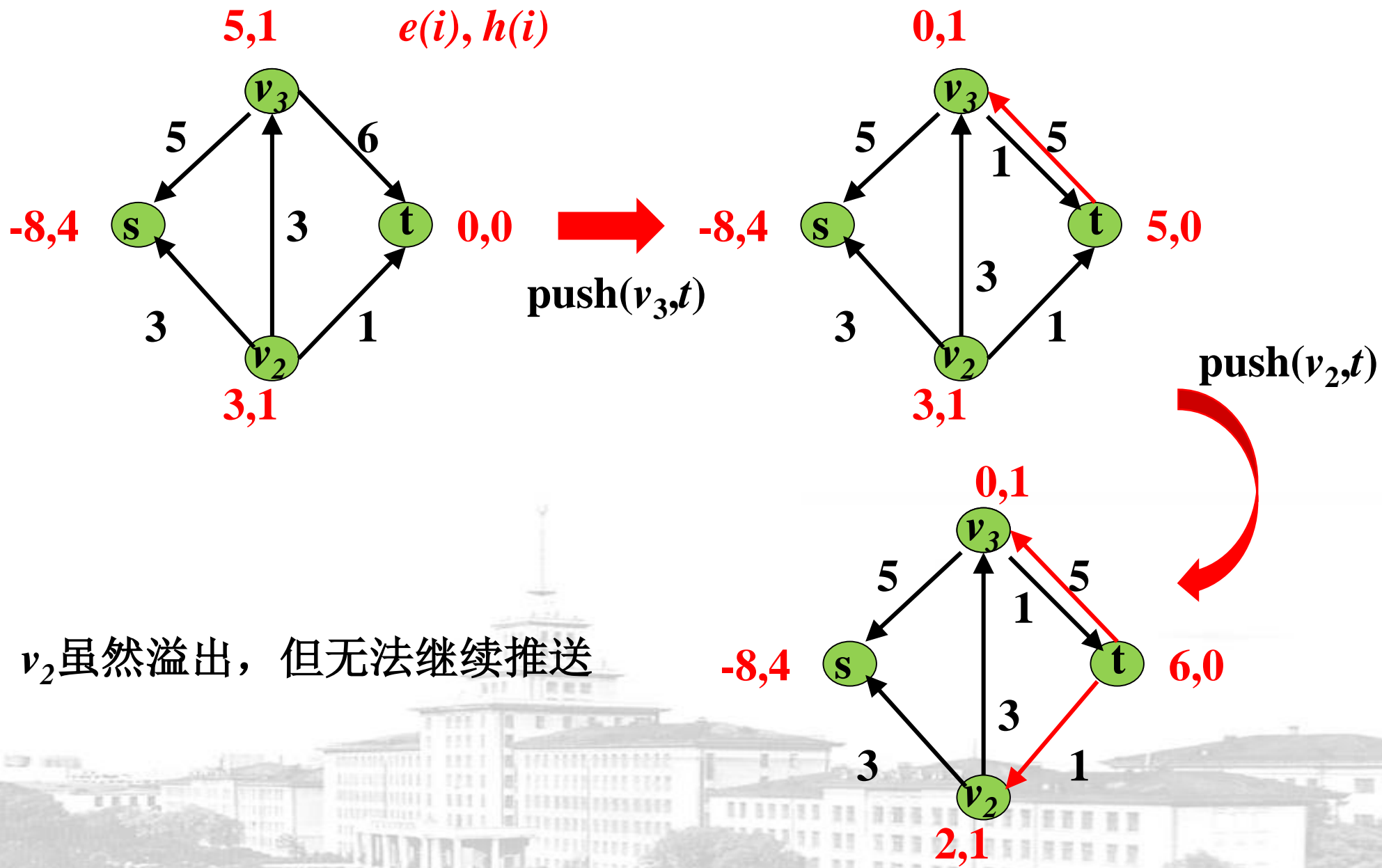
# 1.网络流算法：两个基本操作



引理4：在从 $u$ 到 $v$ 的一个非饱和推送后，结点 $u$ 将不再溢出



# 1.网络流算法：两个基本操作



$v_2$ 虽然溢出，但无法继续推送

# 1.网络流算法：两个基本操作

- 重贴标号操作： **Relable( $u$ )**

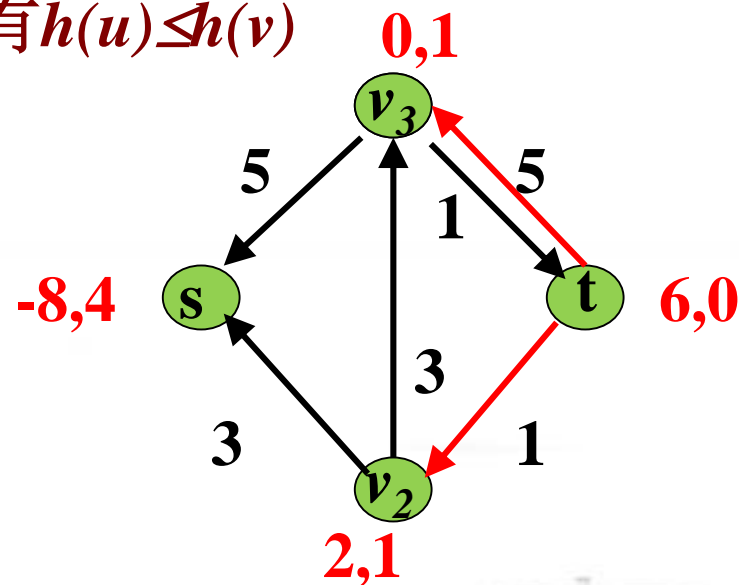
- 对一个溢出结点进行重贴标号的操作：提高结点高度
- 操作执行的前提条件：

- 结点 $u$ 是一个溢出结点( $e(u)>0$ ),
- 对于剩余网络中所有的边 $(u,v)\in E_f$ , 有 $h(u)\leq h(v)$

**Relable ( $u$ )**

//提高结点 $u$ 的高度

1.  $h(u)=1+ \min\{h(v): (u,v)\in E_f\}$



使用了relabel操作后,至少存在一个 $(u,v)$ 满足 $h(u)=h(v)+1$

# 1.网络流算法：两个基本操作

- 重贴标号操作： **Relable( $u$ )**

- 对一个溢出结点进行重贴标号的操作：提高结点高度

- 操作执行的前提条件：

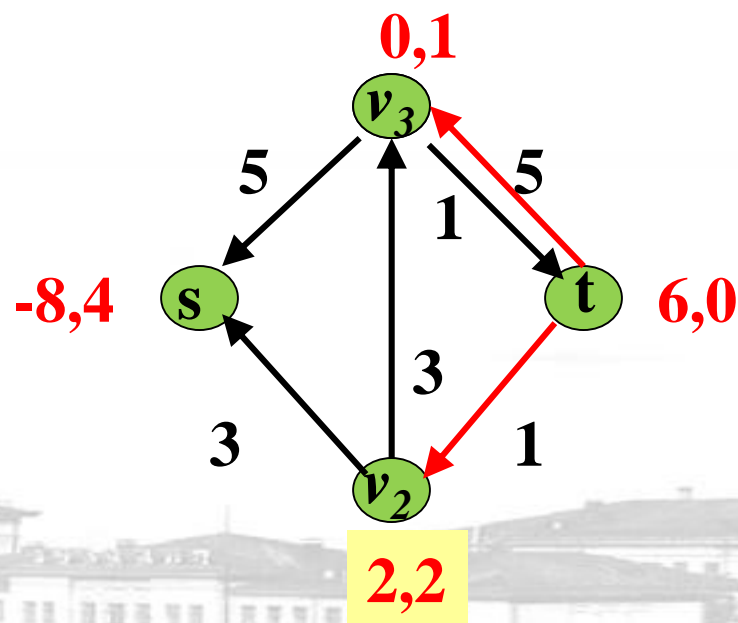
- 结点 $u$ 是一个溢出结点( $e(u)>0$ ),
- 对于剩余网络中所有的边 $(u,v)\in E_f$ , 有 $h(u)\leq h(v)$

**Relable ( $u$ )**

//提高结点 $u$ 的高度

1.  $h(u)=1+ \min\{h(v): (u,v)\in E_f\}$

例如：对结点 $v_2$ 重贴标号



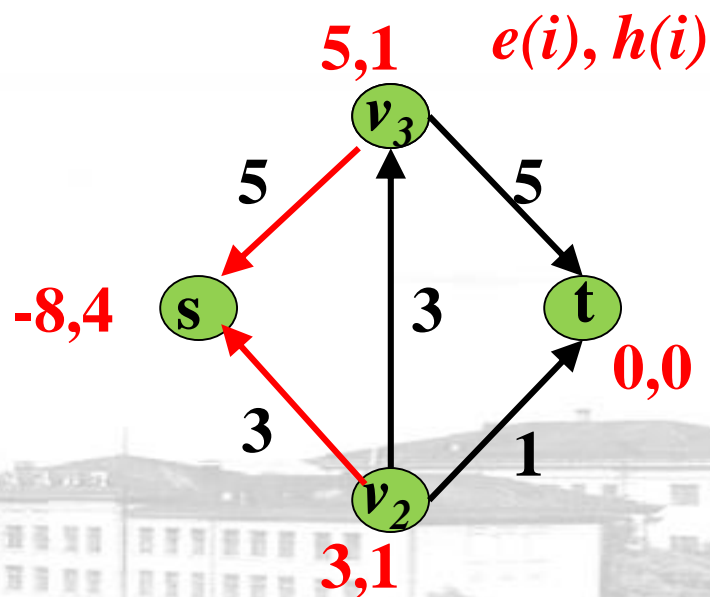
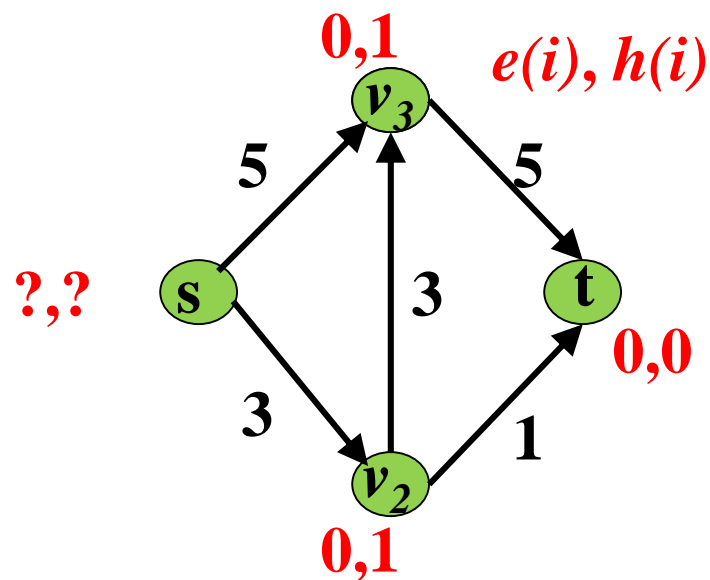
# 1.网络流算法：Push-relabel 算法

- 初始化预流：
  - $\forall u \in V - \{s\}, h(u) = d(u), e(u) = 0$
  - $\forall (u, v) \in E, f(u, v) = 0$
  - $h(s) = |V|$
  - $\forall (s, v) \in E,$ 

$$f(s, v) = c(s, v), e(v) = c(s, v),$$

$$e(s) = \sum_{(s, v) \in E} -c(s, v)$$

从s出发的所有边都充满流，且这些边已达到饱和状态而其它边上都没有流



# 1.网络流算法: Push-relabel 算法

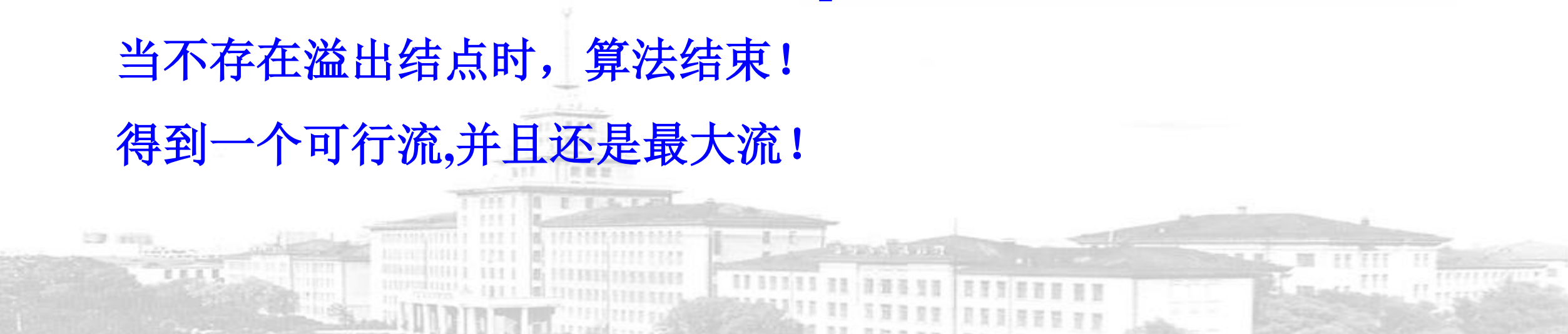
Generic push-relabel( $G$ )

1. 初始化预流;
2. While 若存在一个可行的push或relabel操作
3.        选择一个push或relabel操作, 执行之

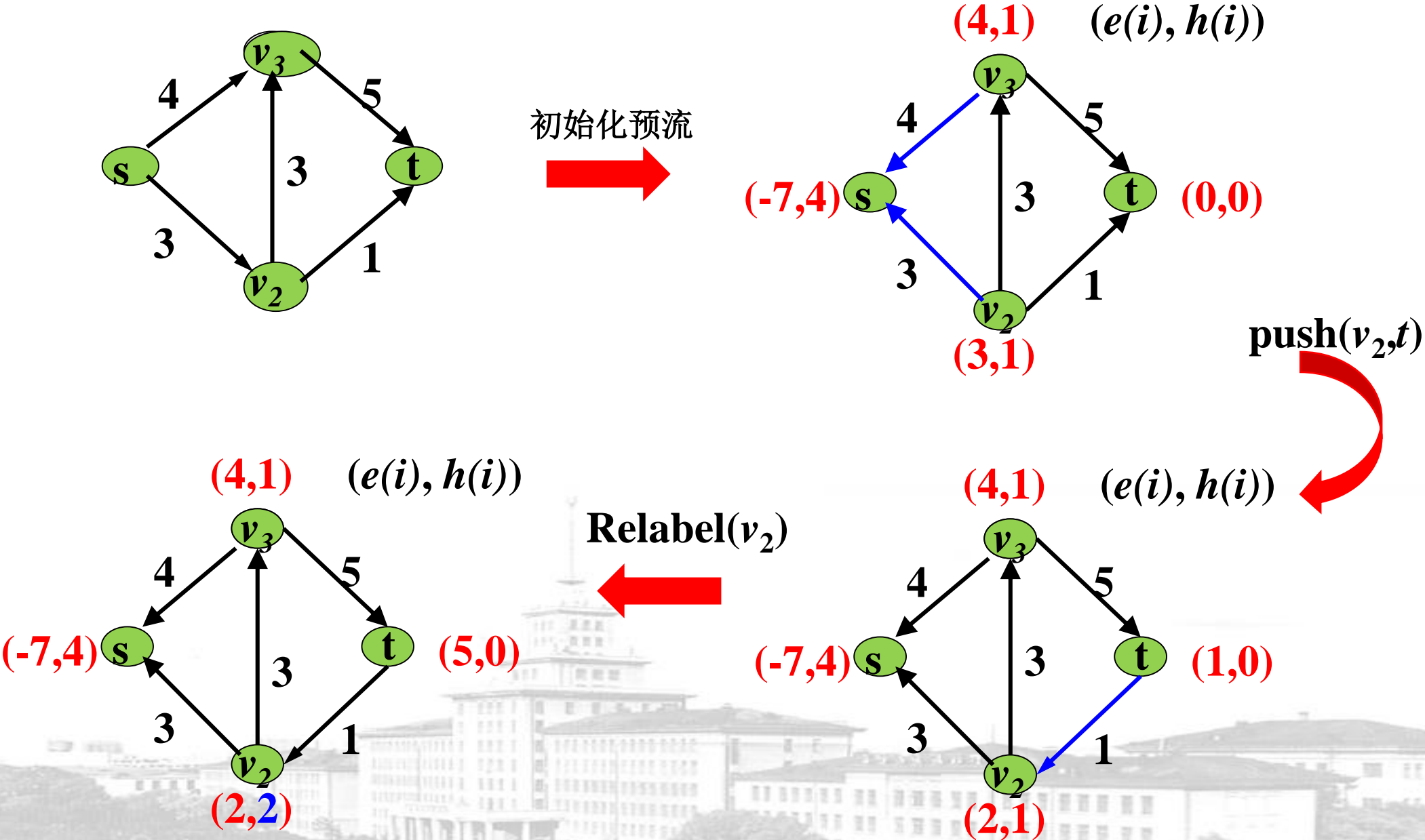
只要存在溢出结点, 算法就会执行push或relabel操作

当不存在溢出结点时, 算法结束!

得到一个可行流,并且还是最大流!

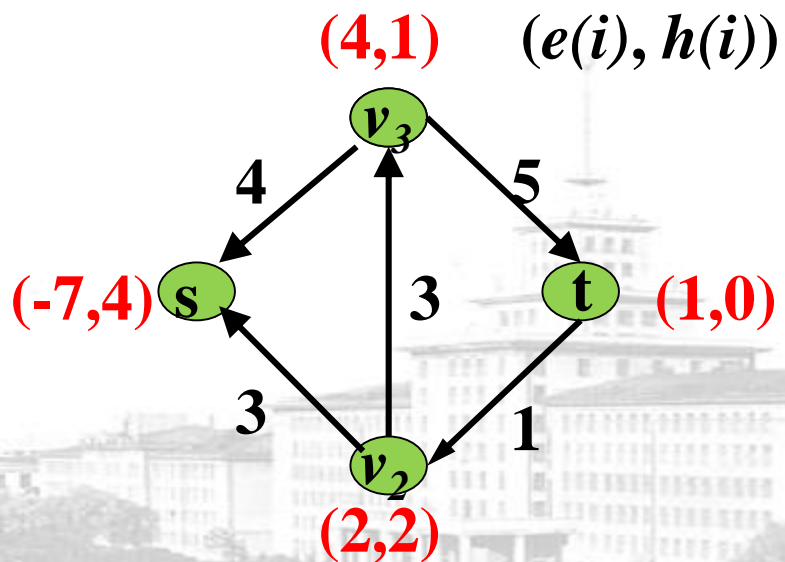
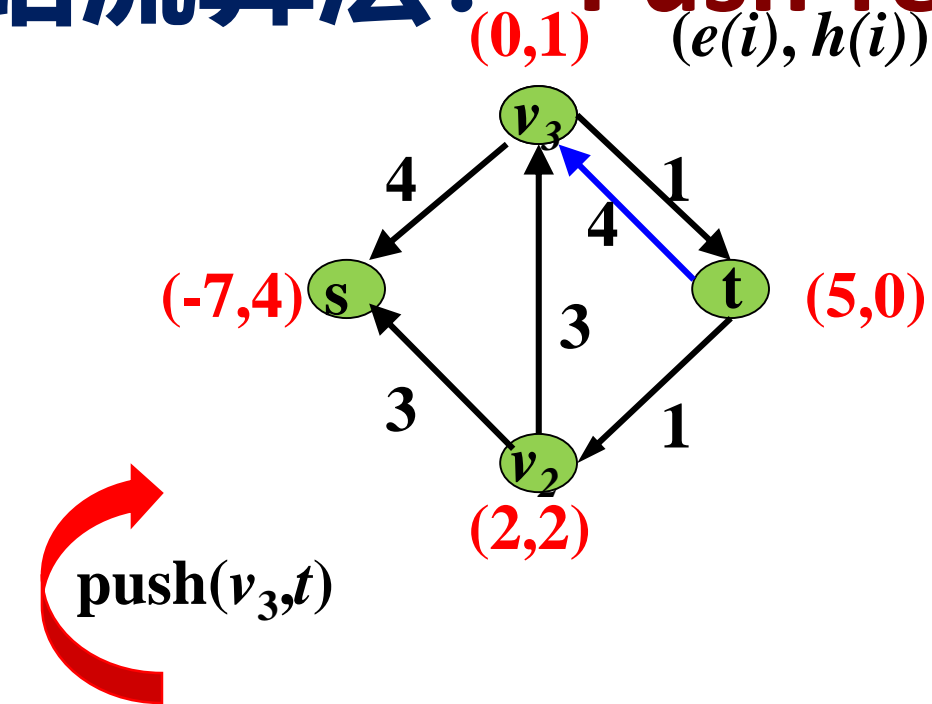


# 1.网络流算法: Push-relabel 算法

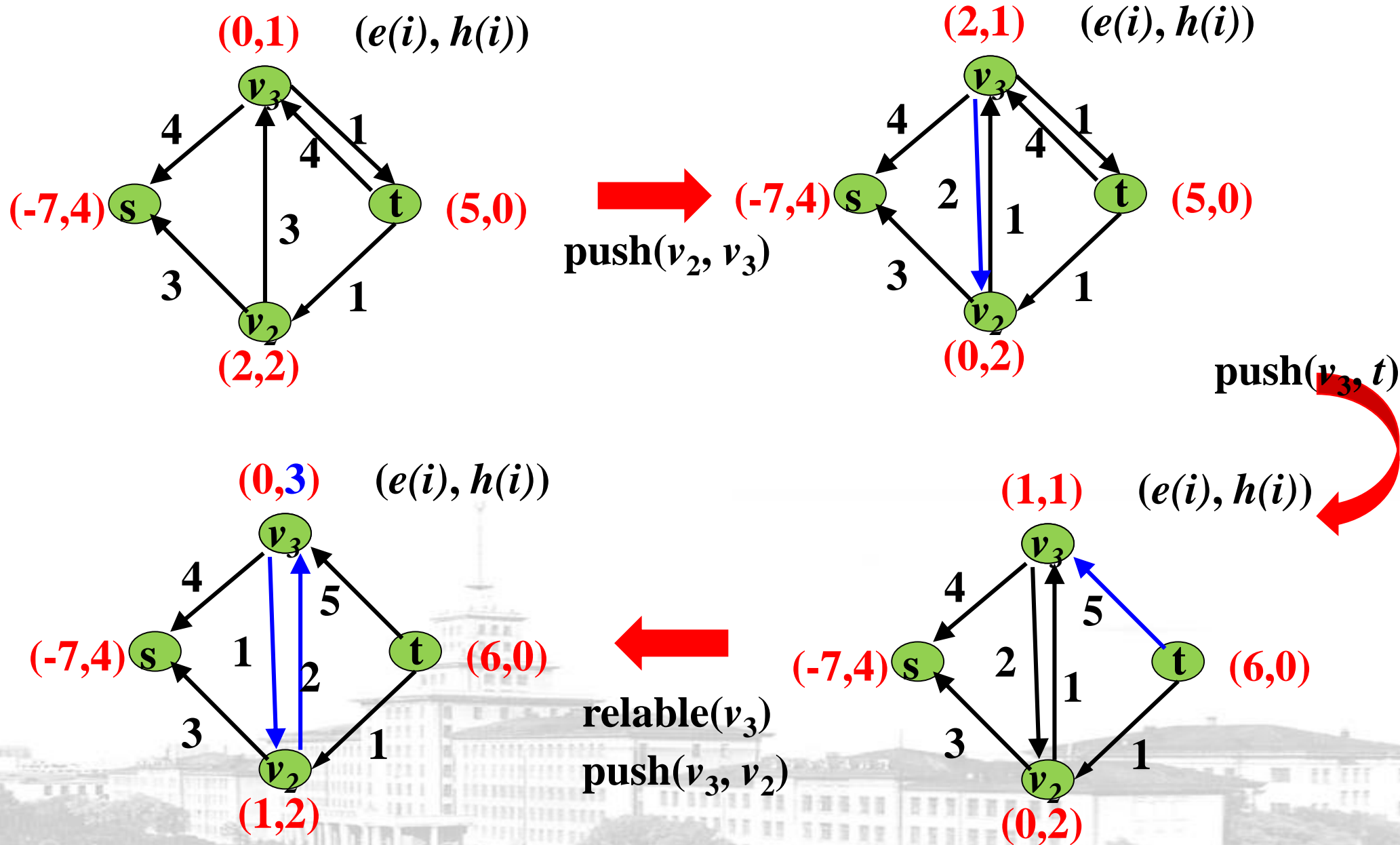




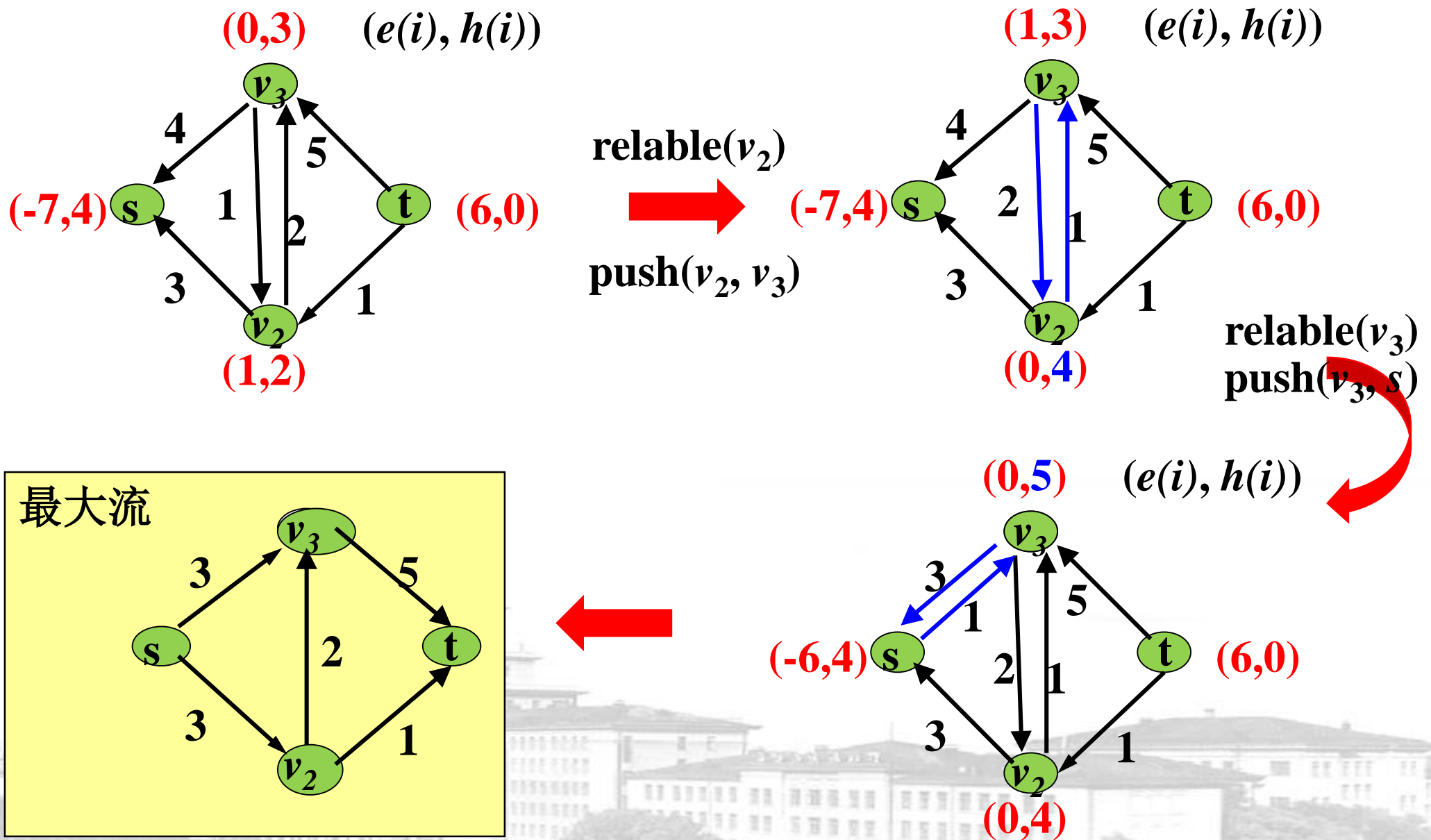
# 1.网络流算法: Push-relabel 算法



# 1.网络流算法: Push-relabel 算法



# 1.网络流算法: Push-relabel 算法



# 本章内容

## 8.1 网络流算法

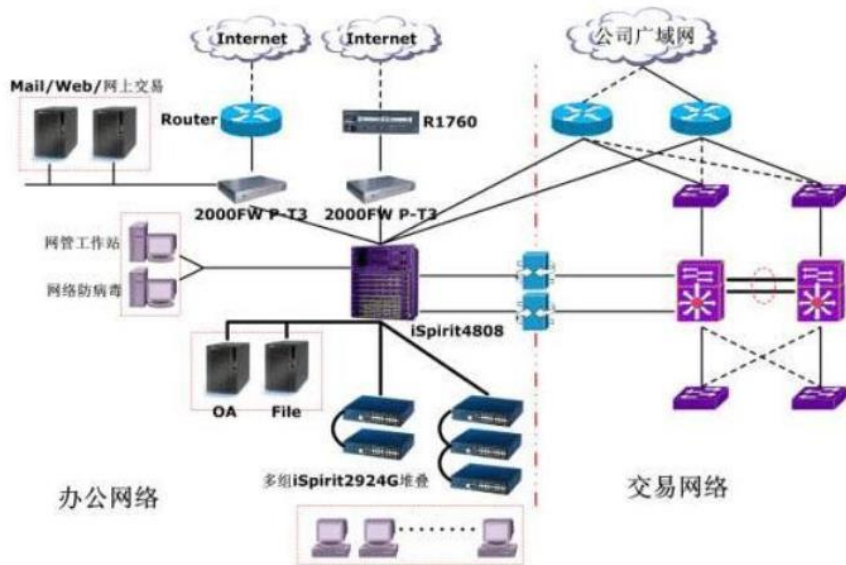
1.概念及定义

2.最大流算法

3.最小费用最大流算法

### 3.最小费用最大流算法：背景

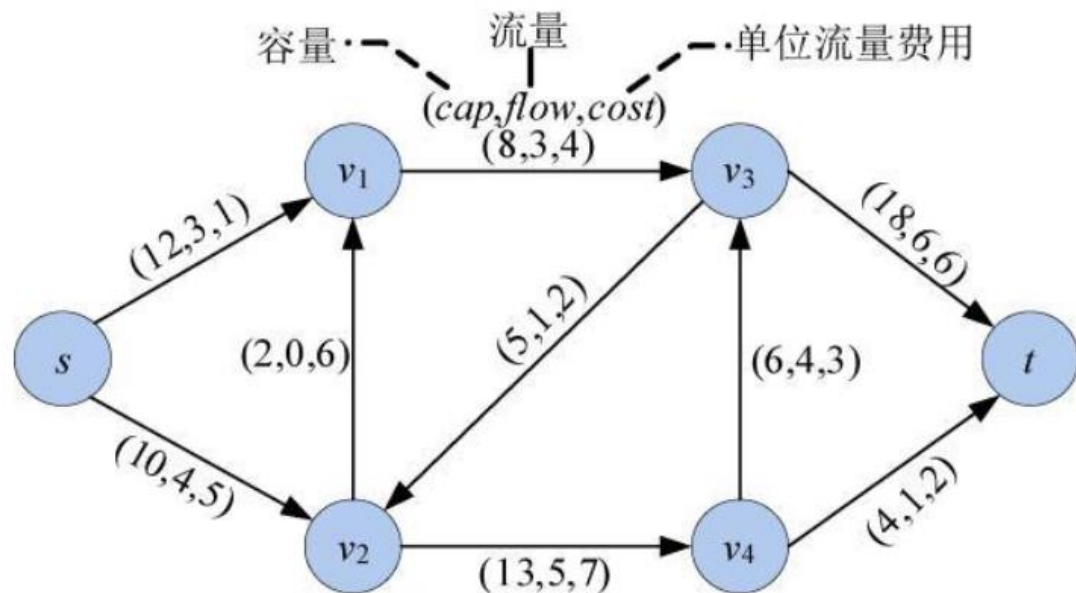
- 在实际应用中，不仅要考虑流量，还要考虑费用
- 在网络布线工程中有很多中电缆，电缆的粗细不同，流量和费用也不同。如果全部使用较粗的电缆，则造价太高；如果全部使用较细的电缆，则流量满足不了要求。
- 我们希望建立一个费用最小、流量最大的网络，即最小费用最大流



### 3.最小费用最大流算法：概念和定义

- 实际应用中要同时考虑**流量**和**费用**
- 每条边除了给定容量之外，还定义了一个单位流量的费用
- 对于网络上的一个流 $flow$ ，其费用为：网络流的费用 = 每条边的流量\*单位流量费用
- 流的费用  $= 3 \times 1 + 4 \times 5 + 3 \times 4 + 0 \times 6 + 1 \times 2 + 5 \times 7 + 4 \times 3 + 6 \times 6 + 1 \times 2 = 122$
- 我们希望费用最小，流量最大
- 因此需要求解最小费用最大流！

$$cost(flow) = \sum_{(x,y) \in E} cost(x,y) \cdot flow(x,y)$$





### 3.最小费用最大流算法：概念和定义

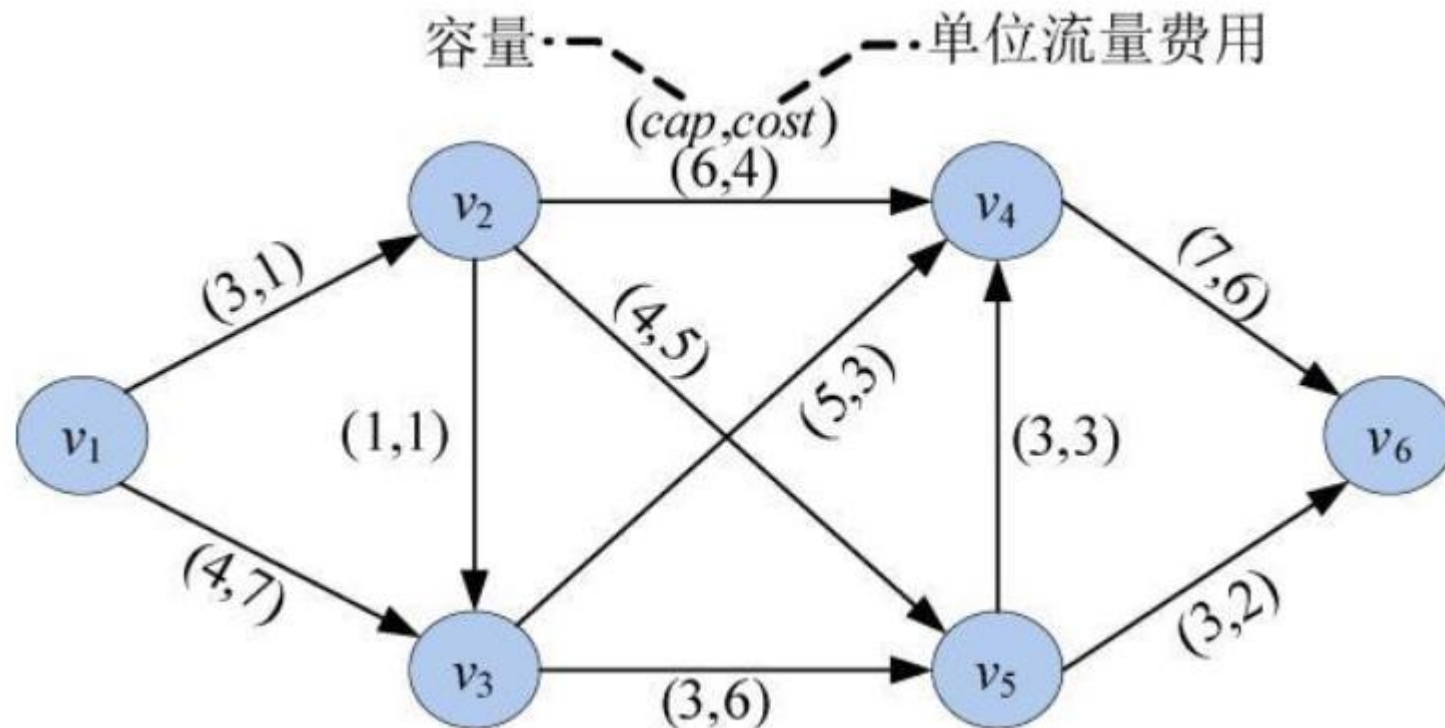
- 求解最小费用最大流有两种思路：
  - 最小费用路算法：先找最小费用路，在该路径上增流，增加到最大流
  - 消圈算法：先找最大流，然后找负费用圈，消减费用，减少到最小费用

最小费用路算法，是在残余网络上寻找从源点到汇点的最小费用路，即从源点到汇点的以单位费用为权的最短路，然后沿着最小费用路增流，直到找不到最小费用路为止。

最短增广路算法中求最短增广路是去权值的最短路，而最小费用路是以单位费用为权值的最短路。

### 3.最小费用最大流算法：实例

- 现给定一个网络及其边上的容量和单位流量费用，求该网络的最小费用最大流

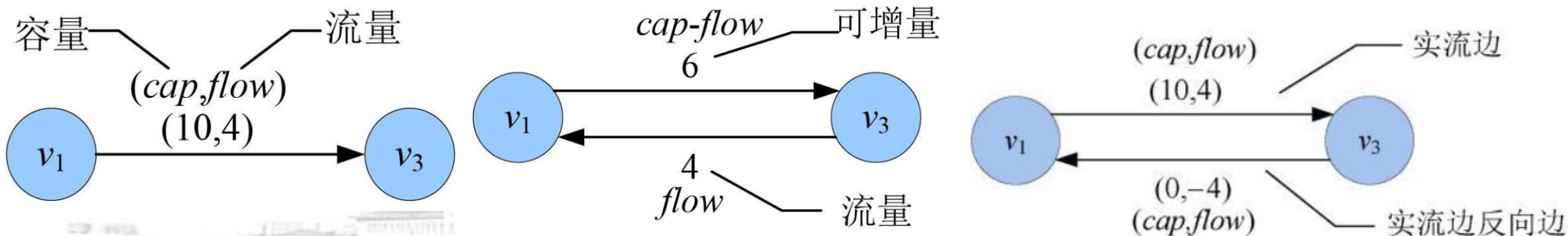


### 3.最小费用最大流算法：实例

- 创建混合网络：
  - 把残余网络 + 实流网络结合为一体
  - 从每条边的流量可以看出哪些边是实流边 ( $flow > 0$ )，哪些边是实流边的反向边 ( $flow < 0$ )
  - 特殊之处:它的正向边不是显示的可增量 $cap - flow$ ，而是作为两个变量 $cap$ 、 $flow$ ，增流时 $cap$ 不变， $flow += d$ ；它的反向边不是显示的实际流 $flow$ ，也用两个变量 $cap$ ， $flow$ ，不过 $cap = 0$ ， $flow = -flow$ ；增流时 $cap$ 不变， $flow -= d$

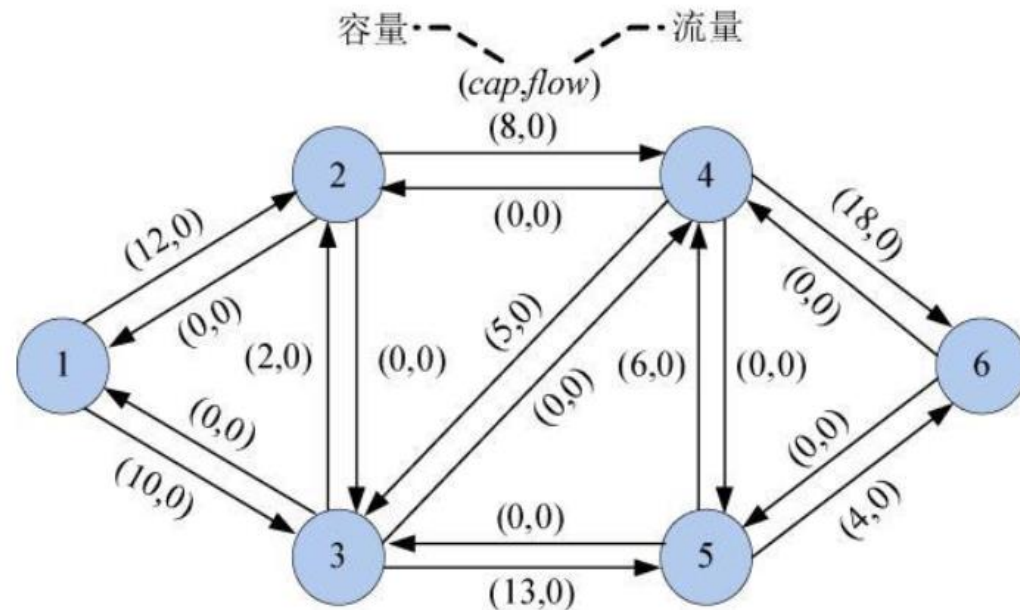
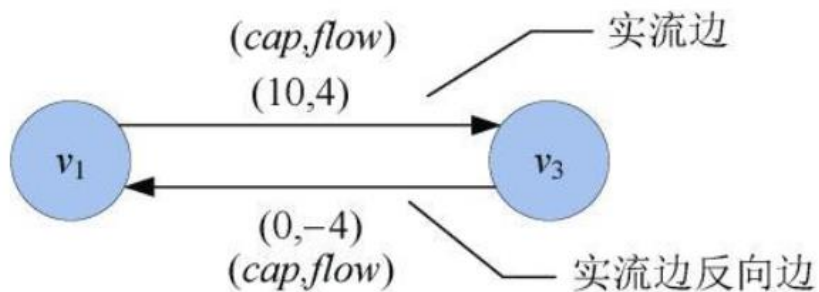
### 3.最小费用最大流算法：实例

- 创建混合网络：
- 它的正向边不是显示的可增量 $cap-flow$ ，而是作为两个变量 $cap$ 、 $flow$ ，增流时 $cap$ 不变， $flow+=d$
- 它的反向边不是显示的实际流 $flow$ ，也用两个变量 $cap$ ， $flow$ ，不过 $cap=0$ ， $flow=-flow$ ；增流时 $cap$ 不变， $flow-=d$



### 3.最小费用最大流算法： 实例

- 创建混合网络:
- 它的正向边不是显示的可增量 $cap-flow$ ，而是作为两个变量 $cap$ 、 $flow$ ，增流时 $cap$ 不变， $flow+=d$
- 它的反向边不是显示的实际流 $flow$ ，也用两个变量 $cap$ ， $flow$ ，不过 $cap=0$ ， $flow=-flow$ ；增流时 $cap$ 不变， $flow-=d$

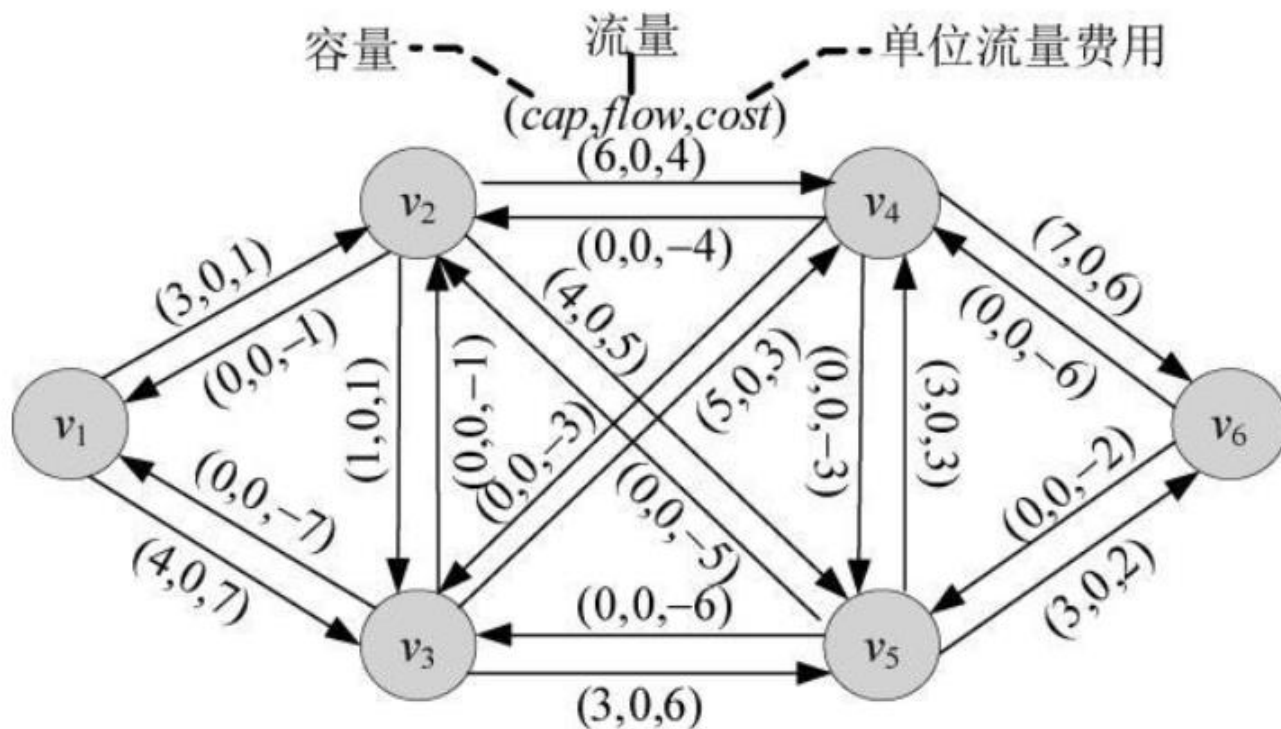




### 3.最小费用最大流算法：实例

- 创建混合网络：

先初始化为零流，零流对应的混合网络中，正向边的容量为  $cap$ ，流量为 0，费用为  $cost$ ，反向边容量为 0，流量为 0，费用为  $-cost$





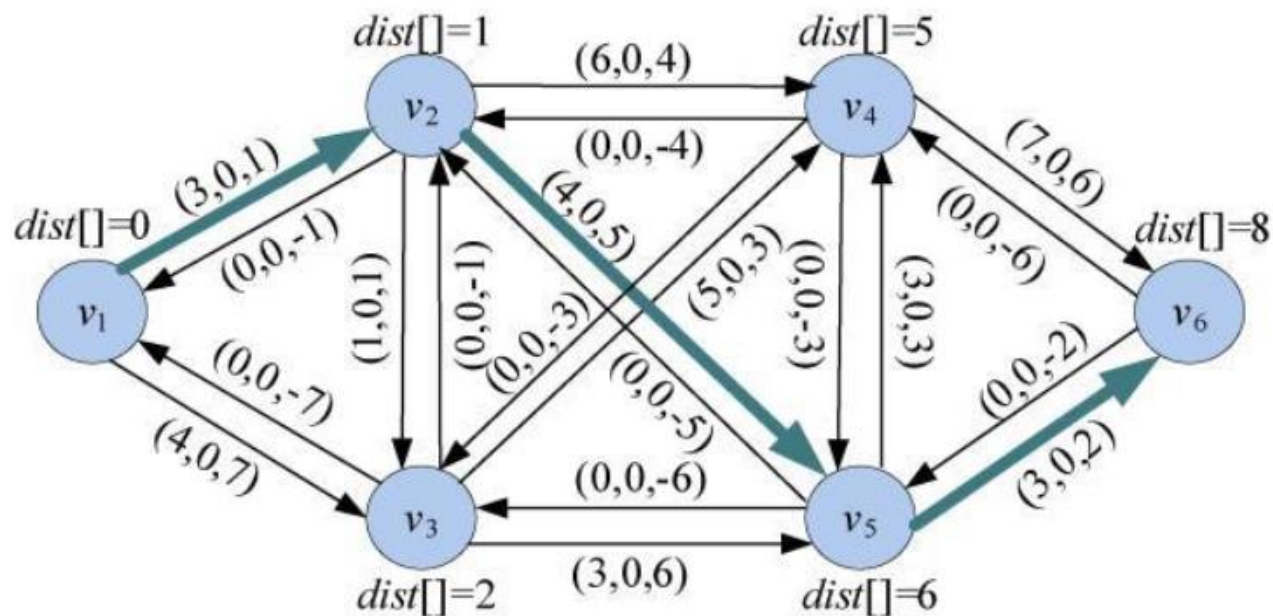
### 3.最小费用最大流算法：实例

- 找最小费用路：

先初始化每个结点的距离为无穷大，令源距离 $dist[v1]=0$ 。在混合网络中，从源点出发沿可行边 $E[i].cap > E[i].flow$ 广度搜索每个邻接点，如果当前距离 $dist[v] > dist[u] + E[i].cost$ ，则更新为最短距离：

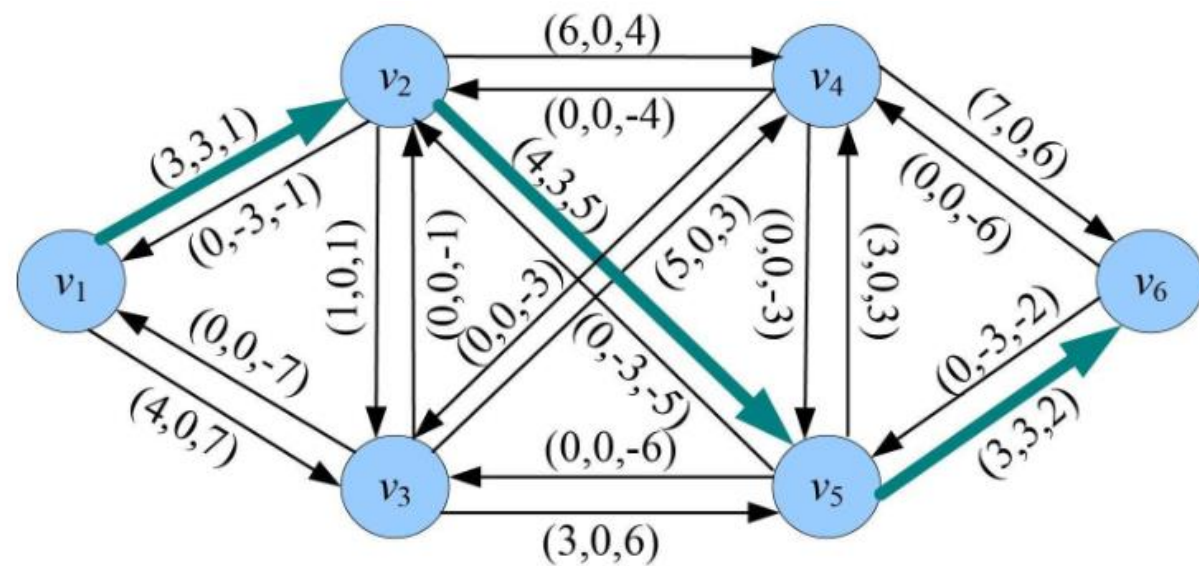
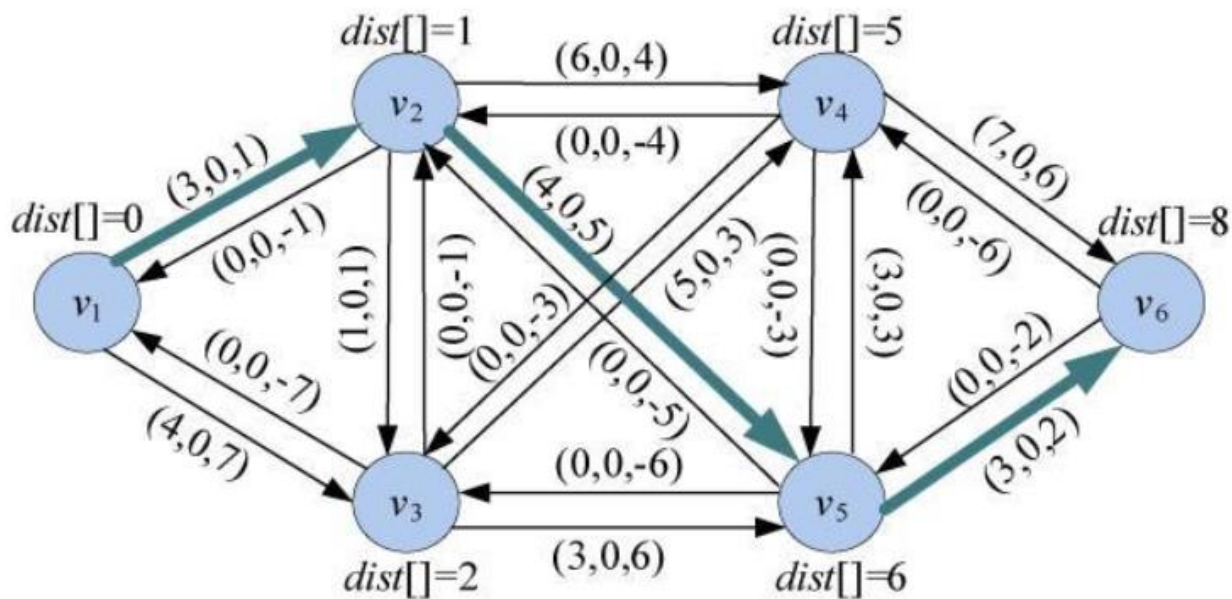
$dist[v] = dist[u] + E[i].cost$ ，并记录前驱

根据前驱数组，找到一条最短费用路，增广路径： $1-2-5-6$



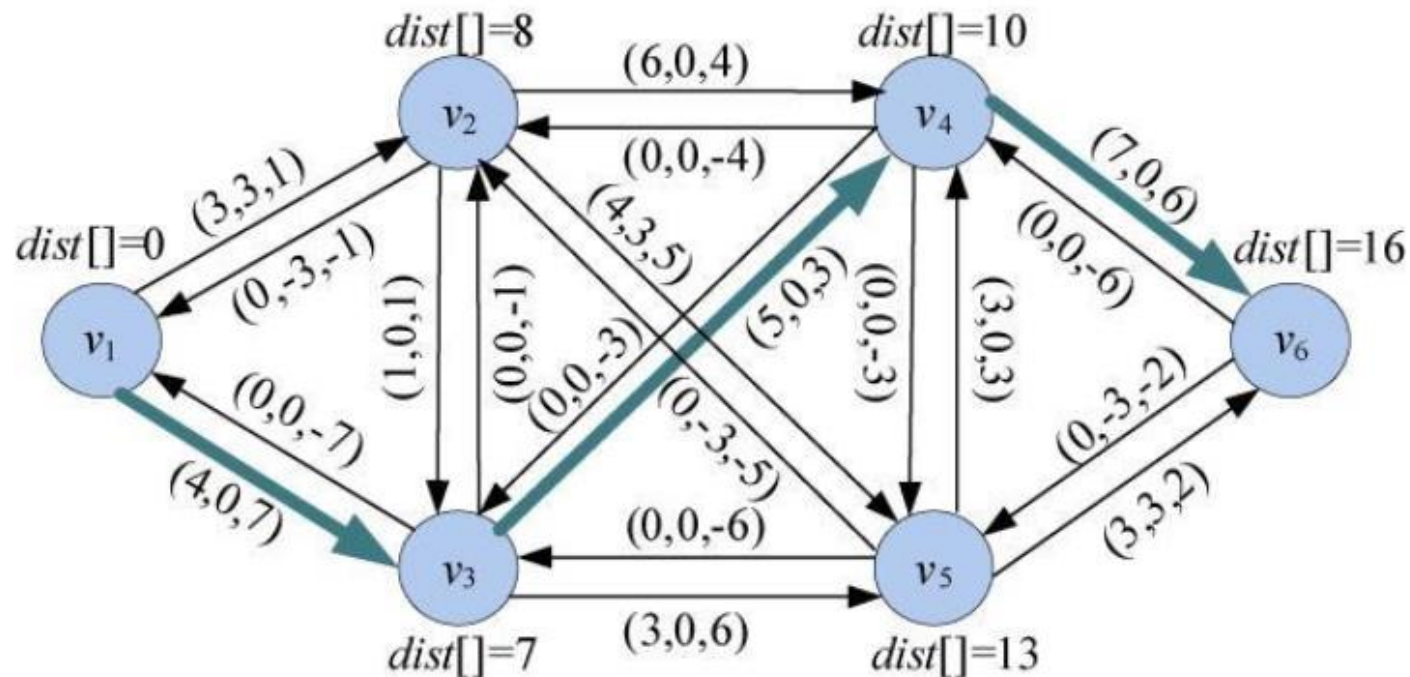
### 3.最小费用最大流算法：实例

- 沿着增广路径正向增流 $d$ ，反向减流 $d$
- 从汇点逆向找最小可增流量 $d=\min(d, E[i].cap-E[i].flow)$ ，增流量 $d=3$ ，产生的费用为 $mincost+=dist[v6] \times d=(1+5+2) \times 3=8 \times 3=24$



### 3.最小费用最大流算法：实例

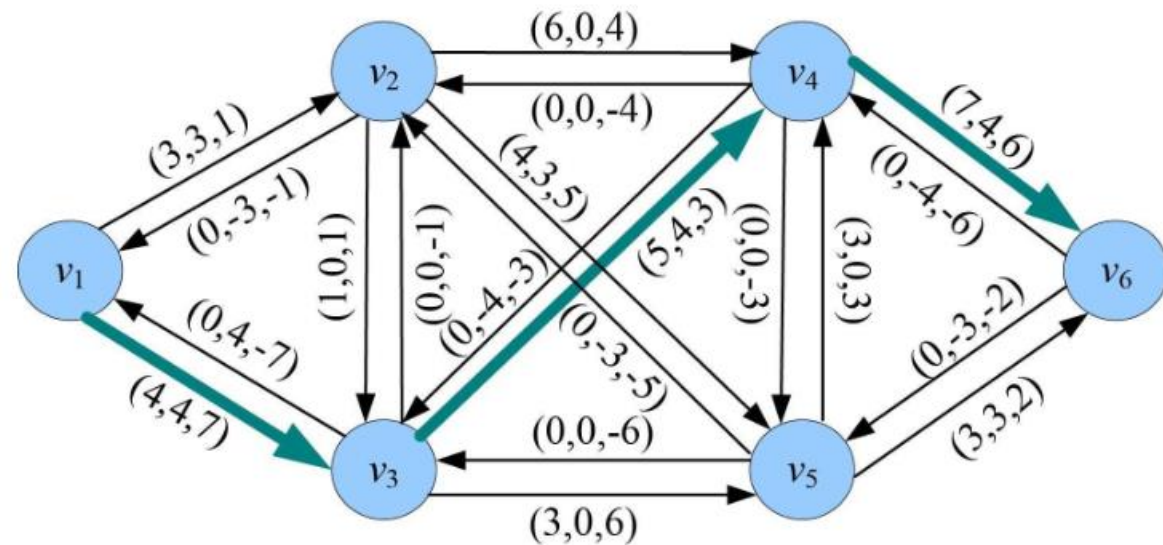
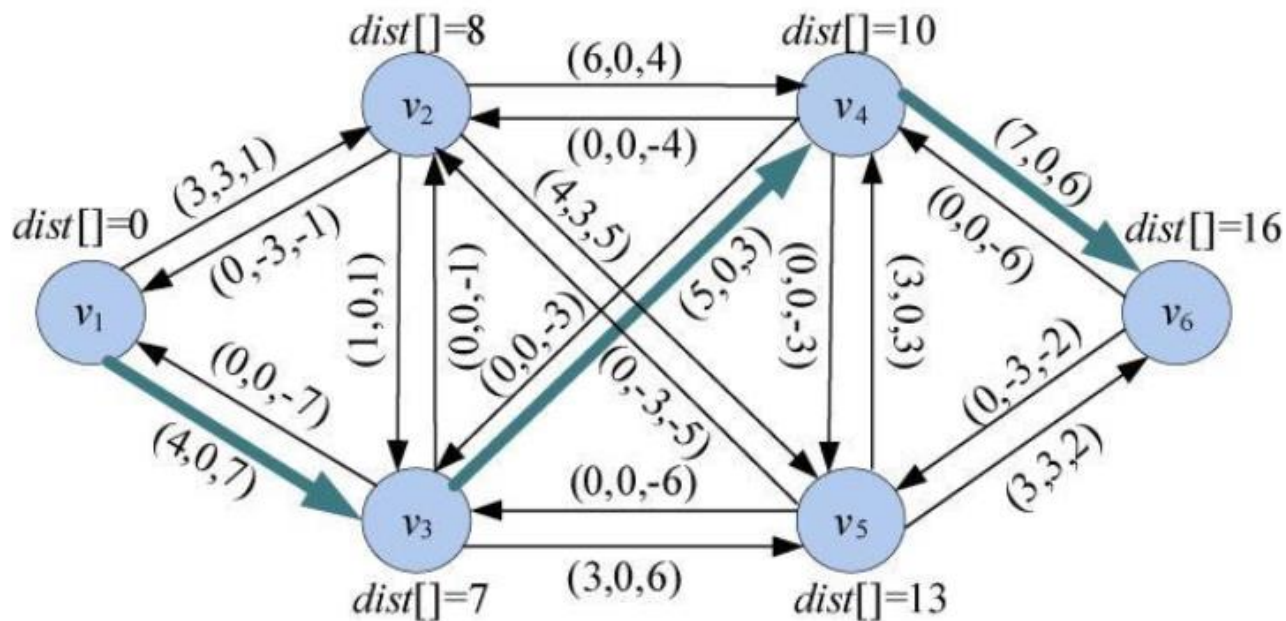
- 找最小费用路：
- 从源点出发，沿可行边 $E[i].cap > E[i].flow$ 广度搜索每个邻接点，如果当前距离  $dist[v] > dist[u] + E[i].cost$ ，则更新为最短距离： $dist[v] = dist[u] + E[i].cost$ ，并记录前驱
- 根据前驱数组，找到一条最短费用路，增广路径： $1—3—4—6$





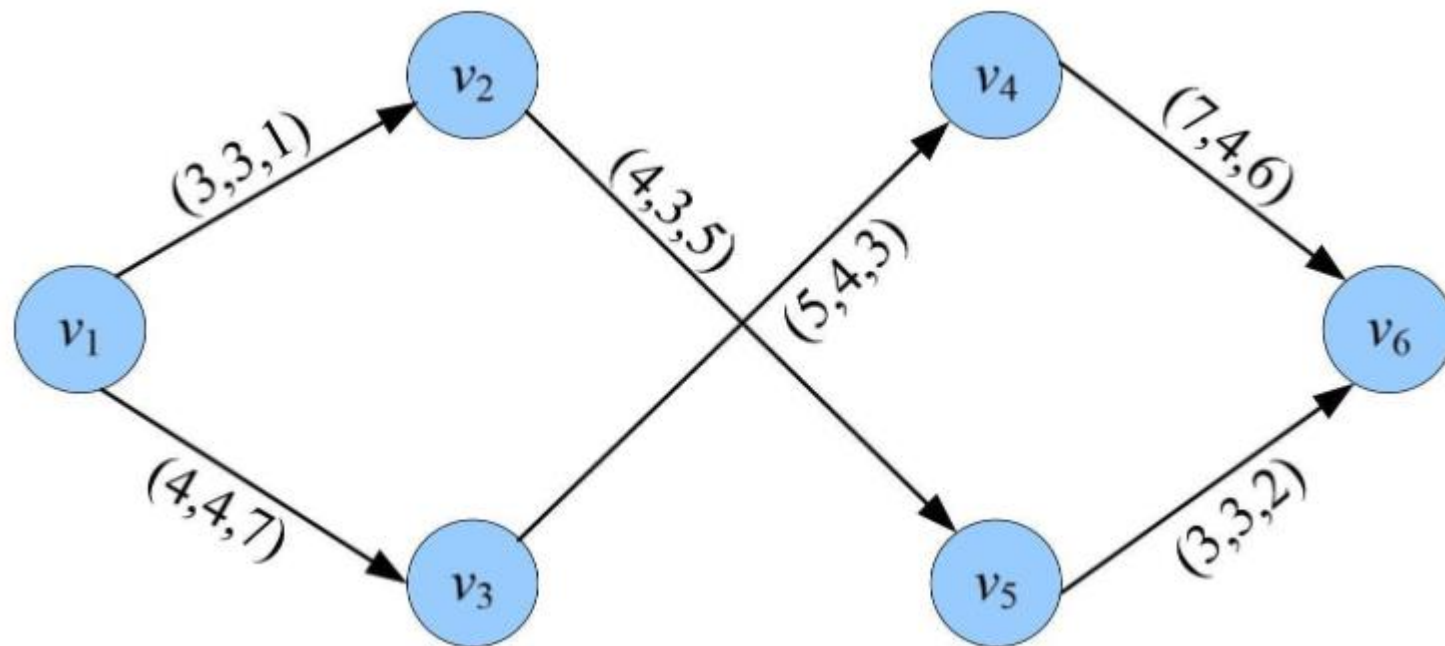
### 3.最小费用最大流算法：实例

- 沿着增广路径正向增流 $d$ ，反向减流 $d$
- 从汇点逆向找最小可增流量 $d=\min(d, E[i].cap-E[i].flow)$ ，增流量 $d=4$ ，产生的费用为 $mincost=24+dist[v6]*d=24+16\times 4=88$



### 3.最小费用最大流算法：实例

- 初始化每个结点的距离为无穷大，然后令源点的距离 $dist[v1]=0$ 。在混合网络中，从源点出发，沿可行边 $E[i].cap > E[i].flow$ 广度搜索每个邻接点，发现从源点出发已没有可行边，结束
- 得到的网络流就是最小费用最大流。把混合网络中 $flow > 0$  的边输出，就是实流网络



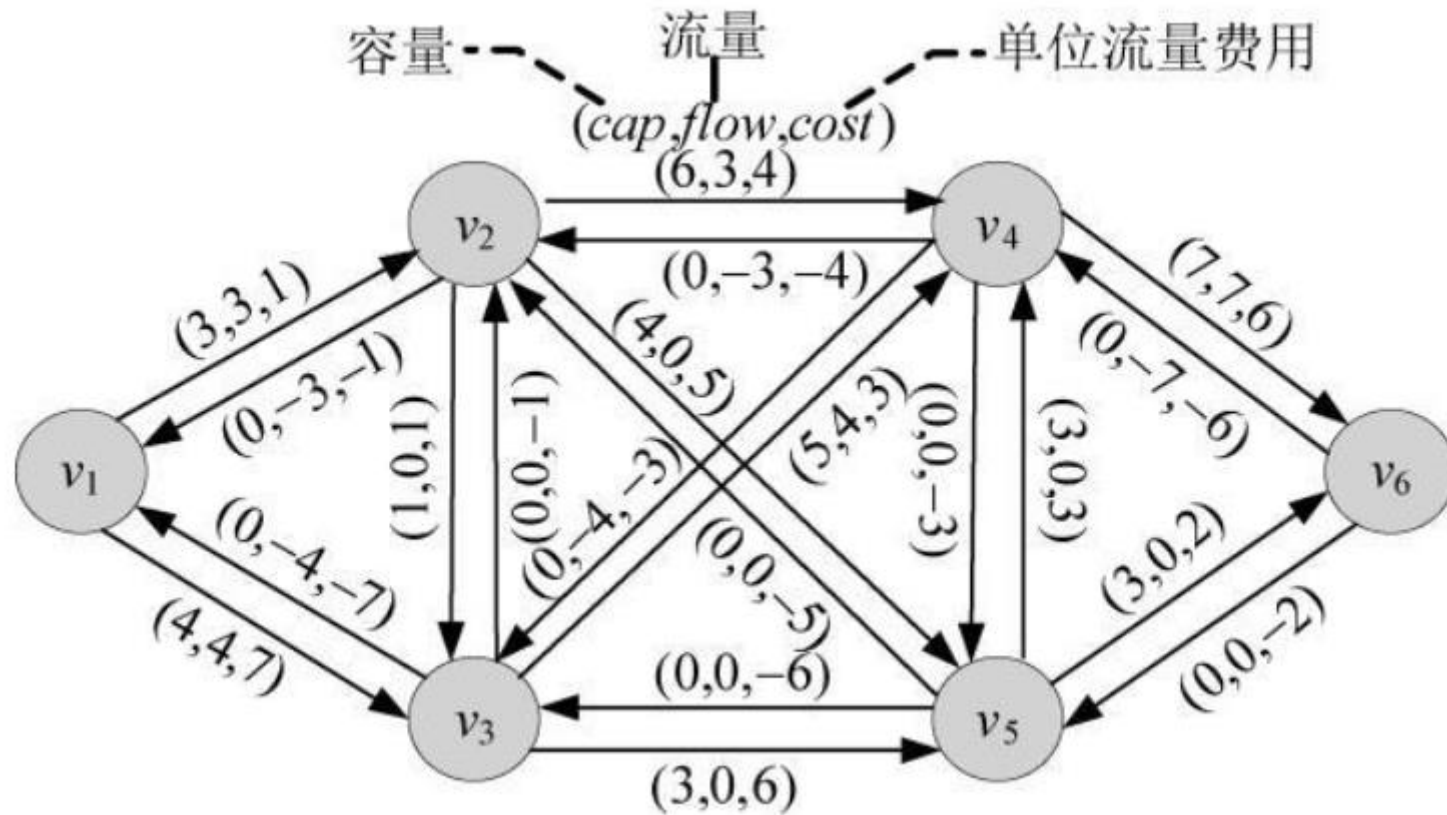
### 3.最小费用最大流算法:算法优化

- 消圈算法的思想：首先找网络中的最大流，然后消除最大流对应的混合网络中所有的负费用圈。
  - (1) 找给定网络的最大流
  - (2) 在最大流对应的混合网络中找负费用圈
  - (3) 消负费用圈：负费用圈同方向的边流量加 $d$ ，反方向的边流量减 $d$ 。 $d$ 为负费用圈的所有边的最小可增量 $cap-flow$



### 3.最小费用最大流算法:算法优化

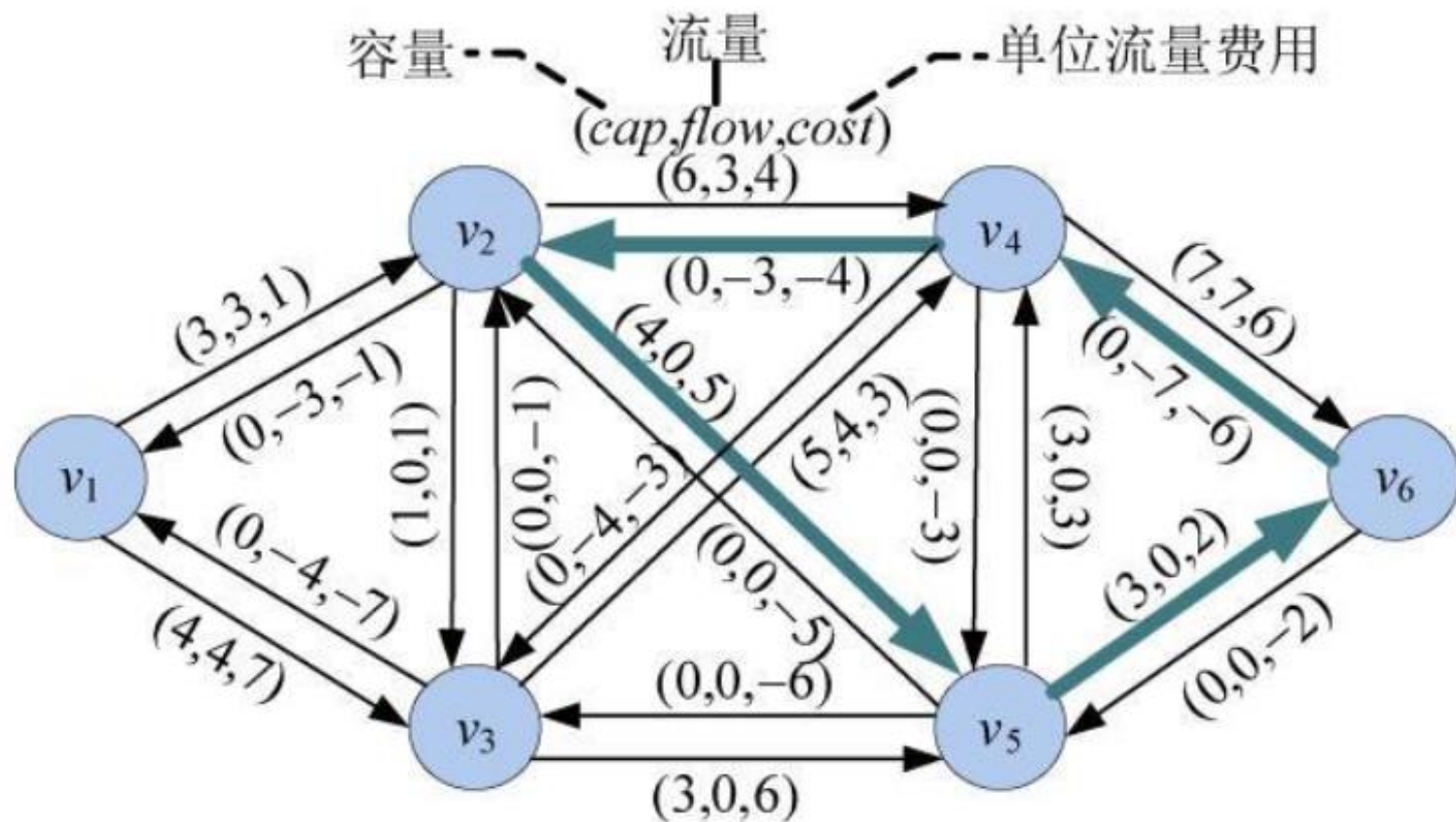
- 运行后得到最大流对应的混合网络



### 3.最小费用最大流算法:算法优化

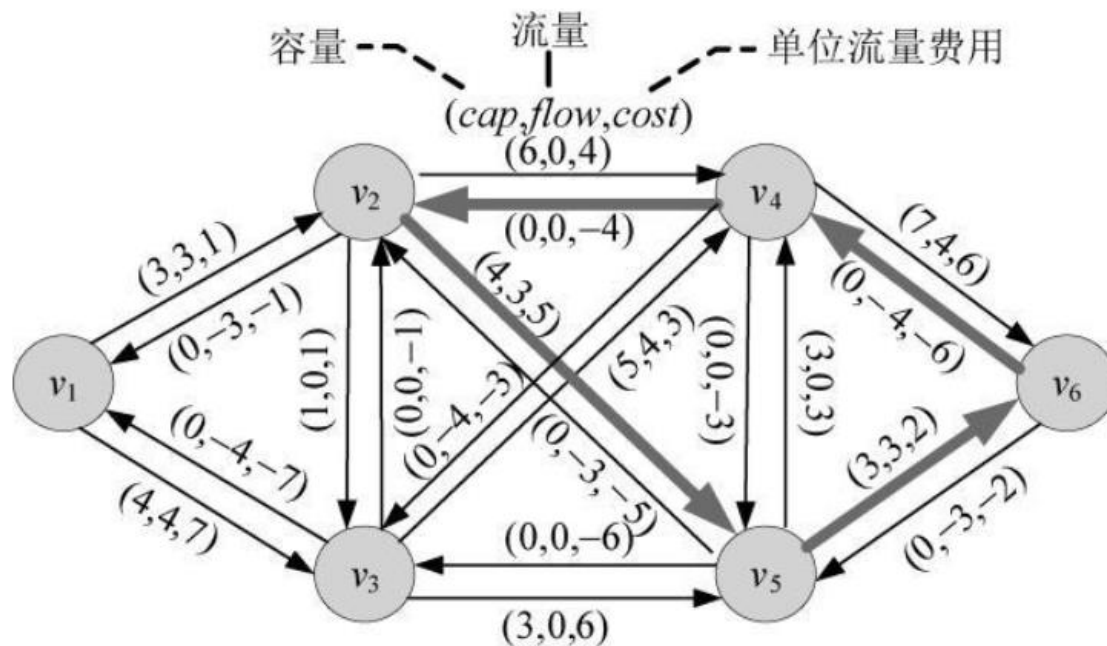
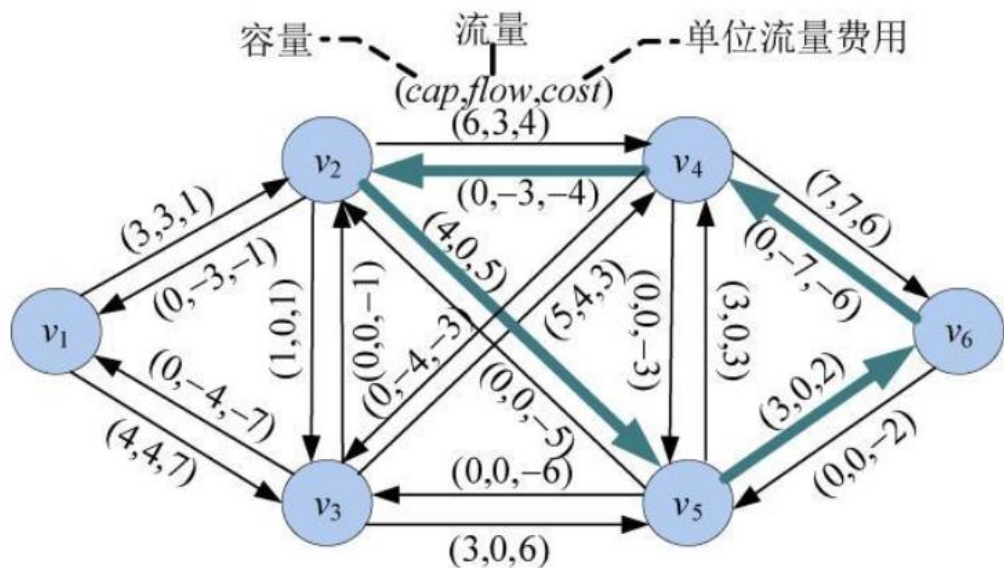
- 在最大流对应的混合网络中找负费用圈 在最大流的混合网络中，沿着 $cap > flow$ 的边找负费用圈，就是各边费用之和为负的圈。首先找到一个负费用圈  $2 \rightarrow 5 \rightarrow 6 \rightarrow 4 \rightarrow 2$ ，它们的边费用之和为  $5+2+(-6)+(-4)=-3$

负费用圈同方向的边流量加 $d$ ，  
反方向的边流量减 $d$ 。



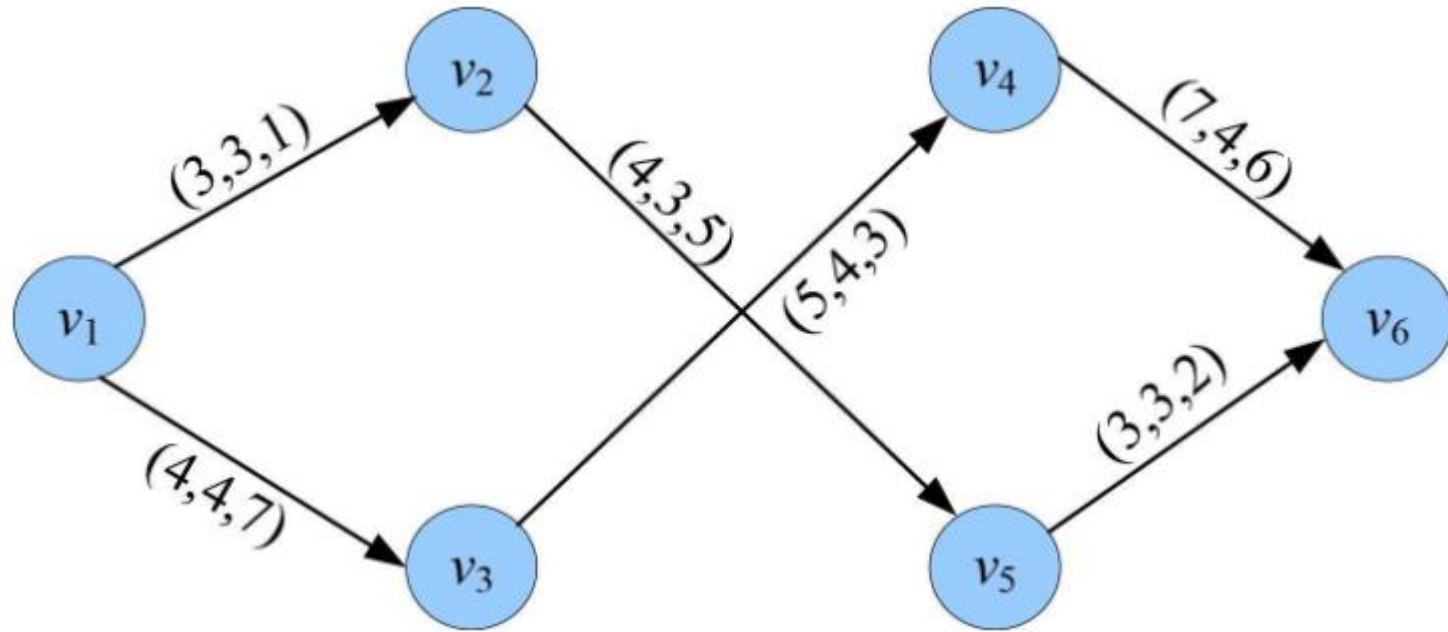
### 3.最小费用最大流算法:算法优化

- 负费用圈同方向的边流量加 $d$ ，反方向的边流量减 $d$
- 沿找到的负费用圈增流，其增量为组成负费用圈的所有边的最小可增量 $cap-flow$
- 负费用圈说明费用较高，可以对费用为负的边减流（因为该残余网络为特殊的残余网络，负费用的边流量也是负值，减流实际上需要加上增流量 $d$ ）



### 3.最小费用最大流算法:算法优化

- 在混合网络中继续找负费用圈 在混合网络中，沿着 $cap > flow$ 的边找负费用圈，已经找不到负费用圈，算法结束。把混合网络中 $flow > 0$ 的边输出，就是我们要的实流网络





# 本章内容

## 8.2 图匹配算法

1. 匹配与覆盖

2. 最大二分匹配算法

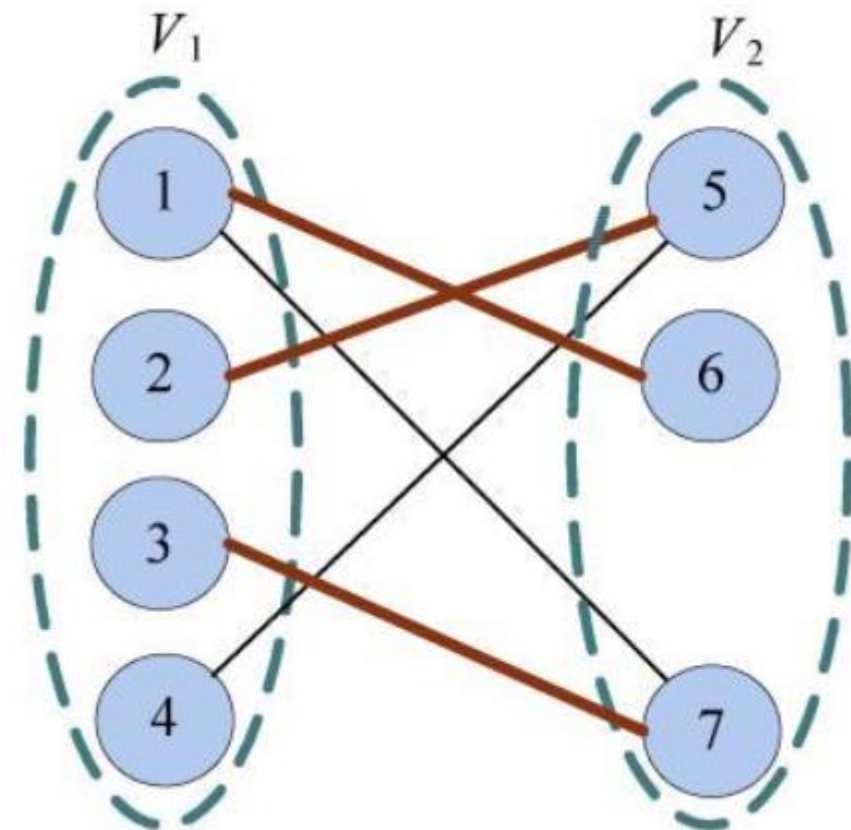


## 2. 图匹配：概念和定义

- 匹配(Matching)

- 给定图 $G(V,E)$ ，一个匹配 $M$ 是由 $G$ 的一组没有公共端点的不是圈的边构成的集合。

- 对于所有的结点 $v \in V$ ，子集 $M$ 中最多有一条边与结点 $v$ 相连
  - 与匹配 $M$ 中边关联的那些结点是被 $M$ -浸润的，其余结点是 $M$ -未浸润的





## 2. 图匹配：概念和定义

- 极大匹配：不能再通过添加边使其变大的匹配
  - 即：不存在  $e \in E$  满足  $M \cup \{e\}$  也是匹配
- 最大匹配：边数最多的匹配：  $|M|$ 最大的匹配
- 完美匹配：浸润了所有结点的匹配
  - 即  $|M|=n/2$
  - 最大匹配一定是极大匹配，而极大匹配不一定是最大匹配。在一个无向图中，可以有多个极大匹配和最大匹配

性质：完美匹配是最大匹配，反之不然

## 2. 图匹配：概念和定义

- 最大匹配问题

- 输入：图 $G(V,E)$

- 输出： $G$ 的最大匹配 $M$

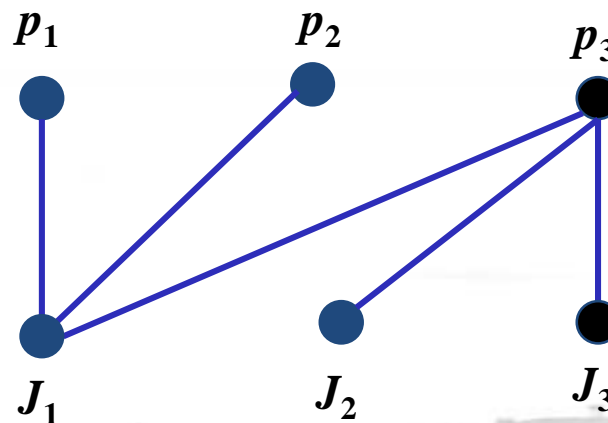
- 应用

- 人员指派
  - 教室指派
  - 任务安排
  - 赛程安排

### 工作分配

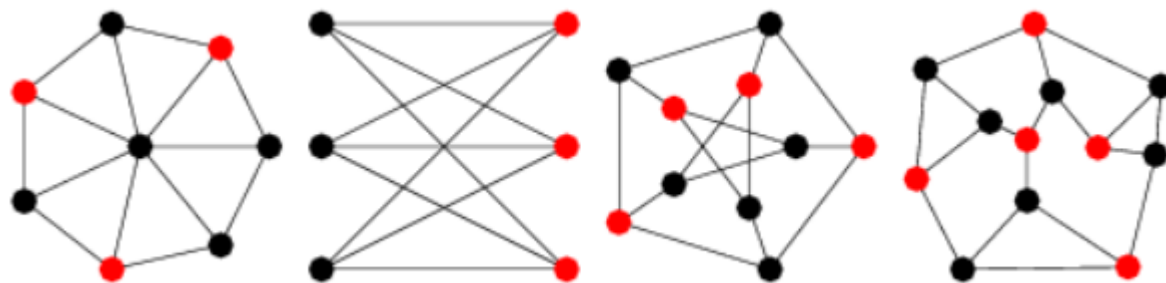
输入： $n$ 个人 $p_1, \dots, p_n$ ,  $n$ 项工作 $J_1, \dots, J_n$ ,  
第 $i$ 个人胜任其中 $k$ 项工作

输出：是否存在工作分配方案使得每个人完成1项自己胜任的工作



## 2. 图匹配：概念和定义

- 顶点覆盖
  - 图 $G(V,E)$ 的一个顶点覆盖是指顶点集合 $C \subseteq V$ ， $C$ 包含每条边上的至少一个端点
    - $C$ 的所有顶点覆盖边集 $E$
- 最小顶点覆盖
  - $|C|$ 最小顶点的覆盖
- 最小顶点覆盖问题
  - 输入：图 $G(V,E)$
  - 输出： $G$ 的最小顶点的覆盖



黑色的点集合都是顶点覆盖集合，图的每一条边都至少有一个顶点在点集合中

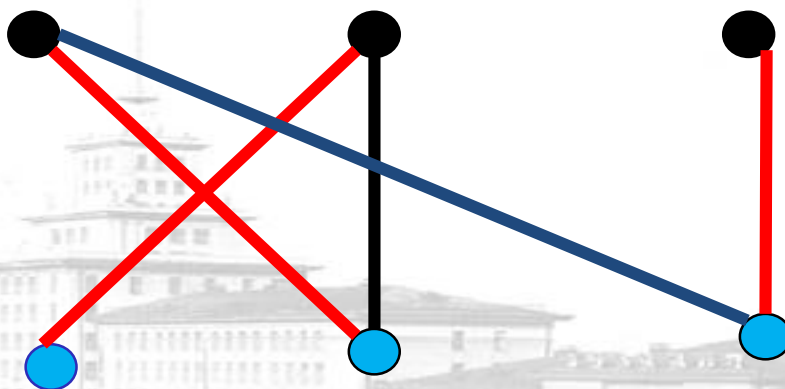
目前，大规模图数据管理已经非常盛行  
很多高效算法都以匹配算法或覆盖算法为基础！

## 2. 图匹配：概念和定义

- 加权最大/小匹配问题
  - 每条边有一个代价，寻找具有最大/小代价的匹配
- 加权最小覆盖问题
  - 每个顶点有一个代价，寻找具有最小代价的覆盖

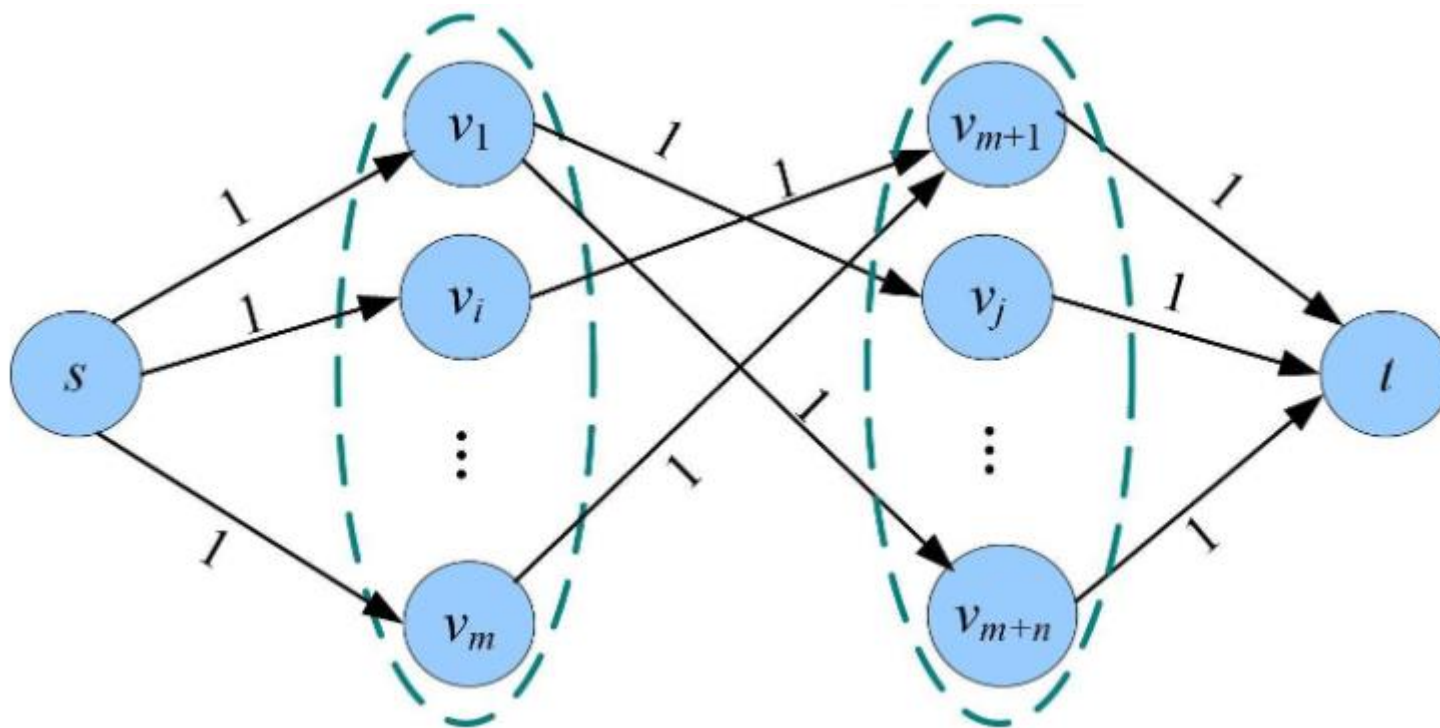
## 2. 图匹配：最大二分匹配问题

- 二分图(Bipartite Graph, 又称二部图)
  - 图 $G(V,E)$ 称为二分图, 如果 $V=L\cup R$ ,  $L\cap R=\emptyset$ ,  $E$ 中所有边一定是有有一个顶点属于集合 $L$ , 另一个顶点属于集合 $R$
- 二分图最大匹配问题
  - 输入: 二分图 $G(V,E)$
  - 输出:  $G$ 的最大匹配



## 2. 图匹配：最大二分匹配问题

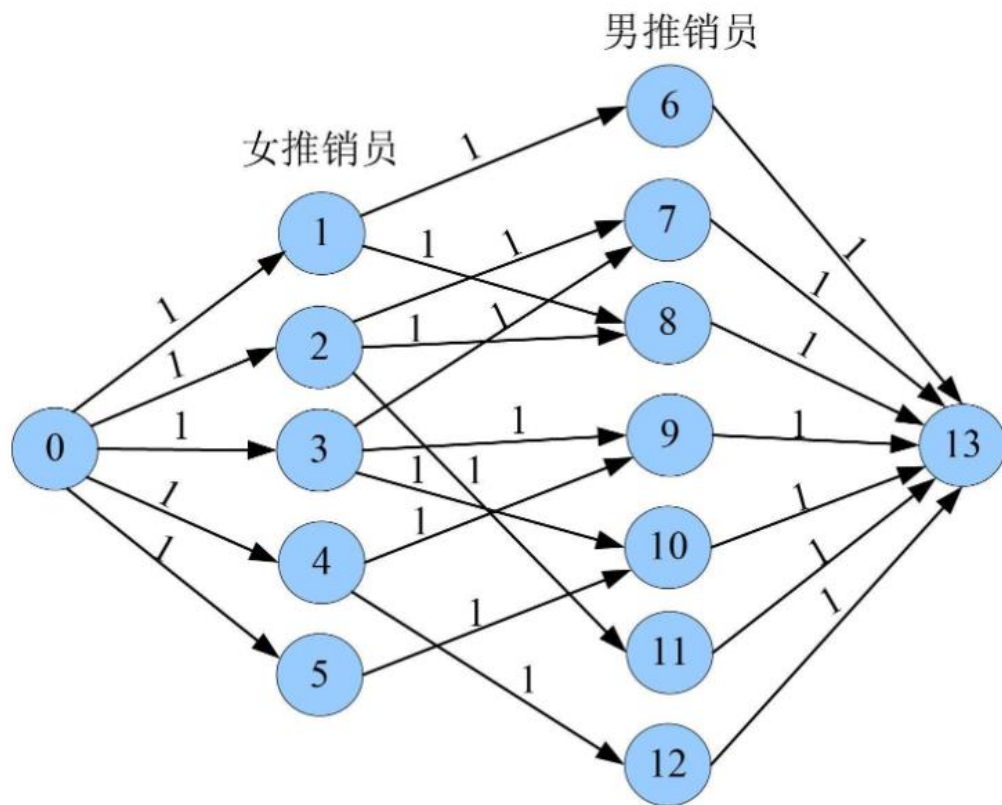
- 如何得到二分图的最大匹配？
  - 借助**最大流算法**
  - 将二分图左边添加一个源点，右边添加一个汇点，将左边的点全部与源点相连，右边的点和汇点相连，所有边的容量均为 1





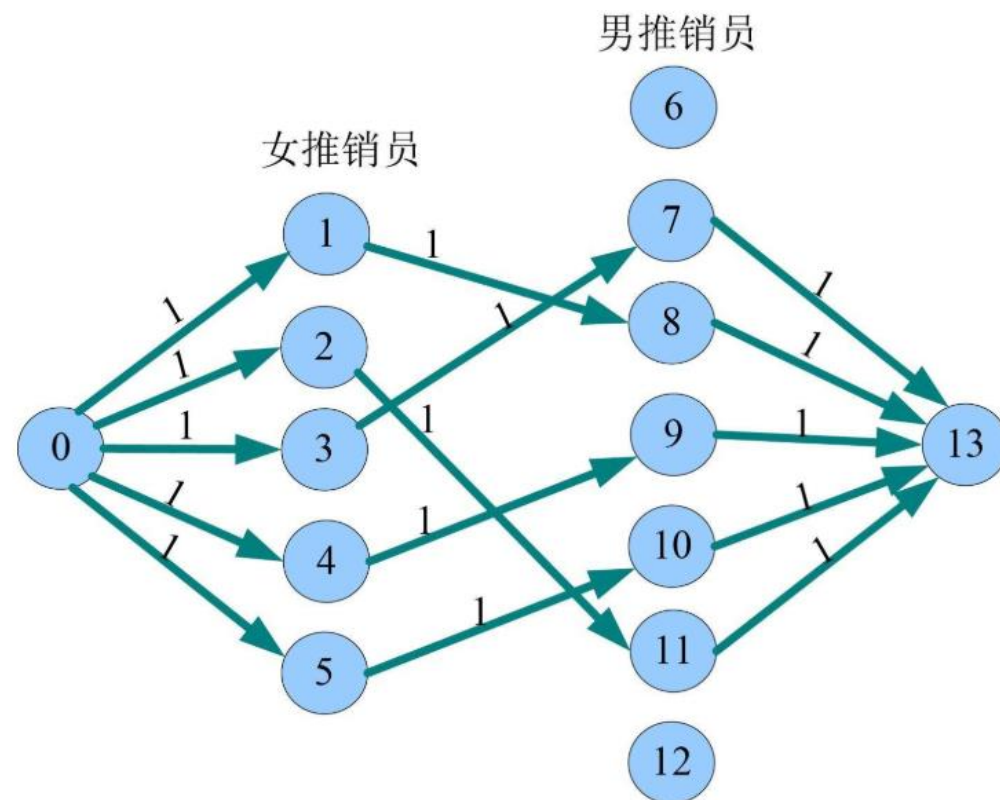
## 2. 图匹配：最大二分匹配问题

- 女推销员数为 5，编号 1~5；男推销员数为 7，编号 6~12。  
以下两个编号的推销员可以配合：1—6，1—8，2—7，2—8，  
2—11，3—7，3—9，3—10，4—12，4—9，5—10



## 2. 图匹配：最大二分匹配问题

- 求网络最大流，输出最大流值就是最多的配对数
- 最大配对数：5
- 配对方案：1—8，2—11，3—7，4—9，5—10



## 2. 图匹配：求解最大二分匹配问题

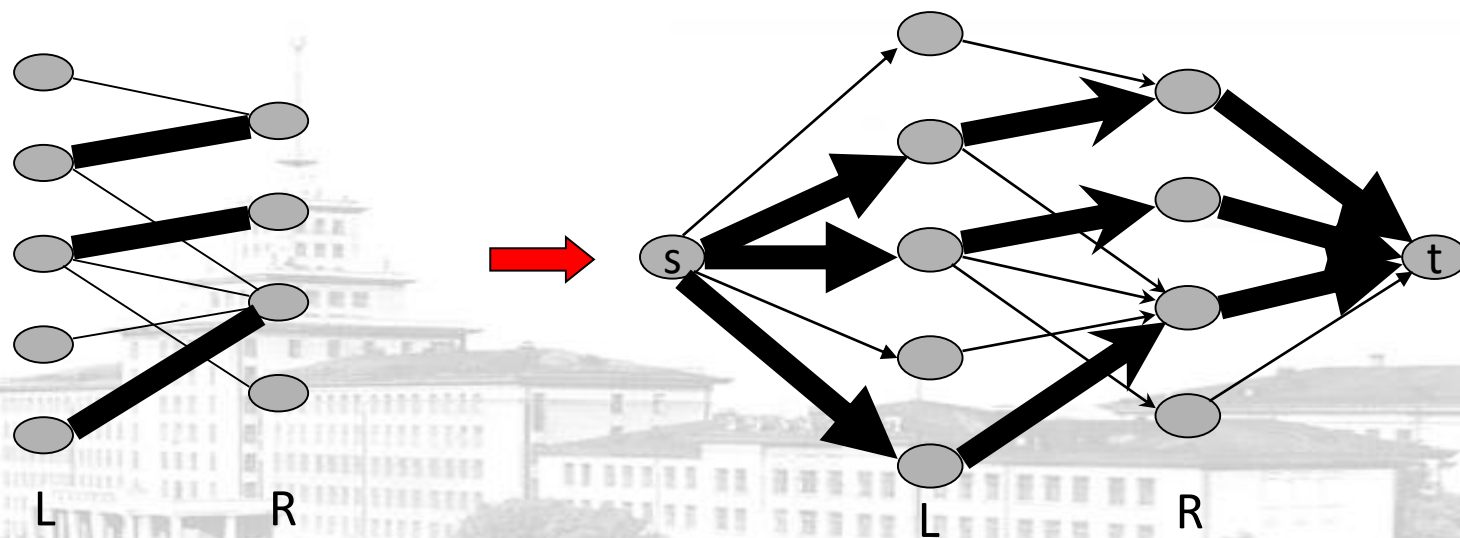
- 规约为最大流问题，利用最大流求解算法
- 二部图的对应流网络

给定二部图 $G=(V, E)$ ,  $V=L\cup R$ ,  $G$ 对应流网络为 $G'=(V', E')$

$$V'=V\cup\{s, t\},$$

$$E'=\{(s, u) \mid u\in L\}\cup\{(u, v) \mid u\in L, v\in R\}\cup\{(v, t) \mid v\in R\}$$

每条边的容量为一个单位



## 2. 图匹配：求解最大二分匹配问题

引理1. 设  $G'=(V', E')$  是  $G=(V, E)$  的对应流网络, 则  $|E'|=\Theta(|E|)$ .

证明.

由于  $V$  中每个节点  $v$  至少有一条连接  $v$  的边,  $|E|\geq |V|/2$ .

于是,  $|E|\leq |E'|=|E|+|V|\leq 3|E|$ , 即  $|E'|=\Theta(|E|)$ .



## 2. 图匹配：求解最大二分匹配问题

### – 算法

- 1. 由 $G$ 构造对应的 $G'$ ;
- 2. **FORD-FULKERSON**( $G', s, t$ ); //或任意其它最大流算法
- 3. 由 $G'$ 的最大流构造 $G$ 的最大匹配
  - $M = \{ (u, v) \mid u \in L, v \in R, f(u, v) > 0 \}.$

### – 算法复杂性

- 第1步:  $\Theta(|E|)$ ;
- 第2步:  $O(|V||E|)$ ; //或其它
- 第3步:  $O(|E|)$ ;
- 总时间:  $O(|V||E|)$ .

## 2. 图匹配：求解最大二分匹配问题

### – 算法正确性证明

**引理2.** 设 $G=(V, E)$ 是一个二部图,  $V=L\cup R$ ,  $G'$ 是 $G$ 对应的流网络.  $M$ 是 $G$ 的一个匹配 iff  $G'$ 中存在一个整数值流 $f$ ,  $|f|=|M|$ .

**证明.**  $\Rightarrow$  设 $M$ 是 $G$ 的匹配. 如下定义 $G'$ 中的流 $f$ : 若 $(u, v)\in M$ ,  $f(s, u)=f(u, v)=f(v, t)=1$ ,  $f(u, s)=f(v, u)=f(t, v)=-1$ . 对于其他 $(u, v)\in E'$ ,  $f(u, v)=0$ .

容易证明:  $f$ 满足容量约束性、斜对称性、流守恒性.

往证 $|f|=|M|$ .

对于 $\forall (u, v)\in M$ ,  $(u, v)$ 对应一个1单位流 $s\rightarrow u\rightarrow v\rightarrow t$ . 由 $M$ 的边导致的路径除 $s$ 和 $t$ 外节点不相交.

于是, 跨越划分 $(L\cup\{s\}, R\cup\{t\})$ 的net flow等于 $|M|$ . 由前节的引理4,  $|f|=|M|$ .



## 2. 图匹配：求解最大二分匹配问题

### – 算法正确性证明

**引理2.** 设 $G=(V, E)$ 是一个二部图,  $V=L\cup R$ ,  $G'$ 是 $G$ 对应的流网络.  $M$ 是 $G$ 的一个匹配 iff  $G'$ 中存在一个整数值流 $f$ ,  $|f|=|M|$ .

**证明.**  $\Leftarrow$  设 $f$ 是 $G'$ 的整数值流. 如下定义 $G$ 中匹配 $M$ :  $M=\{(u, v) \mid u \in L, v \in R, f(u, v)>0\}$ .

往证 $M$ 是 $G$ 中匹配.

对于 $\forall u \in L$ ,  $u$ 仅有一个容量为1的入边 $(s, u)$ . 于是, 至多有一个单位正值流进入 $u$ , 且由流守恒性, 若有单位流进入 $u$ , 必有单位流离开 $u$ .

由于 $f$ 的值是整数, 单位流只能经一条边进入或离开 $u$ . 于是, 单位流进入 $u$  iff 存在一个节点 $v \in R$ , 使 $f(u, v)=1$ .

同样的结论对 $\forall v \in R$ 也成立.

于是,  $M$ 是 $G$ 的一个匹配.

## 2. 图匹配：求解最大二分匹配问题

### – 算法正确性证明

**引理2.** 设 $G=(V, E)$ 是一个二部图,  $V=L\cup R$ ,  $G'$ 是 $G$ 对应的流网络.  $M$ 是 $G$ 的一个匹配 iff  $G'$ 中存在一个整数值流 $f$ ,  $|f|=|M|$ .

**证明.**  $\Leftarrow$  往证 $|f|=|M|$ .

对于每个匹配节点 $u \in L$ ,  $f(s, u)=1$ ; 对于 $\forall (u, v) \in E-M$ ,  $f(u, v)=0$ .  $|M|=f(L, R)=f(L, V')-f(L, L)-f(L, s)-f(L, t)$ .

由流守恒性,  $f(L, V')=0$ ; 由斜对称性 $-f(L, t)=f(s, L)$ ; 由于无 $L$ 到 $t$ 的边,  $f(L, t)=0$ ;  $f(L, L)=0$ . 于是

$$|M|=f(s, L)=f(s, V')=|f|.$$

## 2. 图匹配：求解最大二分匹配问题

**定理1.** 若容量函数 $c$ 仅取整数值, 则由Ford-Fulkerson方法产生的最大流 $f$ 具有下列性质:

- (1).  $|f|$ 是整数;
- (2). 对于所有节点 $u$ 和 $v$ ,  $f(u, v)$ 是整数.

**证明.** 对于循环数做数学归纳证明.

**推论1.** 设 $M$ 是 $G$ 中最大匹配,  $f$ 是 $G$ 对应的 $G'$ 的最大流, 则 $|M|=|f|$ .

**证明.** 设 $M$ 是 $G$ 的最大匹配,  $f$ 不是 $G'$ 的最大流.

必存在 $G'$ 的最大流 $f'$ ,  $|f'| > |f|$ .

由于 $G'$ 的容量值是整数, 由定理1, 可以设 $f'$ 是整数值流. 于是,  $f'$ 对应于 $G$ 的一个最大流 $M'$ ,  $|M'| = |f'| > |f| = |M|$ , 与 $M$ 是最大流矛盾.

类似可证, 若 $f$ 是 $G'$ 的最大流, 它对应的匹配 $M$ 必为 $G$ 的最大匹配.

## 2. 图匹配：最大二分匹配问题

- 定理(Konig-Egervary): 如果 $G$ 是一个二分图, 则 $G$ 中最大匹配的大小等于 $G$ 的最小顶点覆盖的大小
- 这意味着二分图上的最大匹配可以这样求解
  - 初始化一个匹配 $M$
  - 不断地增大 $M$
  - $M$ 无法增大时, 找出一个顶点覆盖 $C$ 使得 $|M|=|C|$
  - $M$ 是最大匹配,  $C$ 是最小覆盖

## 2. 图匹配：求解最大二分匹配问题

匈牙利算法（1965年匈牙利数学家 Edmonds提出）

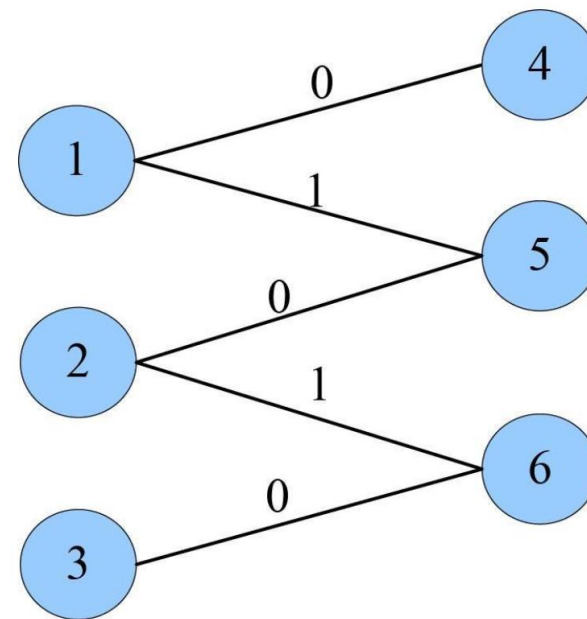
1.  $U \leftarrow V$  中未被  $M$  浸润的所有顶点
2. While 存在从  $x \in U$  出发的  $M$  增广路径  
    则增大  $M$   
     $U \leftarrow V$  中未被  $M$  浸润的所有顶点
3.  $M$  是最大匹配

复杂度：  $O(|V||E|)$

## 2. 图匹配：求解最大二分匹配问题

- 匈牙利算法

- 若  $P$  是图  $G$  中一条连通两个未匹配结点的路径，待匹配的边（边值为 0）和已匹配边（边值为 1）在  $P$  上交替出现，则称  $P$  为一条增广路径
- 有一条增广路径  $4—1—5—2—6—3$

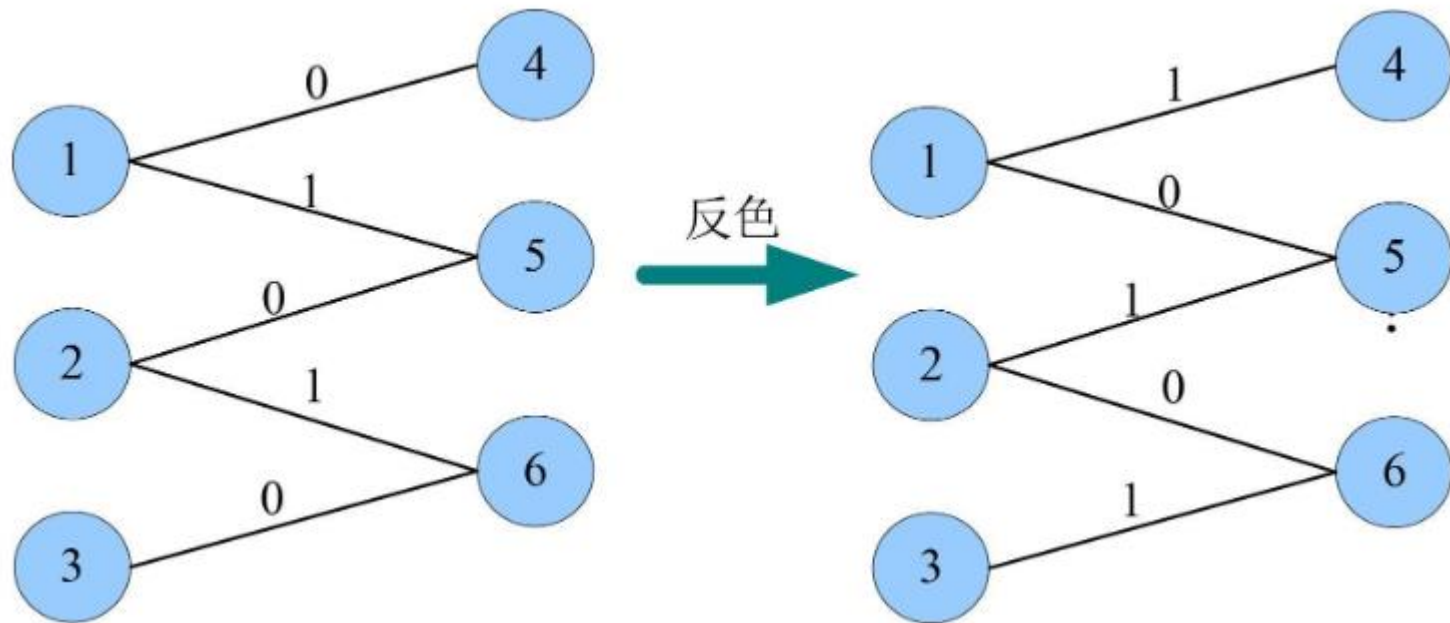




## 2. 图匹配：求解最大二分匹配问题

- 匈牙利算法

- 将第一条边改为已匹配（边值为 1），第二条边改为未匹配（边值为 0），以此类推。也就是将所有的边进行「反色」
- 注意：修改以后，匹配仍然是合法的，但是匹配数加增加一对



## 2. 图匹配：求解最大二分匹配问题

- 匈牙利算法

- 匹配数增多，且仍满足匹配要求（任意两条边都没有公共结点）
- 这里：增广路径是一条可以使匹配数变多的路径！
- 和最大流的增广路径含义不同，最大流中的增广路径是指可以增加流量的路径



## 2. 图匹配：求解最大二分匹配问题

- 匈牙利算法

- 在匹配问题中，增广路径的表现形式是一条**交错路径**，也就是说，这条由边组成的路径，它的第一条边还没有参与匹配，第二条边已参与匹配，第三条边没有参与匹配，最后一条边没有参与匹配，并且始点和终点还没有匹配。
- 另外，单独的一条连接两个未匹配点的边显然也是交错路径
- 算法思路:不停地找增广路径，并增加匹配的个数
- 可以证明:当不能再找到增广路径时，就得到了一个最大匹配



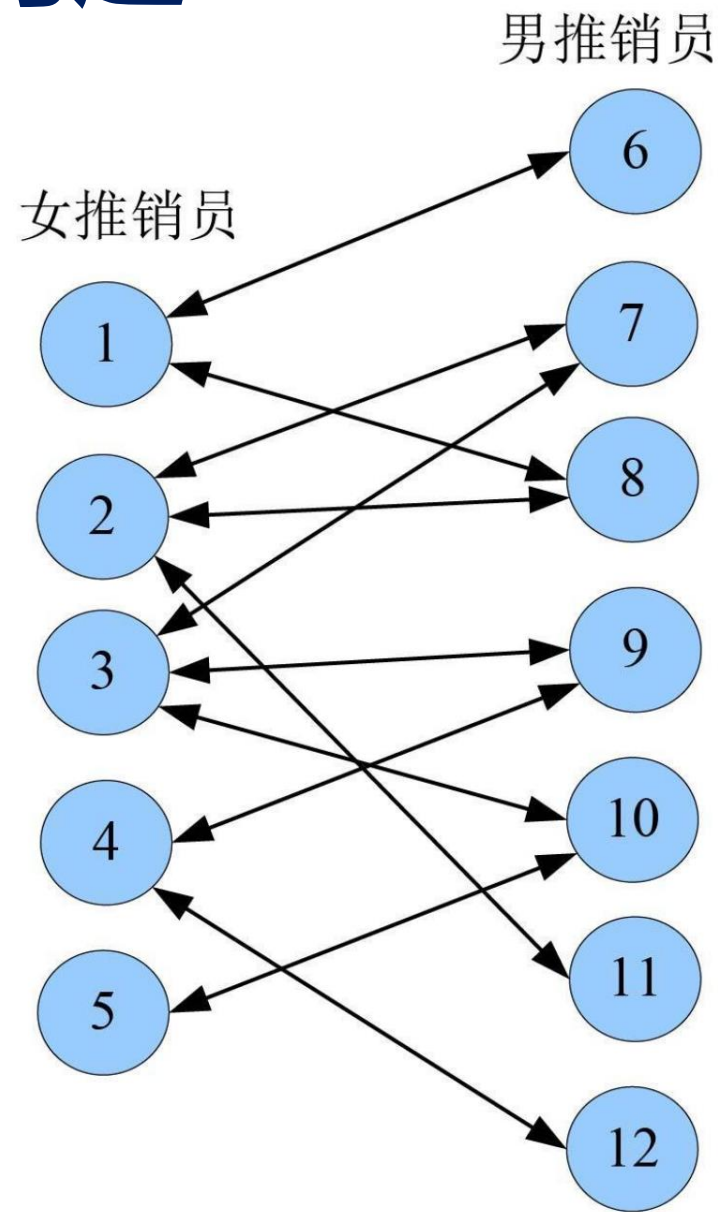
## 2. 图匹配：求解最大二分匹配问题

- 匈牙利算法

- (1) 根据输入的数据，创建邻接表。
- (2) 初始化所有结点为未访问，检查第一个集合中的每一个结点 $u$ 。
- (3) 依次检查 $u$ 的邻接点 $v$ ，如果 $v$ 未被访问，则标记已访问，然后判断如果 $v$ 未匹配，则令 $u$ 、 $v$ 匹配，即 $match[u]=v$ ， $match[v]=u$ ，返回 *true*；如果 $v$ 已匹配，则从 $v$ 的邻接点出发，查找是否有增广路径，如果有则沿增广路径反色，然后令 $u$ 、 $v$ 匹配，即 $match[u]=v$ ， $match[v]=u$ ，返回 *true*。否则，返回 *false*，转向第 (2) 步。
- (4) 当找不到增广路径时，即得到一个最大匹配。

## 2. 图匹配：求解最大二分匹配问题

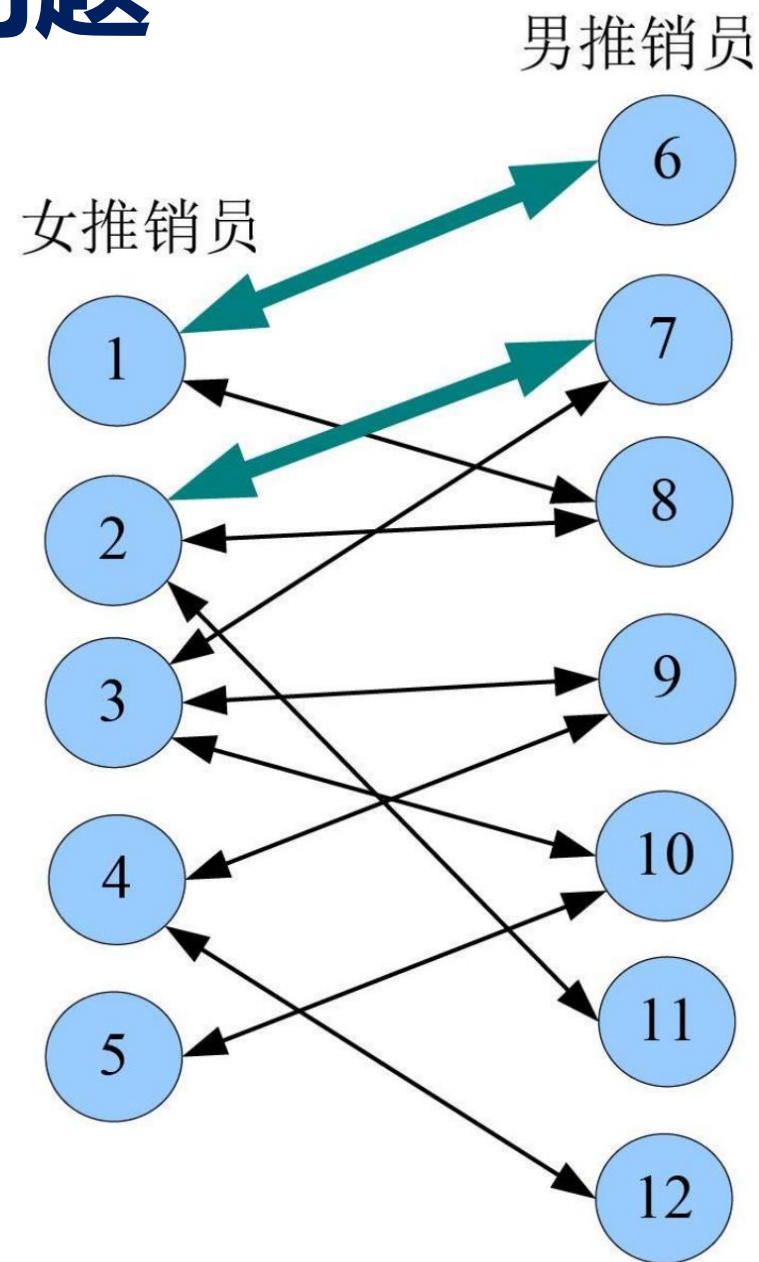
- 初始化访问数组  $vis[i]=0, i=1, \dots, 12$ ;  
检查 1 的第一个邻接点 6, 6 未被访问,  
标记  $vis[6]=1$ 。6 未匹配, 则令 1 和 6  
匹配, 即  $match[1]=6, match[6]=1$ , 返  
回 *true*





## 2. 图匹配：求解最大二分匹配问题

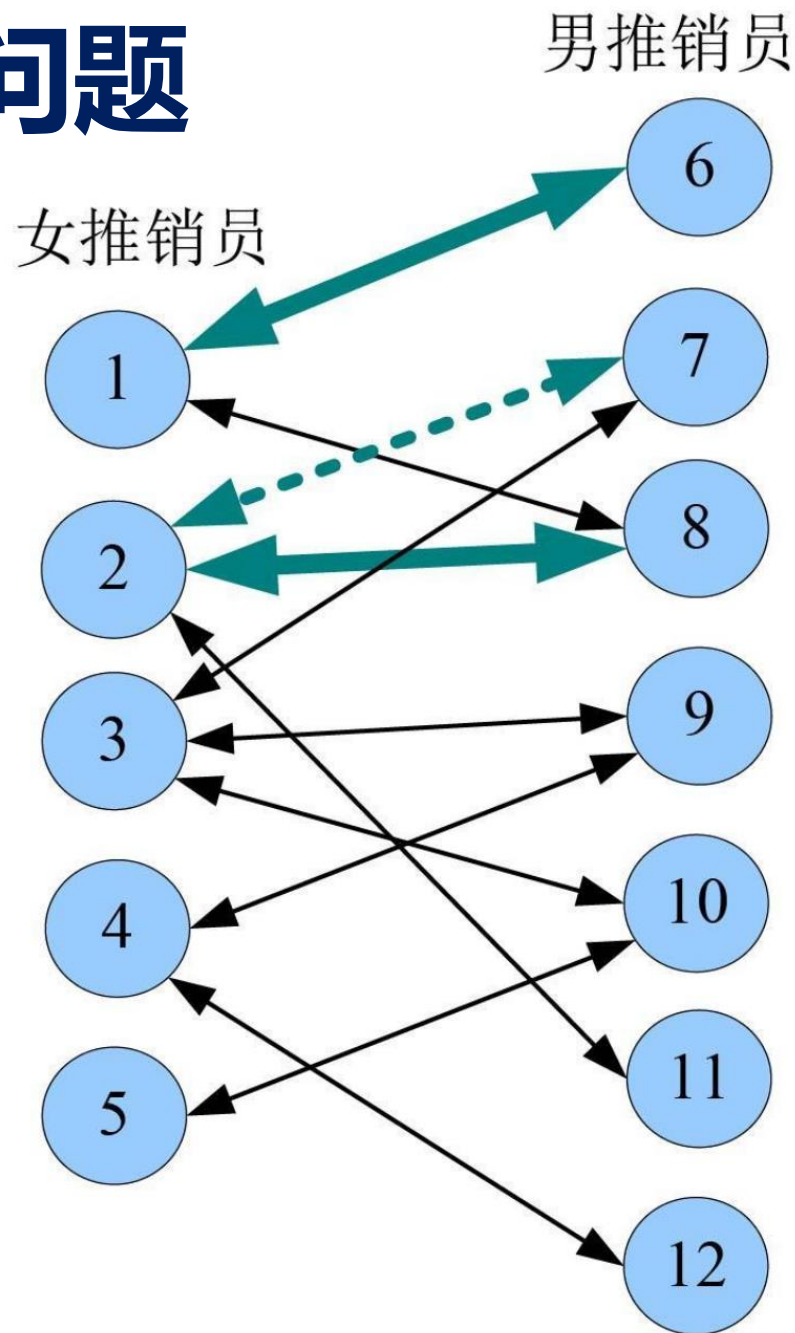
- 初始化访问数组 $vis[i]=0$ ；检查 2 的第一个邻接点 7，7 未被访问，标记 $vis[7]=1$ 。7 未匹配，则令 2 和 7 匹配，即 $match[2]=7$ ， $match[7]=2$ ，返回 *true*





## 2. 图匹配：求解最大二分匹配问题

- 检查 3 的第一个邻接点 7，7 未被访问，标记  $vis[7]=1$ 。7 已匹配， $match[7]=2$ ，从 7 的匹配点 2 出发寻找增广路径，实际上就是为 2 号结点再找一个其他匹配点，如果找到了，就「舍己为人」把原来的匹配点 7 让给 3 号，
- 从 2 出发，检查 2 的第一个邻接点 7，7 已访问，检查第二个邻接点 8，8 未被访问，标记  $vis[8]=1$ 。8 未匹配，则令  $match[2]=8$ ， $match[8]=2$ ，返回 true



## 2. 图匹配：求解最大二分匹配问题

- 检查 4 的第一个邻接点 9，9 未被访问，标记  $vis[9]=1$ 。9 未匹配，则令  $match[4]=9$ ， $match[9]=4$ ，返回 *true*。
- 检查 5 的第一个邻接点 10，10 未被访问，标记  $vis[10]=1$ ，10 未匹配，则令  $match[5]=10$ ， $match[10]=5$ ，返回 *true*

