

岡本 吉央  
okamotoy@uec.ac.jp

電気通信大学

2019年6月21日

最終更新：2019年6月21日 11:39

- 1 グラフの定義と次数：数理 (4/12)
- 2 道と閉路：数理 (4/19)
- 3 木：数理 (4/26)
  - \* 休み (5/3)
  - \* 休講 (5/10)
- 4 マッチング：数理 (5/17)
- 5 マッチング：モデル化 (5/24)
- 6 最大流：数理 (5/31)
  - 中間試験 (6/7)

スケジュール 後半 (予定)

- 7 最大流：モデル化 (1) — 割当 (6/14)
- 8 最大流：モデル化 (2) — カットの視点 (6/21)
- 9 連結性：数理とモデル化 (6/28)
- 10 彩色：数理 (7/5)
- 11 彩色：モデル化 (7/12)
- 12 平面グラフ：数理 (7/19)
- 13 平面グラフ：モデル化 (7/26)
- 14 (授業等調整日) (8/2)
  - 期末試験 (8/9?)

注意：予定の変更もありうる

グラフの次数制約付き向き付け

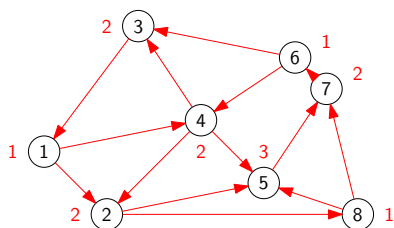
目次

- 1 グラフの次数制約付き向き付け
- 2 露天掘り問題
- 3 画像の領域分割
- 4 今日のまとめ

グラフの次数制約付き向き付け

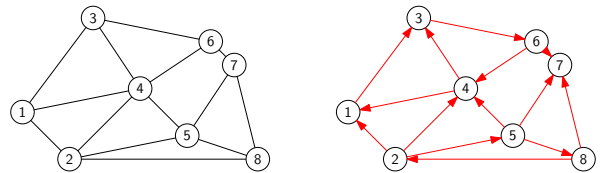
グラフの向き付け：次数制約付き

無向グラフ  $G = (V, E)$



- ▶ **所与**：各頂点  $v \in V$  に対して、非負整数  $m(v)$
- ▶ **質問**：各頂点の入次数が  $m(v)$  となるような向き付けがあるか？

グラフの向き付け



定義：向き付け

無向グラフの**向き付け**とは、すべての (無向) 辺を (有向) 弧に置き換えることまたは、置き換えて得られる有向グラフのこと

グラフの次数制約付き向き付け

グラフの向き付け：次数制約付き

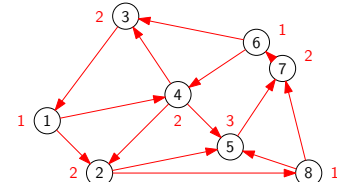
無向グラフ  $G = (V, E)$ 、各頂点  $v \in V$  に対して非負整数  $m(v)$

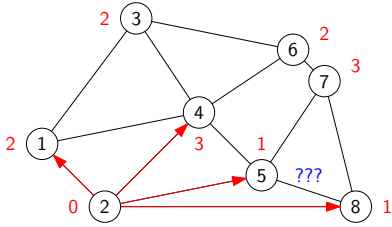
簡単な必要条件

各頂点の入次数が  $m(v)$  となるような向き付けがある  $\Rightarrow$

$$|E| = \sum_{v \in V} m(v)$$

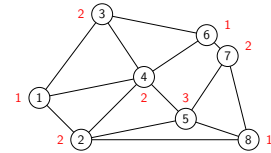
これは、(有向グラフに対する) 握手補題から分かる





ここからの目標

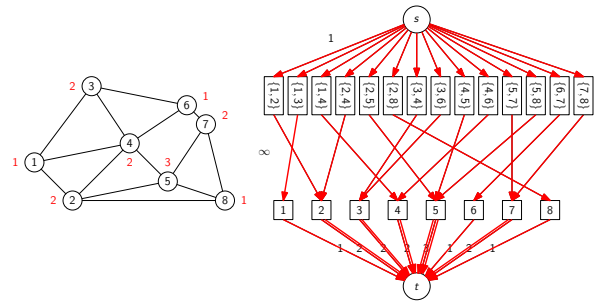
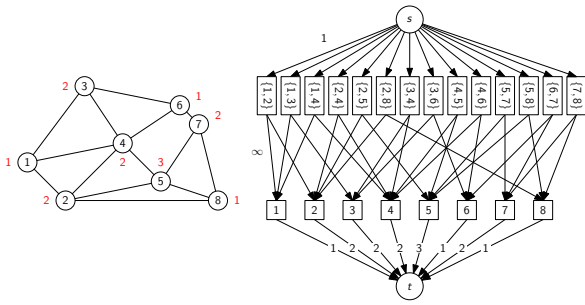
この問題を最大流問題としてモデル化する



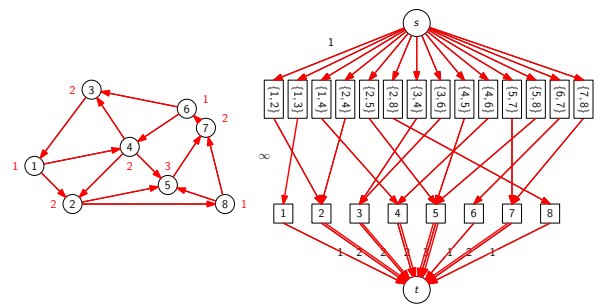
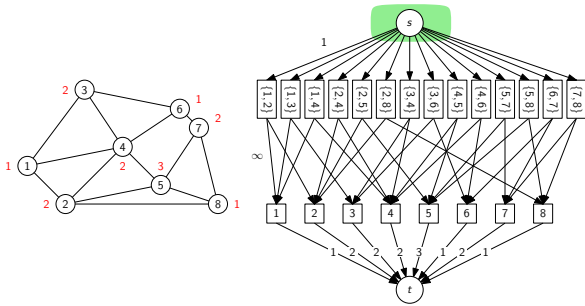
「流れ」という比喩 (前回の復習)

流れ — 割当  
 たくさん流す — たくさん割り当てる

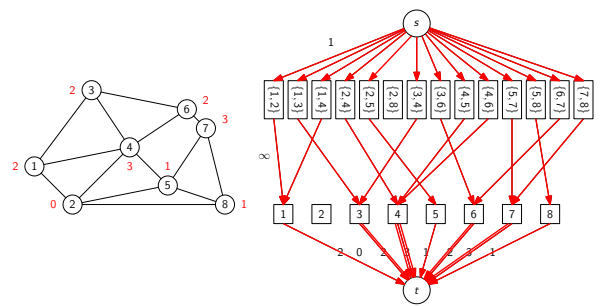
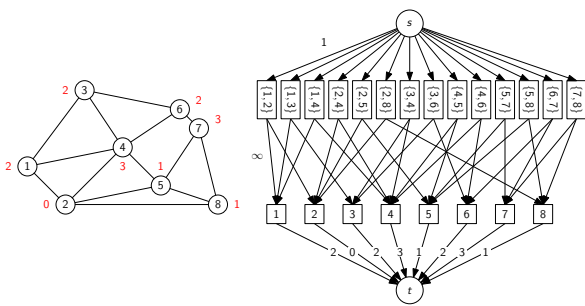
「辺  $\{u, v\}$  が弧の終点を  $u$  か  $v$  へ割り当てる」と見なす



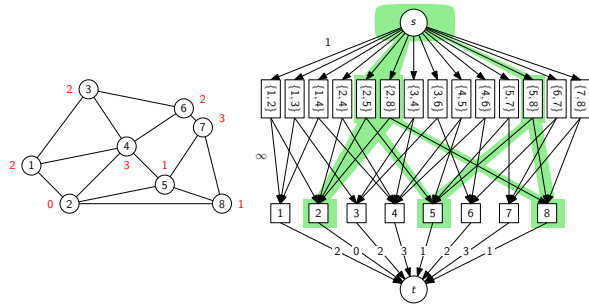
整数最大流 (の1つ), 値 = 14



最小  $s, t$  カット (の1つ), 容量 = 14  
(つまり, 前のページの流れは最大流)



整数最大流 (の1つ), 値 = 13



最小  $s, t$  カット (の1つ), 容量 = 13

- ▶ つまり, 前のページの流れは最大流
- ▶ 最大流の値 =  $13 < 14 = \sum_{v \in V} m(v)$  なので, うまく向き付けられない

- 1 グラフの次数制約付き向き付け
- 2 露天掘り問題
- 3 画像の領域分割
- 4 今日のまとめ



[http://en.wikipedia.org/wiki/File:Sunrise\\_Dam\\_Mill.jpg](http://en.wikipedia.org/wiki/File:Sunrise_Dam_Mill.jpg)

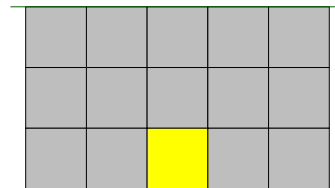


[http://en.wikipedia.org/wiki/File:Sunrise\\_Dam\\_open\\_pit.jpg](http://en.wikipedia.org/wiki/File:Sunrise_Dam_open_pit.jpg)

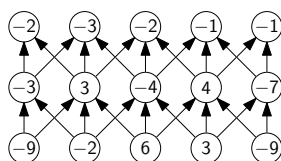


<http://en.wikipedia.org/wiki/File:Sunrisegoldmine.jpg>

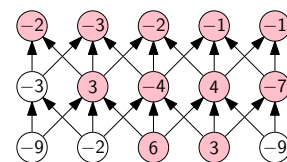
簡単にするため, 深さと幅だけの設定で



金が地下の奥底にある状況



各頂点には, その部分を掘ったときに得られる利益が付いている



ここからの目標

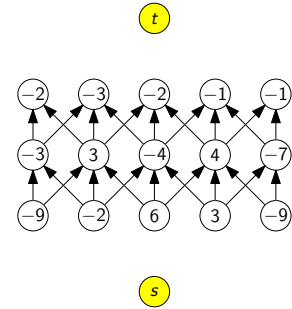
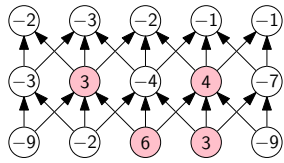
どのように掘れば最も利益があがるか, 最小  $s, t$  カット問題としてモデル化する

- ▶ 注：最小  $s, t$  カットは最大流問題を解けば見つかる

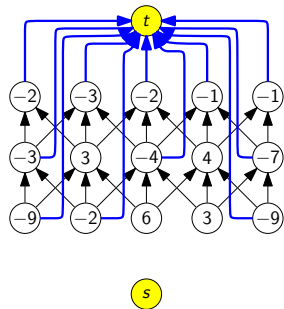
モデル化のためのアイデア

自由に取れるならば、利益の合計を  $3 + 4 + 6 + 3 = 16$  にできる

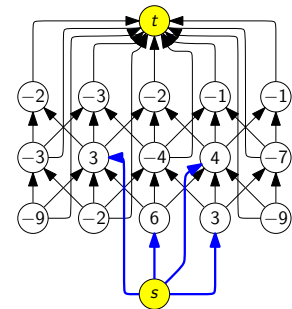
- ▶  $-3$  を取る  $\equiv$   $3$  だけ損をする (と考える)
- ▶  $6$  を取らない  $\equiv$   $6$  だけ損をする (と考える)
- ▶ 目標：損の合計を最小化する



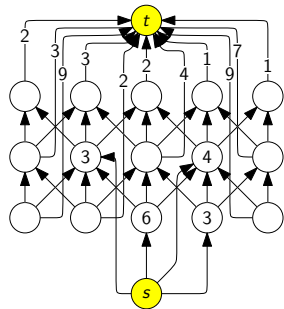
$s$  と  $t$  を新たに付ける



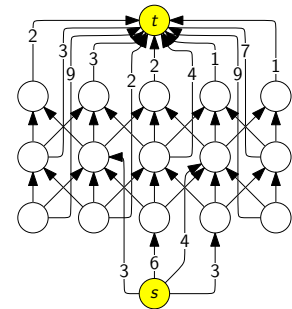
利益が負である頂点から  $t$  に向かって弧を付ける



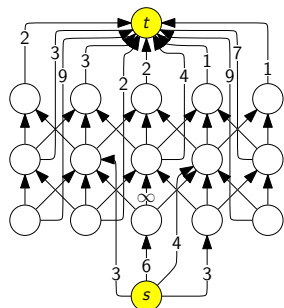
利益为正である頂点に向かって  $s$  から弧を付ける



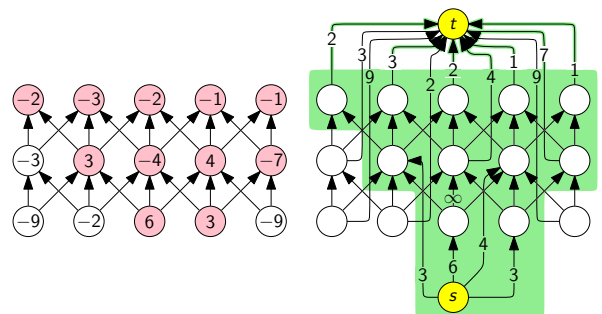
$t$  を終点とする弧の容量はその始点を取ったときの損

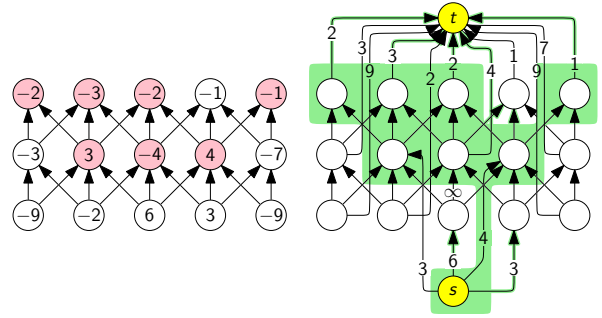
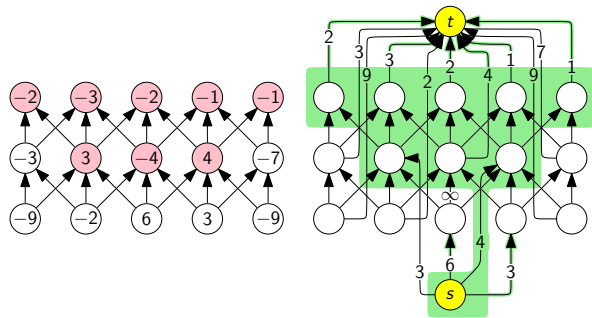


$s$  を始点とする弧の容量はその終点を取らなかったときの損

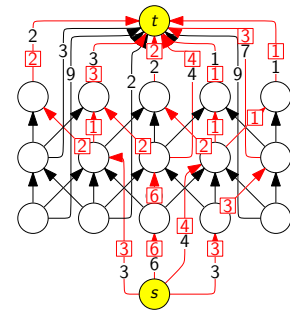
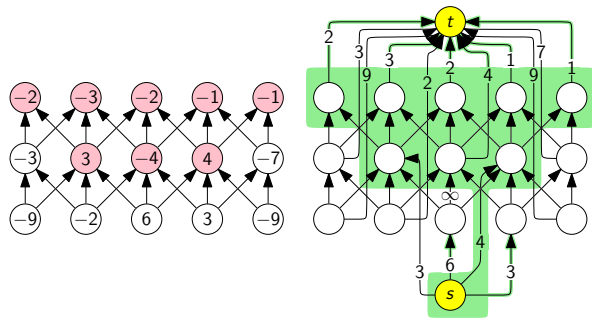


他の弧の容量は  $\infty$  (無限大)

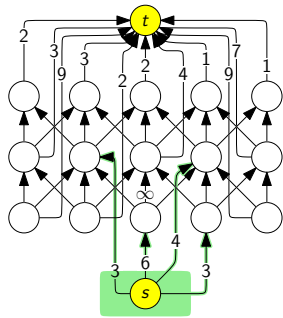




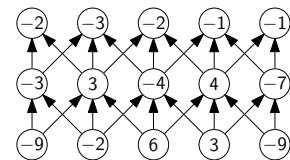
最小  $s, t$  カットから、損が最も小さい掘り方が分かる (Picard '76)  
 最小  $s, t$  カットを計算するために、最大流を計算する



計算された最大流 (値 = 16)



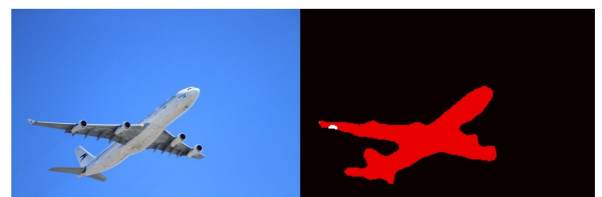
対応する最小  $s, t$  カット (容量 = 16)



総利益 = 0

- ① グラフの次数制約付き向き付け
- ② 露天掘り問題
- ③ 画像の領域分割
- ④ 今日のまとめ

「物体」と「背景」に画像を分割する

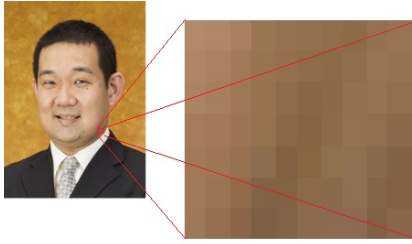


<https://aws.amazon.com/jp/blogs/machine-learning/semantic-segmentation-algorithm-is-now-available-in-amazon-sagemaker/>

様々な手法が提案されているが、この講義は、最小  $s, t$  カットに基づく方法 (グラフカット法) を取り扱う

## 画像の表現：ピクセル

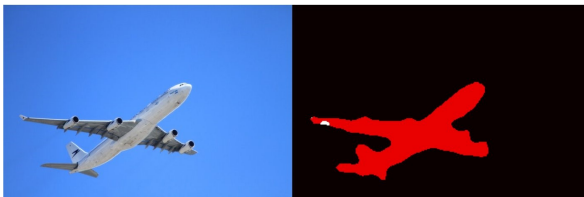
画像はピクセル (画素) の集まりとして表現されている



詳細は『コンピュータ・グラフィックス』で

## 画像の領域分割：基本的な考え方

「物体」と「背景」の色の違い (強度の違い) に着目する

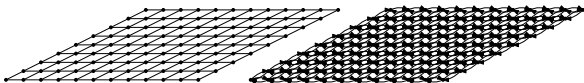


<https://aws.amazon.com/jp/blogs/machine-learning/semantic-segmentation-algorithm-is-now-available-in-amazon-sagemaker/>

強度の差が大きい所で画像を分割する

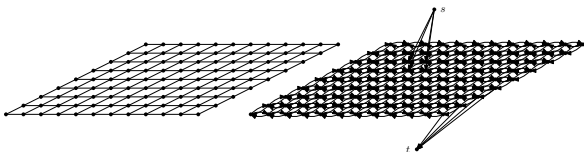
## 画像の領域分割：基本的な考え方 (2)

各辺を 両向きの弧 2 つに置き換えて、有向グラフを作る



## 画像の領域分割：基本的な考え方 (4)

容量をうまく定める

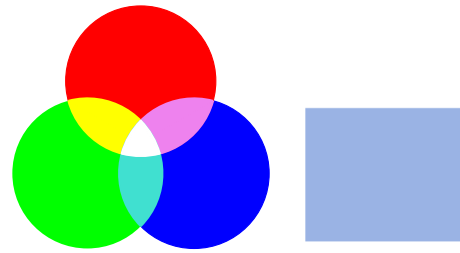


- ▶  $s$  を始点,  $t$  を終点とする弧の容量: とても大きい
- ▶ ピクセル間の弧の容量: 端点とするピクセルの色の強度差が大きいほど小さい

## 画像の表現：色

各ピクセルは色を持つ (色の表現方法は様々), 色には強度 (濃淡) がある

- ▶ 表現法の 1 つ: RGB (赤と緑と青を混ぜる)

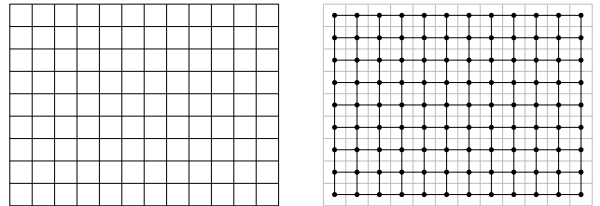


R: 154  
G: 179  
B: 228

詳細は『コンピュータ・グラフィックス』で

## 画像の領域分割：基本的な考え方 (1)

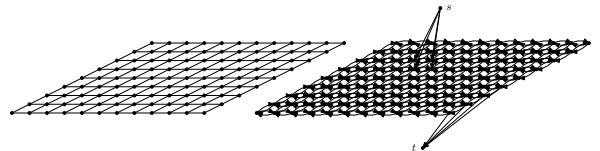
画像をグラフであると見なす



- ▶ 頂点 = ピクセル
- ▶ 辺 = 隣接ピクセル

## 画像の領域分割：基本的な考え方 (3)

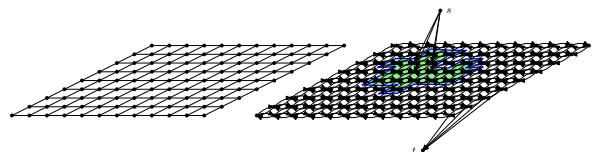
$s, t$  も付け加える



- ▶  $s$  から「物体であると分かっているピクセル」に向かって、弧を付ける
- ▶  $t$  に向かって「背景であると分かっているピクセル」から、弧を付ける

## 画像の領域分割：基本的な考え方 (5)

これで、最小  $s, t$  カットを計算する



最小  $s, t$  カットが「物体」を切り取る

入力画像

最小  $s, t$  カットを計算して得られた結果 (背景を白くしている)

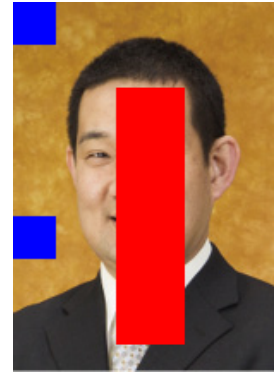
## 今日の目標

最大流問題 (最小  $s, t$  カット問題) を用いて次の問題をモデル化できる

- ▶ グラフの次数制約付き向き付け
- ▶ 露天掘り問題
- ▶ 画像の領域分割

次回：連結性 (また最大流問題が登場する)

赤の部分は物体, 青の部分は背景



- ① グラフの次数制約付き向き付け
- ② 露天掘り問題
- ③ 画像の領域分割
- ④ 今日のまとめ