

基礎ゼミ⑬

Frank Wolfeアルゴリズムの実装 (Python)

2017/06/28

朝倉研究室M1 尾頭尚人

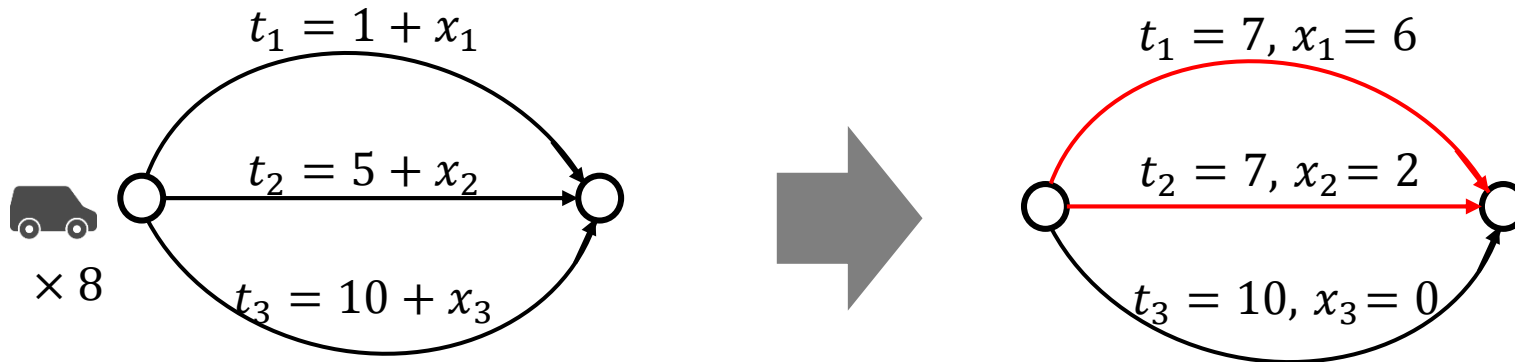
目次

- 前回の復習(利用者均衡)
- Frank Wolfe法
- Frank Wolfe法の実装

(復習)利用者均衡

Wardropの第一原則

利用される経路の旅行時間は全て等しく、利用されない経路の旅行時間よりも小さいか、せいぜい等しい



利用者均衡配分

(x :リンク交通量 t :リンク走行時間)

(復習)利用者均衡

利用者均衡時の各リンクの交通量は
以下の**数理最適化問題**の解として求められる

(交通ネットワークの均衡分析:p.42を参照)

【目的関数】

$$\min Z(x_a) = \sum_{a \in A} \int_0^{x_a} t_a(w) dw$$

各リンクの所要時間の総和
を最小にする

【制約条件】

$$\left. \begin{aligned} \sum_{k \in K_{rs}} f_k^{rs} - Q_{rs} &= 0 \\ x_a &= \sum_{k \in K_{rs}} \sum_{rs \in R} \delta_{a,k}^{rs} f_k^{rs} \\ f_k^{rs} &\geq 0, \quad x_a \geq 0 \end{aligned} \right\}$$

交通量保存則
(OD交通量、リンク交通量)

非負制約
(経路交通量、リンク交通量)

Frank Wolfe法

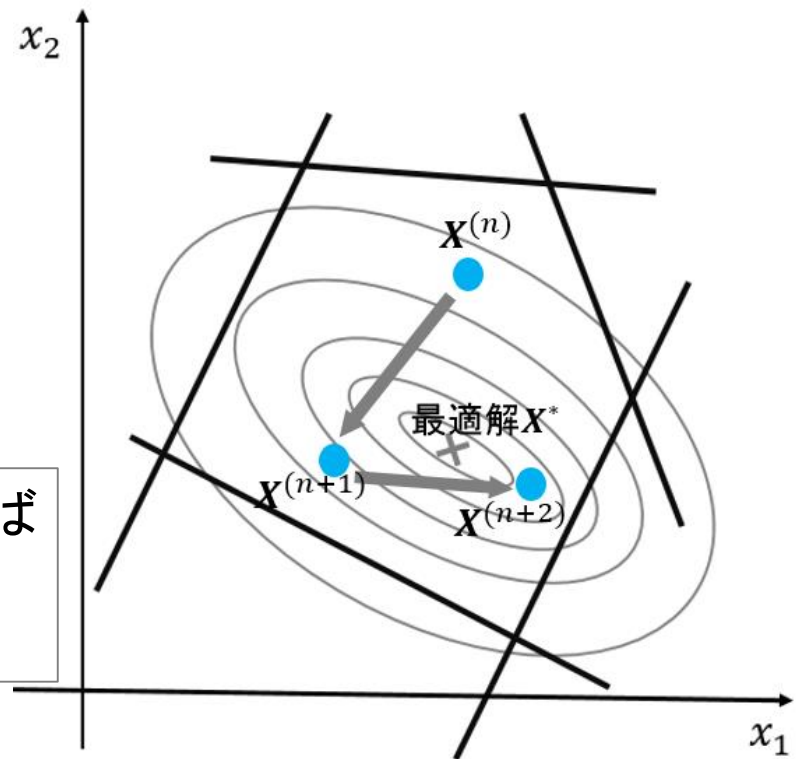
- p.4の数理最適化問題を解く代表的なアルゴリズム

非線形最適化問題の
一般的解法に沿っている

$$X^{(n+1)} = X^{(n)} + \alpha \cdot d$$

どのくらい進めるか
(ステップサイズ)

どの方向に向かえば
最適解に近づくか
(降下方向ベクトル)



Frank Wolfe法

インプット

- 隣接行列
- リンクコスト関数
- OD表

Step1 初期実行可能解設定

Step2 リンクコスト更新

Step3 降下方向ベクトル d 決定

Step4 降下ステップサイズ α 決定

Step5 収束判定

×

○

アウトプット

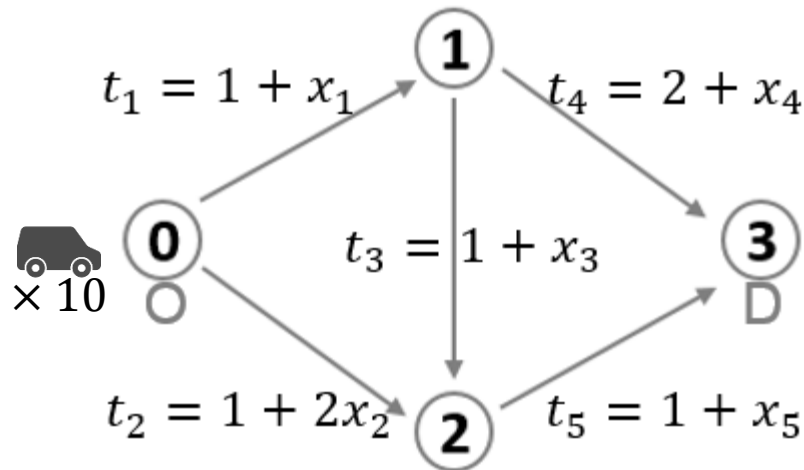
リンク交通量

Frank Wolfe法

例

ノード0からノード3へ10の車が走行

配分量(リンク交通量)をFrank Wolfe法で求める

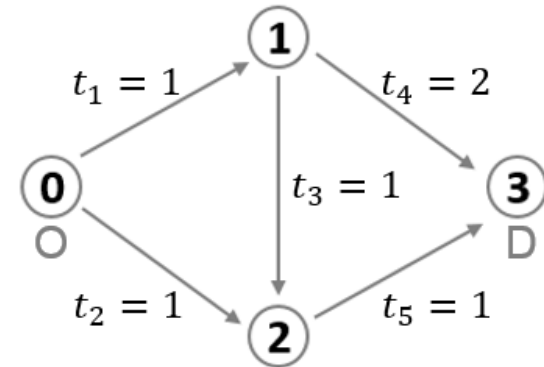


Frank Wolfe法

Step1 初期実行可能解設定

①すべてのリンク交通量を0と

した時の各リンクの所要時間を求める

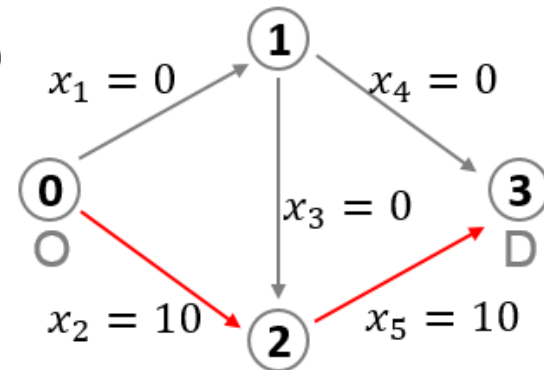


②OD間の最短経路を求め,そこに

OD交通量をすべて流す(all or nothing配分)

③②によりリンク交通量 $X^{(1)}$ が決まる

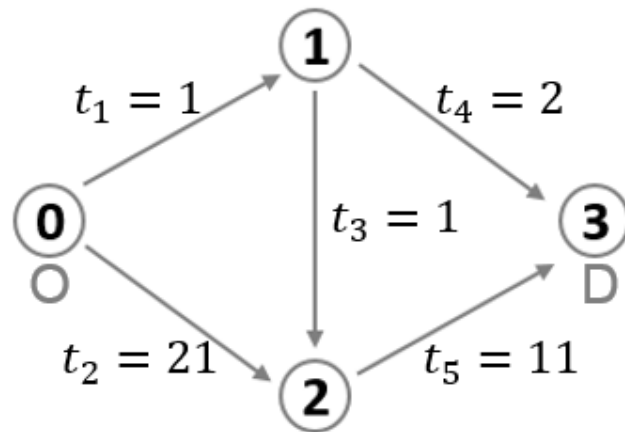
$$X^{(1)} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ x_5 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 10 \\ 0 \\ 0 \\ 10 \end{pmatrix}$$



Frank Wolfe法

Step2 リンクコスト更新

$X^{(1)}$ に対する、各リンクの所要時間を求める



Frank Wolfe法

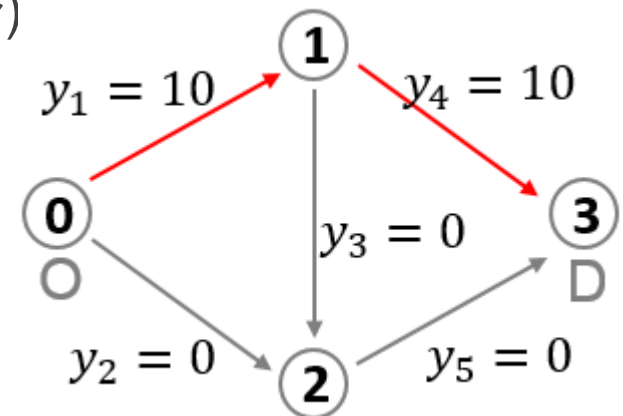
Step3 降下方向ベクトル d 決定

- ①OD間の最短経路を求め,そこに
OD交通量をすべて流す(all or nothing配分)

- ②①の配分量のベクトルを $y^{(1)}$ とする

- ③降下方向ベクトル $d^{(1)}$ は以下となる

$$d^{(1)} = y^{(1)} - x^{(1)} = \begin{pmatrix} 10 \\ 0 \\ 0 \\ 10 \\ 0 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 0 \\ 10 \\ 0 \\ 0 \\ 10 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 10 \\ -10 \\ 0 \\ 10 \\ -10 \end{pmatrix}$$



Frank Wolfe法

Step4 降下ステップサイズ α 決定

①リンク交通量は次式で更新

$$\mathbf{X}^{(2)} = \mathbf{X}^{(1)} + \alpha \mathbf{d}^{(1)} = \begin{pmatrix} 10\alpha \\ 10 - 10\alpha \\ 0 \\ 10\alpha \\ 10 - 10\alpha \end{pmatrix}$$

②これをp.4の目的関数に代入

$$Z(\mathbf{X}^{(2)}) = \sum_{a \in A} \int_0^{x_a^{(1)} + \alpha d_a^{(1)}} t_a(w) dw \quad \alpha(0 \leq \alpha \leq 1) \text{の関数}$$

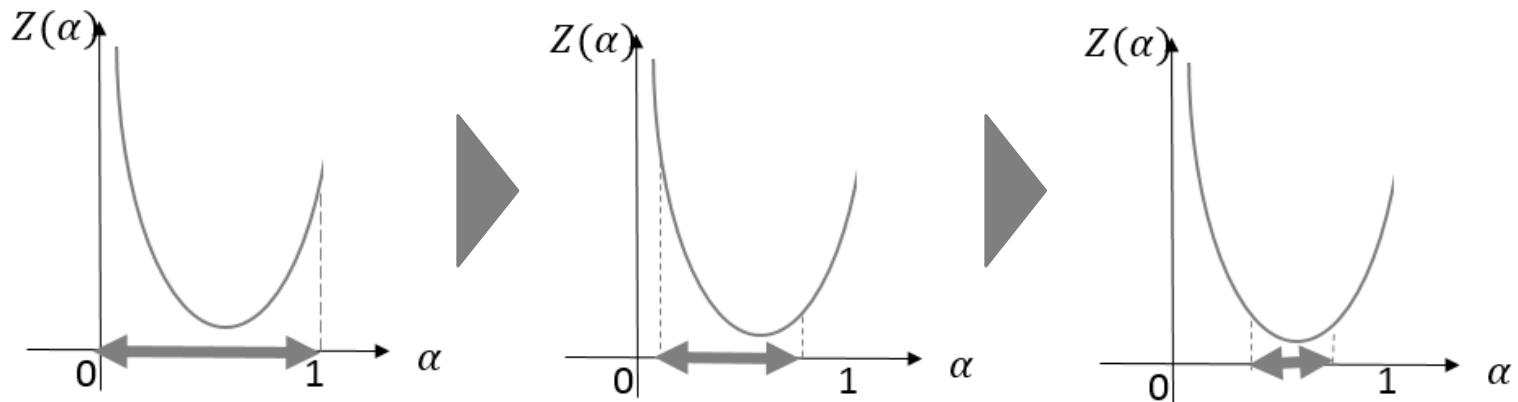


一次元探索アルゴリズム(黄金分割法)を用いて、 Z を最小にする α を求める ($\alpha=0.58$ となる)

Frank Wolfe法

※黄金分割法

一変数関数のある区間内の最小値を、
黄金比を利用して区間を狭めていくことで求める方法



Frank Wolfe法

Step5 収束判定

$\alpha=0.58$ より、リンク交通量を次式で更新

$$\mathbf{X}^{(2)} = \mathbf{X}^{(1)} + \alpha \mathbf{d}^{(1)} = \begin{pmatrix} 5.8 \\ 4.2 \\ 0 \\ 5.8 \\ 4.2 \end{pmatrix}$$

次の収束判定を満たすとき、計算終了

$$\max_a \left| \frac{x_a^{(2)} - x_a^{(1)}}{x_a^{(1)}} \right| \leq 0.001$$

更新前後における、
リンク交通量の変化で判断
(更新前の交通量に対する相対的な
変化がかなり小さければ計算終了)

満たさないとき、再びStep2に戻って繰り返す

Frank Wolfe法の実装

◆ipythonでFrank Wolfe法

- コマンドプロンプトでipython notebook
- 配布した 0627基礎ゼミ を選択

jupyter Logout

Files Running Clusters

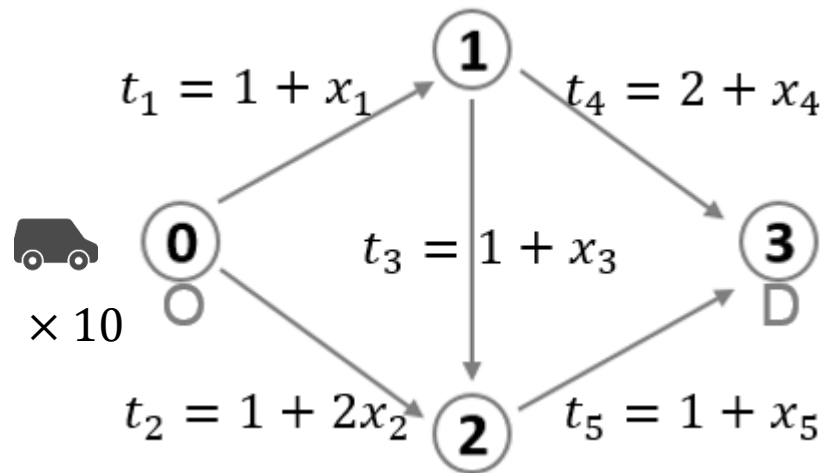
Select items to perform actions on them. Upload New ↕ ↻

File Name	Description
frank_wolfe.ipynb	適用ネットワーク①(リンクコストが一次関数)
frank_wolfe_BPR.ipynb	適用ネットワーク②(リンクコストがBPR関数)
a.csv	隣接行列
c.csv	BPR関数の交通容量
od.csv	OD表
t_0.csv	一次関数の定数項
t_1.csv	一次関数の交通量の係数
t_bpr.csv	BPR関数の自由旅行時間

Frank Wolfe法の実装

✓ frank_wolfe.ipynb を選択

適用ネットワーク①(リンクコストが一次関数の場合)



ライブラリのインポート (numpy, matplotlib, networkx)

```
# coding: shift_jis
import numpy as np
from numpy import genfromtxt
import networkx as nx
from scipy import integrate
import matplotlib.pyplot as plt

print 'start'
```

```
def frank_wolfe(a,t_0,t_1,od):
    """
    a: adjacency matrix(隣接行列)
    t_0,t_1: coefficient of link cost function(1次のリンクコスト関数の係数)
    od: OD matrix(OD表)
    """
    x = np.zeros([len(a[0]), len(a[0])]) #link flow matrix (initial value)
    t = t_0 + t_1*x #link cost

    G = nx.DiGraph(t)
    for i in range(a.shape[0]):
        for j in range(a.shape[0]):
            if od[i,j] != 0:
                shortest_path = nx.dijkstra_path(G, i, j, 'weight')
                for k in range(len(shortest_path)-1):
                    x[shortest_path[k], shortest_path[k+1]] += od[i,j]
```

Step1 初期実行可能解設定

$x^{(1)}$ を与える

```
n = 1 #Repeat number of calculations
while True:
    """
    Decision on descent direction vector(降下方向ベクトル決定)
    """
    t = t_0 + t_1*x
    G = nx.DiGraph(t)
    y = np.zeros([len(a[0]), len(a[0])]) #link flow based on all or nothing (initial value)

    for i in range(a.shape[0]):
        for j in range(a.shape[0]):
            if od[i,j] != 0:
                shortest_path = nx.dijkstra_path(G, i, j, 'weight')
                for k in range(len(shortest_path)-1):
                    y[shortest_path[k], shortest_path[k+1]] += od[i,j]

    d = y-x #descent direction vector
```

Step2 リンクコスト更新

Step3 降下方向ベクトル $d^{(n)}$ 決定

Frank Wolfe法
開始

繰り返し処理
開始


```

"""
Decision on descent step size by Golden section method(黄金分割法による降下ステップサイズ決定)
"""
s = (5.0**0.5-1)/2#Golden ratio(黄金比)
l = 0.0#Initial lower limit value(初期下限値)
m = 1.0#Initial upper limit value(初期上限値)
g = m-s*(m-1)
h = l+s*(m-1)

z_g = 0
z_h = 0

for i in range(a.shape[0]):
    for j in range(a.shape[0]):
        if a[i,j] != 0:
            def z(a_n):
                z = integrate.quad(lambda w: t_0[i,j] + t_1[i,j]*w,
                                   0.0,a_n*y[i,j] + (1-a_n)*x[i,j])#目的関数zはa_nの関数
                return z
            z_g += z(g)[0]
            z_h += z(h)[0]

###Repeating Golden select method
while True:
    if m-l < 0.001:
        a_n = (l+m)/2.0#Decision on decent step size(収束判定を満たすとき降下ステップサイズa_n決定)
        break

    else:
        if z_g >= z_h:
            l = g
            g = h
            m = m
            h = l+s*(m-1)
            z_g = z_h
            z_h = 0.0
            for i in range(a.shape[0]):
                for j in range(a.shape[0]):
                    if a[i,j] != 0:
                        def z(a_n):
                            z = integrate.quad(lambda w: t_0[i,j] + t_1[i,j]*w,
                                                 0.0,a_n*y[i,j] + (1-a_n)*x[i,j])
                            return z
                        z_h += z(h)[0]
        elif z_g <= z_h:
            l = l
            m = h
            h = g
            g = m-s*(m-1)
            z_h = z_g
            z_g = 0.0
            for i in range(a.shape[0]):
                for j in range(a.shape[0]):
                    if a[i,j] != 0:

```

Step4 ステップサイズ α 決定 (黄金分割法を利用)

Step4

```
        for j in range(a.shape[0]):
            if a[i,j] != 0:
                def z(a_n):
                    z = integrate.quad(lambda w: t_0[i,j] + t_1[i,j]*w,
                                       0.0, a_n*y[i,j] + (1-a_n)*x[i,j])
                    return z
                z_g += z(g)[0]
```

Updating the value of x(xを更新)

```
x_2 = x + a_n*d
```

リンク交通量を更新

$$x^{(n+1)} = x^{(n)} + \alpha d^{(n)}$$

"""

Convergence Criteria(収束判定)

"""

```
syusoku_list = []
```

```
for i in range(a.shape[0]):
```

```
    for j in range(a.shape[0]):
```

```
        if x[i,j] != 0:
```

```
            syusoku = np.absolute((x_2[i,j]-x[i,j])/x[i,j])
```

```
            syusoku_list.append(syusoku)
```

```
print max(syusoku_list)
```

```
if max(syusoku_list) < 0.001: #収束条件
```

```
    break
```

```
else:
```

```
    x = x_2
```

```
    n += 1
```

```
return x
```

```
x = frank_wolfe(genfromtxt('a.csv', delimiter=',')
                , genfromtxt('t_0.csv', delimiter=',')
                , genfromtxt('t_1.csv', delimiter=',')
                , genfromtxt('od.csv', delimiter=','))
```

```
print x
```

```
print 'end'
```

Step5
収束判定

収束判定を満たせば、
繰り返し計算終了

インプットデータ

隣接行列, リンクコスト関数, OD表

Frank Wolfe法の実装

結果

繰り返し計算5回で、均衡時のリンク交通量が求まる

```
start
0.580119946268
0.100595283918
0.00429662280464
0.0046819215199
0.000366568717929
```

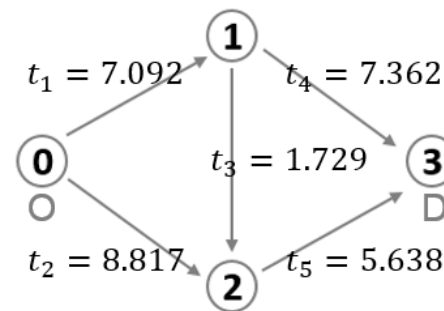
リンク所要時間

```
[[ 0. 7.09161601 8.81676798 0. ]
 [ 0. 0. 1.72949525 7.36212076]
 [ 0. 0. 0. 5.63787924]
 [ 0. 0. 0. 0. ]]
```

リンク交通量

```
[[ 0. 6.09161601 3.90838399 0. ]
 [ 0. 0. 0.72949525 5.36212076]
 [ 0. 0. 0. 4.63787924]
 [ 0. 0. 0. 0. ]]
```

end



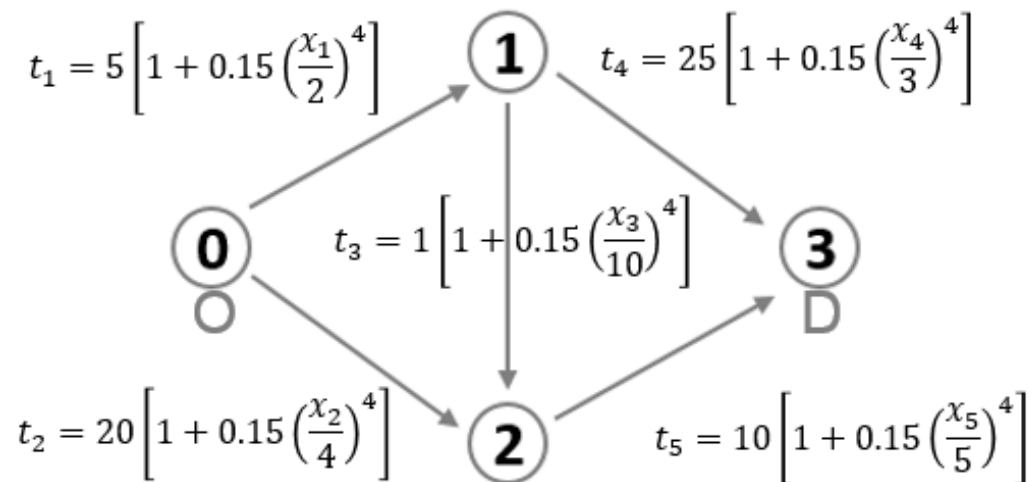
所要時間

- 経路0→1→3
 $t_1 + t_4 = 14.454$
- 経路0→2→3
 $t_2 + t_5 = 14.455$
- 経路0→1→2→3
 $t_1 + t_3 + t_5 = 14.459$

Frank Wolfe法の実装

✓ frank_wolfe_BPR.ipynb を選択

適用ネットワーク②(リンクコストがBPR関数の場合)



まとめ

本日のゼミでは、

- 利用者均衡とその数理最適問題
- Frank Wolfe法の具体的なアルゴリズム
- Frank Wolfe法の適用
(リンクコスト関数が1次関数・BPR型の場合)

について扱った