

# 10주: 영상분할(3)

---

김 남 규 (ngkim@deu.ac.kr)

## 10주: 영상분할(3)

### 1 군집화(Clustering)

김 남 규 (ngkim@deu.ac.kr)

# 군집화 알고리즘

- 유사 표현 정보(예, 색상, 텍스처 등)) 그룹으로 구분

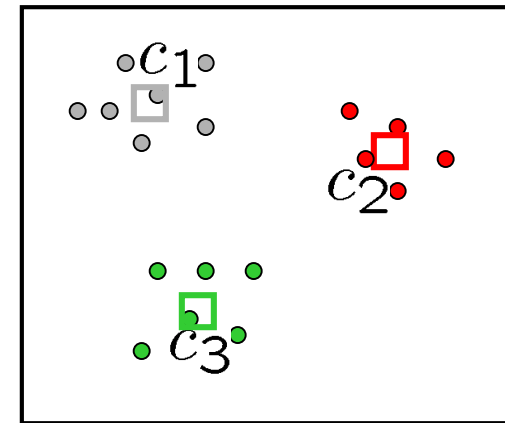
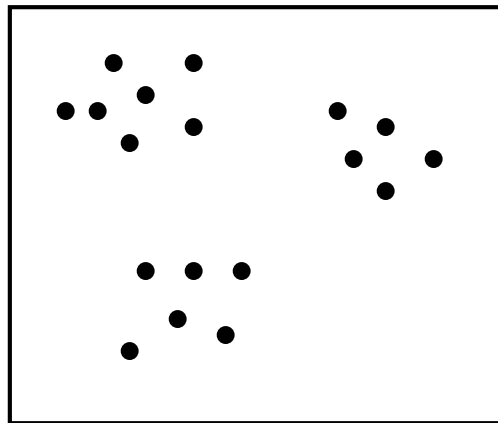
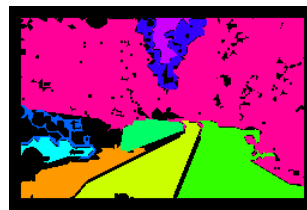
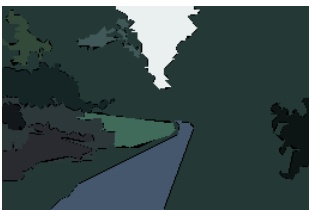
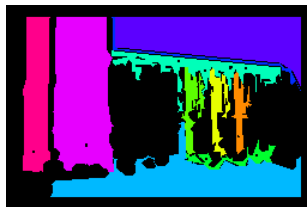
원영상



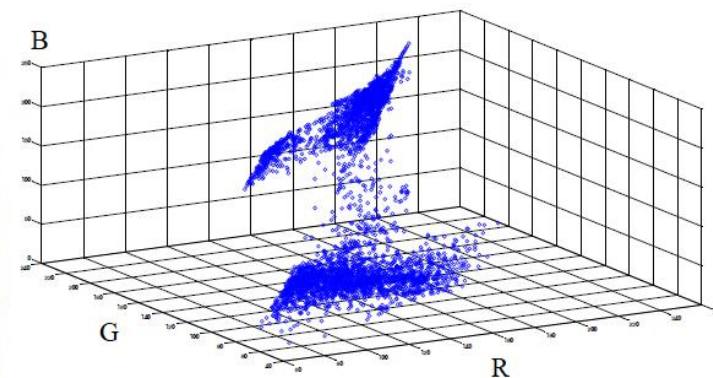
색상기준



텍스처 기준



(a) 원래 영상



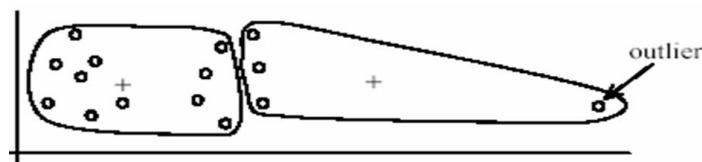
(b) 3차원 공간에 매핑한 결과

# K-means 알고리즘

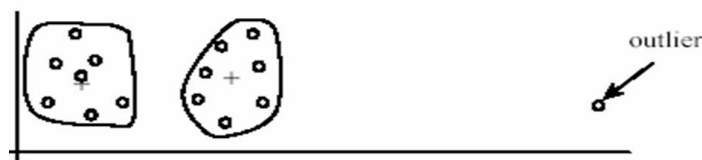
- K 개의 군집을 만들 때, 유사 정도의 차이를 최소화 하는 위치/특성을 찾음

$$\arg \min_S \sum_{i=1}^k \sum_{\mathbf{x} \in S_i} \|\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i\|^2.$$

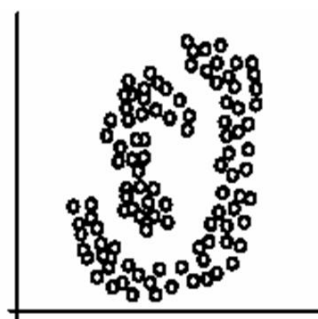
- 오류 가능성 존재: 이상치 및 오목한 모양



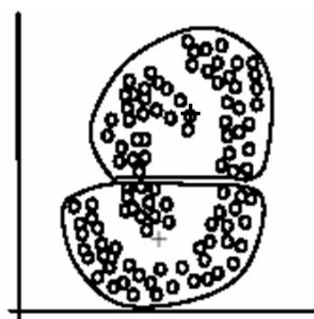
(A): Undesirable clusters



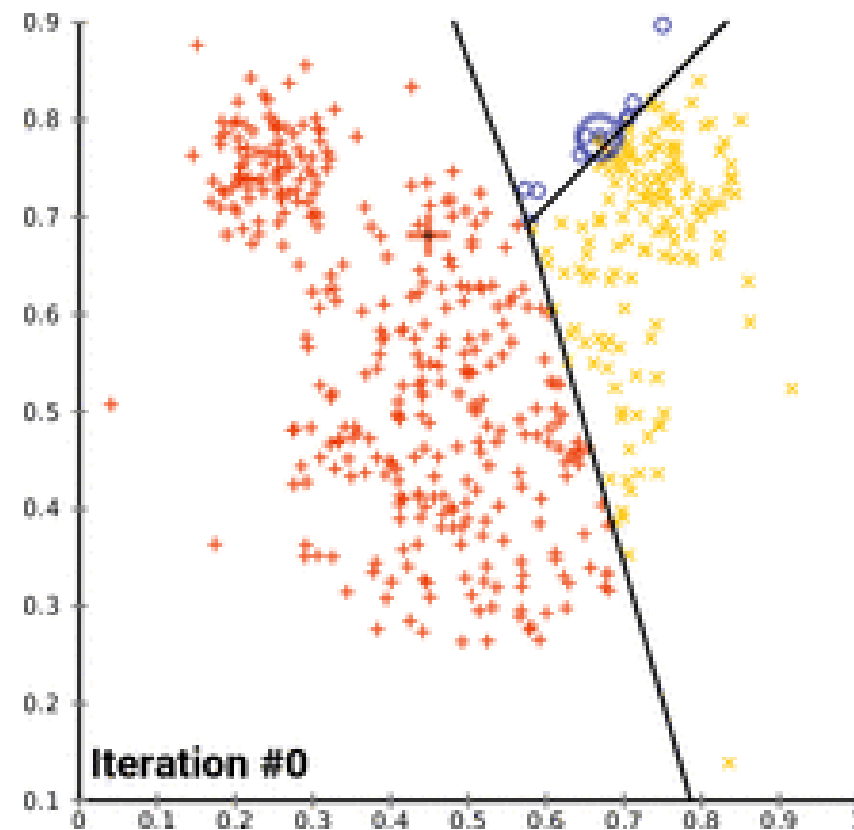
(B): Ideal clusters



(A): Two natural clusters

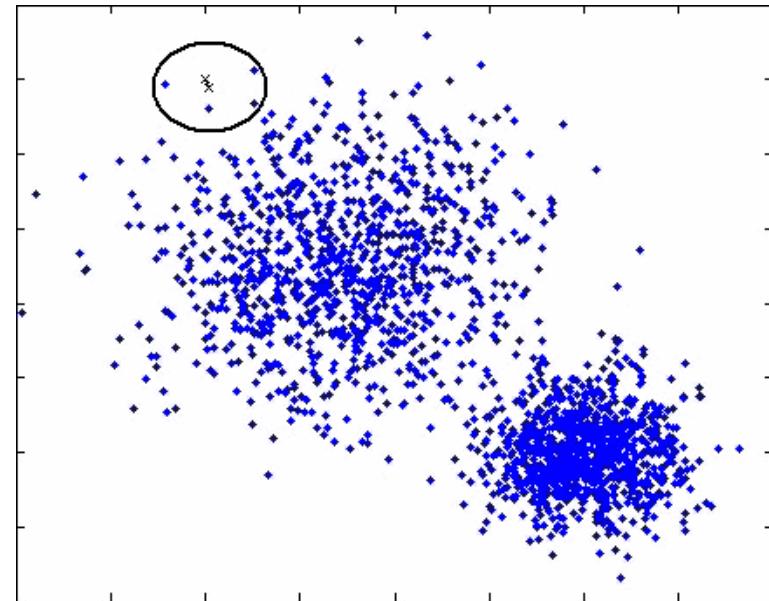
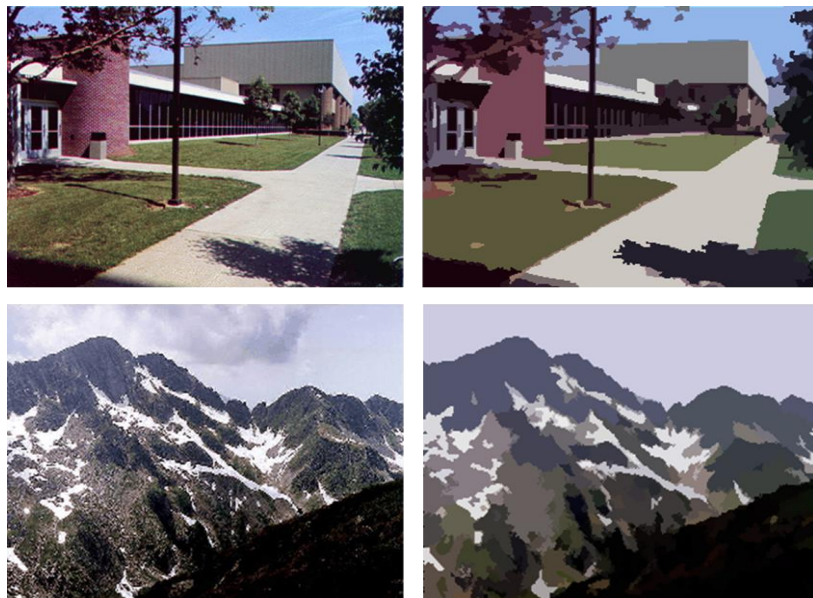
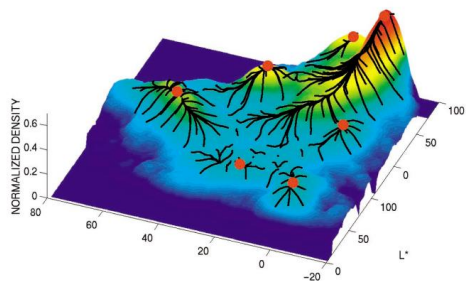
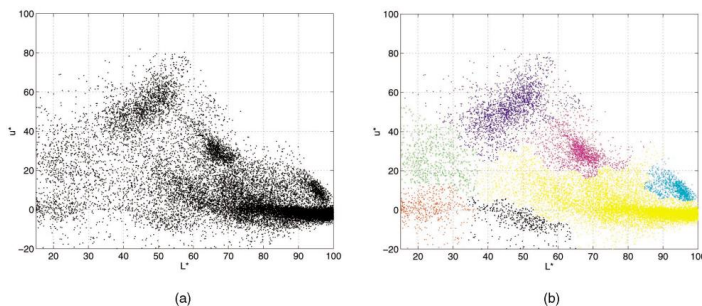


(B):  $k$ -means clusters



# Mean Shift 알고리즘

- K-means 알고리즘의 문제: 평균의 위치가 고정되어 있음
- 윈도우 내에서 최빈값(mode)나 지역 최대치(local maxima)로 기준 평균을 이동

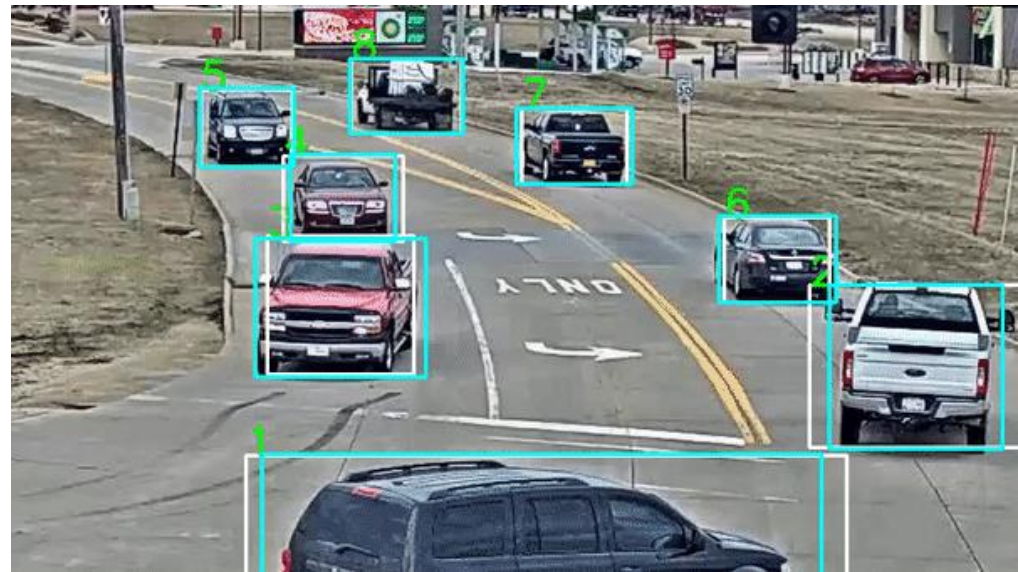


- 적절한 윈도우 크기의 문제



# Mean shift 알고리즘 활용

- 최빈값을 기준으로 한 Quickshift 알고리즘 활용
  - 노이즈 감소를 위한 가우시안 커널 크기 설정: 클수록 적은 군집 크기
  - 컬러 값과 거리 값의 가중치 비율: 큰 값이면 컬러 치중 (0~1)
  - 찾고자 하는 범주의 거리 최대치: 클수록 적은 군집 크기
- Mean Shift: Opencv 객체 추적에 활용
  - CamShift 알고리즘과 연관



## 10주: 영상분할(3)

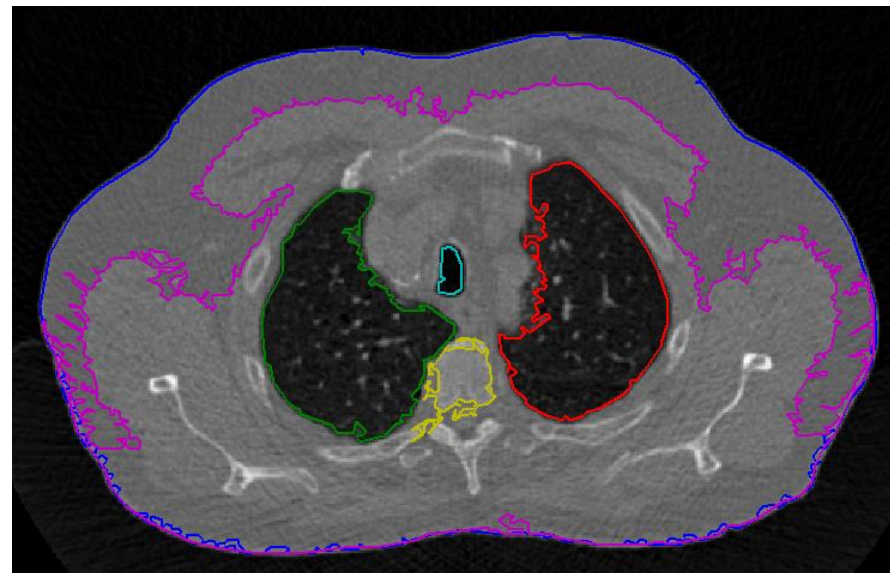
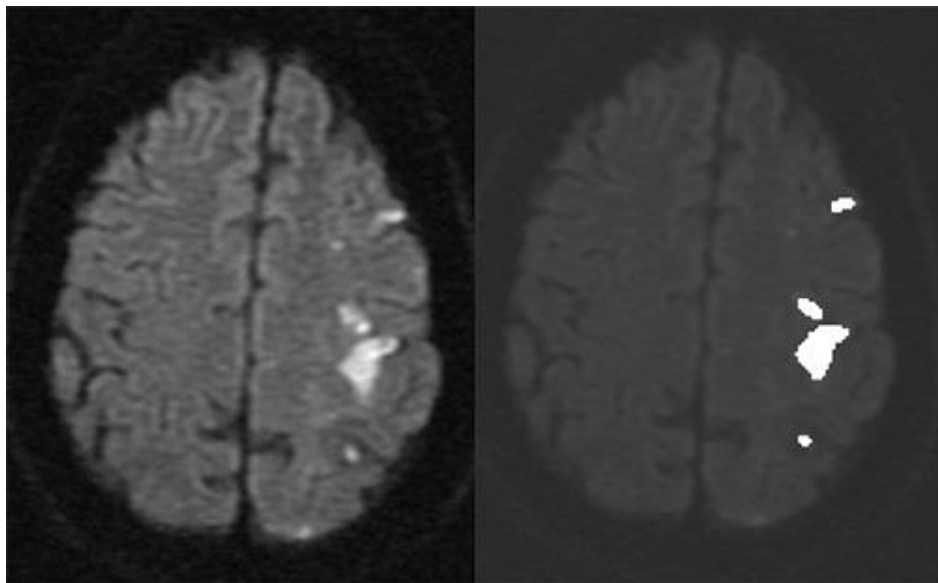
### 2 영역 기반(Region-based)

김 남 규 (ngkim@deu.ac.kr)

# 영역 확장 (Region Growing) 알고리즘

- 통계적 테스트를 통해 영역에 포함시킬지 결정
  - 유사 통계량을 하나의 영역으로 정의
  - t-분포를 가정:  $P(T < T_h)$  확률 계산
  - 임계값과 신뢰수준 정의하여 영역을 확장

$$T = \left( \frac{(N-1)N}{(N+1)} (p - \bar{X})^2 / S^2 \right)^{1/2}$$

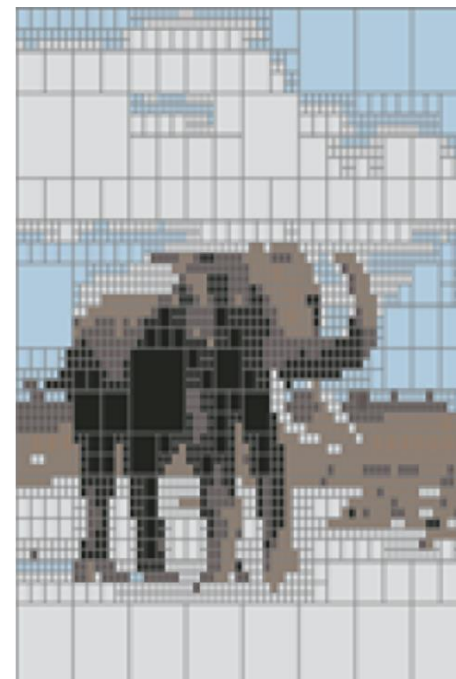
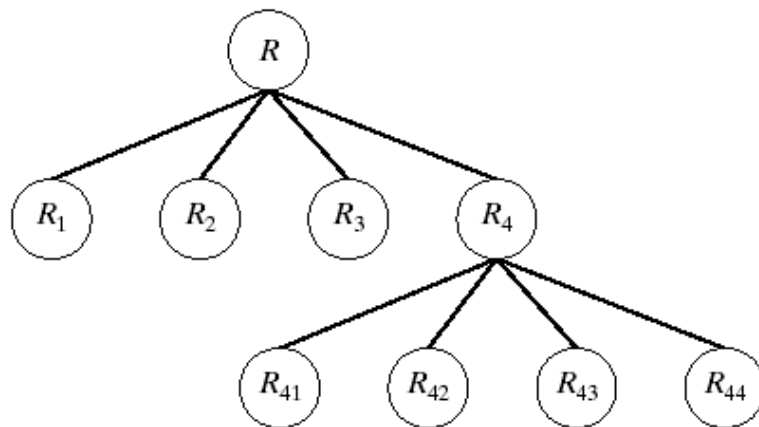




# 분할-합병 (Split and Merge) 알고리즘

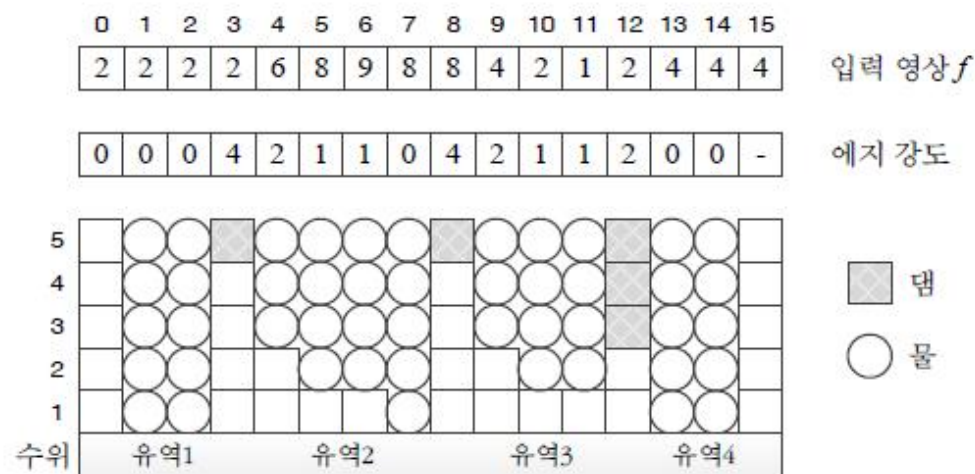
- 분산이 너무 높으면 사분면으로 나눔
- 충분히 유사한 인접 영역을 병합
- 더 이상 분할 또는 병합이 발생하지 않을 때까지 두단계를 반복
- 알고리즘은 좋지만 영상이 블록화

$R_1$	$R_2$	
$R_3$	$R_{41}$	$R_{42}$
	$R_{43}$	$R_{44}$



# 분수계 (Watershed) 알고리즘

- 분수계: 물이 흐를 수 있는 경계
- 유역: 물이 모여 있는 영역
- 영상분할 = 워터셰드를 찾는 과정  
= 댐(basin) 건설 과정
- 과정



- 물을 주입하면 수위1에 물이 고인다 → 유역 1, 2, 4에 호수 생성
- 물을 더 넣어 수위2까지 채우면 → 유역 3에 호수 생성
- 수위가 3이 되면 → 유역3과 4가 범람해 합쳐짐. → 댐이 필요! ...
- 수위가 5가 되면 → 유역 1과 2, 유역 2와 3, 유역 3과 4가 범람 → 각각 댐이 필요!
- 그리고 최고 수위가 되므로 알고리즘 멈춤
- 힙(heap) 자료구조를 이용하여 구현

## 10주: 영상분할(3)

### 3 그래프 기반(Graph-based)

김 남 규 (ngkim@deu.ac.kr)

# 그래프 정의

- $G=(V,E)$ ,
- $V=\{v_1, v_2, \dots, v_n\}$  : 화소 또는 유사 화소의 모임 (superpixel)
- $E$ , 이웃 노드 간에 에지 설정, 두 노드  $v_p$ 와  $v_q$ 를 연결하는 에지는 가중치  $w_{pq}$ 를 가짐
  - 가중치는 유사도 (같은 정도) 또는 거리 (다른 정도)로 측정

	0	1	2	3	4
0	$v_0$ 3 -4 7 -5 2 -0 2 -0 2	$v_1$ -0 1 -7 -6 -1	$v_2$ 3 -3 6 -3 9 -1 8 -7 1	$v_3$ -1 2 2 4 0	$v_4$ 2 -6 8 -1 7 -3 4 -3 1
1	$v_5$ -1 2 2 4 0	$v_6$ 3 -3 6 -3 9 -1 8 -7 1	$v_7$ -1 2 2 4 0	$v_8$ -1 7 3 1 3	$v_9$ 1 -0 1 -3 4 -1 5 -1 4
2	$v_{10}$ 2 -6 8 -1 7 -3 4 -3 1	$v_{11}$ -1 7 3 1 3	$v_{12}$ 1 -0 1 -3 4 -1 5 -1 4	$v_{13}$ -1 2 2 4 0	$v_{14}$ 2 -6 8 -1 7 -3 4 -3 1
3	$v_{15}$ -1 7 3 1 3	$v_{16}$ 1 -0 1 -3 4 -1 5 -1 4	$v_{17}$ -1 2 2 4 0	$v_{18}$ -1 7 3 1 3	$v_{19}$ 1 -0 1 -3 4 -1 5 -1 4
4	$v_{20}$ 2 -6 8 -1 7 -3 4 -3 1	$v_{21}$ -1 7 3 1 3	$v_{22}$ 1 -0 1 -3 4 -1 5 -1 4	$v_{23}$ -1 2 2 4 0	$v_{24}$ 2 -6 8 -1 7 -3 4 -3 1

	$v_0$	$v_1$	$v_2$	$v_3$	$v_4$	$v_5$	$v_6$	$v_7$	$v_8$	$v_9$	$v_{10}$	$v_{11}$	$v_{12}$	...	$v_{23}$	$v_{24}$
$v_0$	0	4	-	-	-	0	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
$v_1$	4	0	5	-	-	-	1	-	-	-	-	-	-	-	-	-
$v_2$	-	5	0	0	-	-	-	7	-	-	-	-	-	-	-	-
$v_3$	-	-	0	0	0	-	-	-	6	-	-	-	-	-	-	-
$v_4$	-	-	-	0	0	-	-	-	-	1	-	-	-	-	-	-
$v_5$	0	-	-	-	-	0	3	-	-	-	1	-	-	-	-	-
$v_6$	-	1	-	-	-	3	0	3	-	-	-	2	-	-	-	-
$v_7$	-	-	7	-	-	-	3	0	1	-	-	-	2	-	-	-
$\vdots$		...						...							...	
$v_{24}$	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0	0

$$\text{거리 } d_{pq} = \begin{cases} |f(v_p) - f(v_q)|, & v_q \in \text{Neigh}(v_p) \\ \infty, & \text{그렇지 않으면} \end{cases}$$

$$\text{유사도 } s_{pq} = \begin{cases} e^{-d_{pq}}, & v_q \in \text{Neigh}(v_p) \\ 0, & \text{그렇지 않으면} \end{cases}$$

이때,  $\|\mathbf{x}(v_q) - \mathbf{x}(v_p)\| \leq r$  이면  $v_q \in \text{Neigh}(v_p)$

# 최소 신장 트리 (Minimum Spanning Tree)

- 신장트리를 이용한 최적 분할 찾아냄, Felzenszwalb, 2004
  - 새로운 노드를 추가한다면 어떤 노드 (화소) 고르는 것이 가장 유리할까?
  - $v_{13}$  추가하면 3이 됨.  $v_8$  추가하면 2가 됨  $\rightarrow v_8$ 을 선호

- 세밀함 조절하는 매개변수

$$intra(C) = \max_{e \in MST(C)} w_e$$

$$mult\_intra(C_i, C_j) = \min(intra(C_i) + \tau(C_i), intra(C_j) + \tau(C_j))$$

$$\text{이때 } \tau(C) = \frac{k}{|C|}$$

$$diff(C_i, C_j) = \min_{v_p \in C_i, v_q \in C_j} w_{pq}$$

$v_0$	$v_1$	$v_2$	$v_3$	$v_4$
3	-4	7	-5	2
-0	1	7	6	1
$v_5$	$v_6$	$v_7$	$v_8$	$v_9$
3	-3	6	-3	9
-1	2	2	4	0
$v_{10}$	$v_{11}$	$v_{12}$	$v_{13}$	$v_{14}$
2	-6	8	-1	7
-1	7	3	1	3
$v_{15}$	$v_{16}$	$v_{17}$		
1	-0	1	-3	4
-1	1	3	4	3
2	-0	2	-1	1
			$v_{23}$	$v_{24}$
			1	-0
			1	1

# 수퍼픽셀 (Superpixel)과 SLIC

- 초기 클러스터에서 시작하여 일부 수렴 기준이 충족될 때까지 반복적으로 수정
- 단순 선형 반복 클러스터링 (SLIC, Simple linear iterative clustering)
  - 1. 픽셀 그리드에서 클러스터 중심을 초기화. 정보) 색상, x-y 위치
  - 2. 가장 작은 그래디언트가 있는 3x3 의 위치로 중심을 이동
  - 3. 거리 내의 클러스터 중심과 비교하고 가장 가까운 픽셀에 할당
  - 4. 클러스터 중심을 각 클러스터에 속하는 픽셀의 평균 색상/위치로 다시 계산
  - 5. 잔류 오차가 작을 때 정지





## 10주차 : 끝



본 강의 자료의 내용 및 그림은 아래 책으로부터 발췌 되었음

- 파이썬으로 배우는 영상처리, Sandipan Dey 지음, 정성환, 조보호, 배종욱 옮김, 도서출판 홍릉, 2020년
- Digital Image Processing, 4<sup>th</sup> Ed., Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods 지음, Pearson, 2018년
- 컴퓨터 비전(Computer Vision) 기본 개념부터 최신 모바일 응용 예까지 IT CookBook, 오일석 지음, 한빛아카데미, 2014년

김 남 규 (ngkim@deu.ac.kr)