

# 강의 18: 최단 경로 찾기 IV - 다익스트라 알고리즘 가속화

## 강좌 목차

- 단일 시작 단일 도착 다익스트라
- 양방향 탐색
- 목표 지향 탐색 - 잠재력과 랜드마크

## 읽을거리

Wagner, Dorothea, and Thomas Willhalm. "Speed-up Techniques for Shortest-Path Computations." Proceedings of the 24th International Symposium on Theoretical Aspects of Computer Science (STACS 2007): 23-36. Read up to Section 3.2.

## 단일 시작 단일 도착 다익스트라

```
Initialize()
 $Q \leftarrow V[G]$ 
while  $Q \neq \phi$ 
  do  $u \leftarrow \text{EXTRACT\_MIN}(Q)$  (stop if  $u = t$ !)
  for each vertex  $v \in \text{Adj}[u]$ 
    do  $\text{RELAX}(u, v, w)$ 
```

**관찰:**  $s$ 에서  $t$ 까지의 최단 경로만 필요하다면  $Q$ 에서 제거되었을 때 알고리즘을 멈춘다. i.e.,  $u = t$  일 때 종료한다.

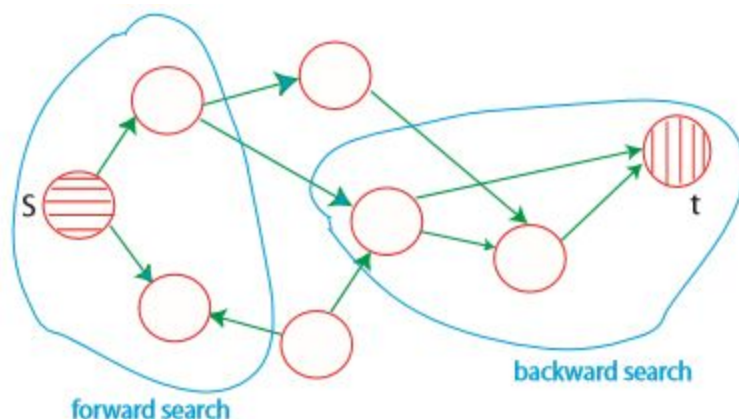


그림 1: 양방향 탐색 아이디어.

## 양방향 탐색

주의: 여기에서 다루는 속도를 가속화 시키는 방법은 최악의 경우 복잡도를 바꾸지 않지만 실제에 적용되었을 때 방문하는 정점의 개수를 줄인다

## 양방향 탐색

Alternate forward search from  $s$   
 backward search from  $t$   
 (follow edges backward)  
 $d_f(u)$  distances for forward search  
 $d_b(u)$  distances for backward search

알고리즘은 어떤 정점  $w$ 가 계산 되었을 때 끝난다. 즉 전진 탐색과 후진 탐색 모두의 우선순위 큐  $Q_f$ 와  $Q_b$ 에서 제거되었을 때 종료한다.

탐색이 종료하고  $d_f(x) + d_b(x)$ 의 값이 최소인 정점  $x$ 를 찾는다. 왼쪽의 예시에서처럼  $x$ 가 정점  $w$ 가 아닐 수도 있다.

$\Pi_f$ 를 이용해서  $s$ 에서  $x$ 까지의 최단 경로를 찾고  $\Pi_b$ 를 이용해서  $t$ 에서  $x$ 까지의 최단 경로를 거꾸로 찾는다. 이때  $x$ 는  $Q_f$ 와  $Q_b$ 모두에서 제거되었다.

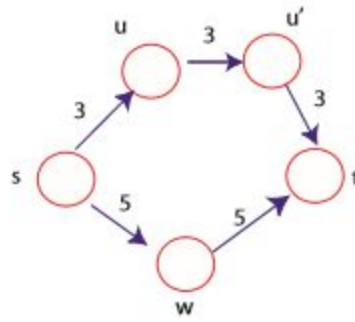


그림 2: 양방향 탐색 예시

한번의 탐색에서 처리된 모든 정점에 대해  $d_f(x) + d_b(x)$  최소값을 찾는다.  
([그림 3](#) 참조):

$$d_f(u) + d_b(u) = 3 + 6 = 9$$

$$d_f(u') + d_b(u') = 6 + 3 = 9$$

$$d_f(w) + d_b(w) = 5 + 5 = 10$$

## 목적 지향 탐색 또는 A\*

정점에 대해 잠재력 함수에 따라 간선의 가중치를 수정한다.

$$\bar{w}(u, v) = w(u, v) - \lambda(u) + \lambda(v)$$

그림 4에서 보여진 대로 도착점을 향해 탐색한다.

## 정확성

$$\bar{w}(p) = w(p) - \lambda_t(s) + \lambda_t(t)$$

가중치  $\bar{w}$ 로 수정된 그래프에서도 최단 경로가 유지된다. (그림 5 참조).  
다익스트라를 적용하기 위해서 모든 간선  $(u, v)$ 에 대해서  $\bar{w}(u, v) \geq 0$ 를 만족해야한다. 적절하고 조건을 만족하는 잠재력 함수를 찾아야한다.

## 랜드마크

그래프의 정점의 부분집합 랜드마크 집합  $LCV$ 가 있다. 모든 정점  $u \in V, l \in L$ 에 대해  $\delta(u, l)$ 를 미리 계산한다.

각 랜드마크  $l$ 에 대한 잠재력 함수  $\lambda_t^{(l)}(u) = \delta(u, l) - \delta(t, l)$  이다.

주장:  $\lambda_t^{(l)}$  은 사용가능하다.

## 사용 가능성

$$\begin{aligned} \bar{w}(u, v) &= w(u, v) - \lambda_t^{(l)}(u) + \lambda_t^{(l)}(v) \\ &= w(u, v) - \delta(u, l) + \delta(t, l) + \delta(v, l) - \delta(t, l) \\ &= w(u, v) - \delta(u, l) + \delta(v, l) \geq 0 \quad \text{by the } \Delta \text{-inequality} \\ \lambda_t(u) &= \max_{l \in L} \lambda_t^{(l)}(u) \text{ is also feasible} \end{aligned}$$

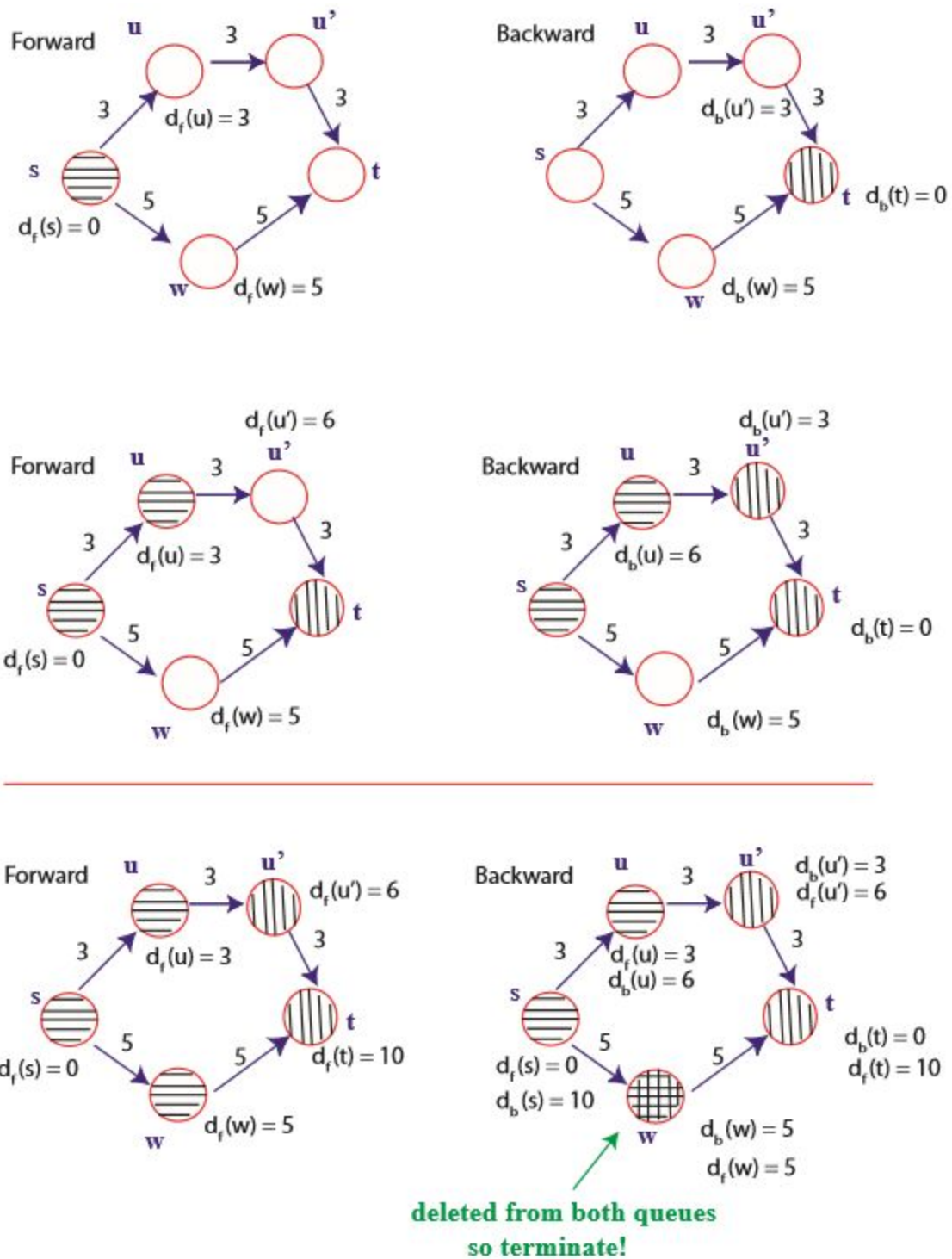


그림 3: 전진 탐색 후진 탐색 그리고 종료.

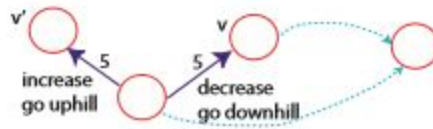


그림 4: 목표 지향적 탐색

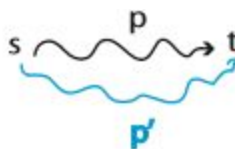


그림 5: 간선의 가중치 수정하기.

MIT OpenCourseWare

<http://ocw.mit.edu>

6.006 Introduction to Algorithms

Fall 2011

For information about citing these materials or our Terms of Use, visit: <http://ocw.mit.edu/terms>.