



# chap7-8

# Column	7
<input checked="" type="checkbox"/> Complete!	<input type="checkbox"/>
$\Sigma$ Property	
$\equiv$ Property 1	
$\equiv$ Writer	이한별

## Chapter 7. 매칭

### 1. 매칭의 기초

두 특징점을 매칭하려면 유사도 또는 거리를 측정하는 척도가 필요하다.

거리를 측정할 때 유클리디안 거리 대신 한 점에서 가우시안 분포까지 이르는 거리인 마할라노비스 거리를 사용한다. 전처리 단계에서 화이트닝 변환을 적용하여 공분산 행렬을 단위행렬로 만들고 점들을 새로 계산하면 유클리디안 거리로 계산할 수 있다. 두 영상을 매칭할 때 첫 번째 영상의 특징 벡터와 두 번째 영상의 특징 벡터의 거리가 고정 임계값보다 작으면 매칭 쌍으로 한다. 임계 값을 증가시키며 점 (FPR, TPR)을 연결한 곡선을 ROC라고 하고, ROC곡선은 성능분석에 활용된다. 곡선의 아래 면적을 성능 지표로 사용하고 이 면적을 AUC라 한다.

### 2. 빠른 최근접 이웃탐색

특징 벡터 각각의 최근접 이웃을 구하고 매칭쌍으로 취하는 것은 시간이 너무 오래 걸리기 때문에 이진검색 트리와 해싱을 사용한다.

이진 트리의 아이디어를 활용한 kd트리는 검색 키  $v$ 가 하나의 값이 아닌 여러 개의 실수로 구성된 벡터이고,  $v$ 와 같은 값을 찾는 것이 아니라  $v$ 와 가장 가까운 최근접 이웃 노드를 찾는 것이다. Kd트리를 구성한 뒤 한정분기 기법을 적용하여 탐색한다. 백트래킹이 없으면 빠르지만 있기 때문에 효율이 낮아진다. 그래서 힙을 이용하여 근사 최근접 이웃을 찾는다. 가장 가까운 것부터 다시 찾아보기 때문에 더 효율적이고 최적 칸 우선 탐색이라고 부른다.

실제 필요한 용량보다 더 많은 메모리를 사용하는 대신 빠르게 탐색하는 해싱을 이용할 수 있다. 가까운 벡터들은 같은 통에 담기게 하기 위해 위치의존 해싱을 쓴다. 여러 개의 해싱 함수를 구성해서 같은 통에 들어있게 만든다. 그리고 해시 테이블을 여러 개 구성해서 가깝더라도 같은 통에 담기지 않을 위험을 제거한다.

### 3. 기하 정렬과 변환 추정

지역 정보만 사용한 매칭은 오류가 존재하고 따라서 광역 정보를 활용하는 기하 정렬을 수행해야 한다.

대응쌍이 같은 물체에서 발생했으면 같은 기하 변환을 겪게되고 원래의 점을 변환시켜 얻은 점과 실제 대응하는 점의 차이가 오류가 된다. 이 오류를 최소화하는 변환 행렬을 찾는다. 이 최소제곱법은 위치 오류가 정규 분포를 따를 때만 작동하고 만약 아웃라이어가 있을 경우 잘 작동하지 않는다. 그래서 최소제곱법을 확장한 M-추정과 최소제곱중앙값이 있다.

### 4. 웹과 모바일 응용

파노라마 영상제작과 사진관광분야에 매칭이 쓰이고 있다.

## Chapter 8. 기계 학습

### 1. 기계 학습의 기초

특징 벡터를 추출하면 입력 영상이 특징 공간에서 한 점이 되고, 많은 특징 벡터를 수집하여 학습 집합을 구축하여 분류기를 학습시키는 것이 지도 학습이다. 학습모델에는 신경망이 있고, 매개 변수 집합을 가지는데 매개변수 값이 얼마나 좋은지 측정하는 목적함수도 있다. 최적의 매개변수 값을 추정하는 것이 학습이다. 학습이 수렴하면 검증 집합을 가지고 성능을 평가한다.

학습 집합은 샘플들을 갖는데 특징 벡터와 그에 속하는 부류를 가지면 지도 학습, 특징벡터만 가지면 비지도 학습이다. 준지도 학습도 있다.

데이터가 부족한 경우 재 샘플링을 사용한다. 교차 검증과 붓스트랩 두 가지 방법이 있고, 재 샘플링을 할때는 모델 선택이 필요 없는 경우와 모델을 선택하기 위해 필요한 경우가 있다.

### 2. 신경망

퍼셉트론은 입력층과 출력층으로 구성되고 노드들을 가진다. 출력층은 하나의 노드를 갖기 때문에 이진 분류기이다. 퍼셉트론은 선형 분류기에 해당하는데 선형 분리가 불가능한 상황을 극복하기 위해 다층 퍼셉트론이 연구되었다. 다층 퍼셉트론은 입력층, 은닉층, 출력층을 갖는다.

학습은 오류를 줄이는 쪽으로 다층 퍼셉트론을 수정해 나가야 한다. 내리막 경사법으로 이루어지고 오류를 추정한 후 출력층에서부터 입력층까지 거꾸로 전진하며 오류를 전파하는 오류 역전파 알고리즘을 수행한다.

사람이 특징 벡터를 추출하는 것이 아니라 특징 추출기와 분류기를 같은 학습으로 동시에 제작하는 깊은 학습이 생겨났다. 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성되는데 은닉층에는 컨볼루션을 담당하는 층, 다운샘플링을 담당하는 층으로 나뉜다. 또 복잡한 은닉층을 두지 않고, 다층 퍼셉트론 구조에서 단순히 은닉층을 늘리는 방법도 있다. 은닉층이 두 개 이상인 신경망 구조를 깊은 신경망이라 부른다.

### 3. SVM

SVM은 오류율을 최소화하는 기존 분류기에서 더 나아가 일반화 능력을 극대화시키는 방법이다.

결정 직선의 여백은 직선으로부터 가장 가까운 샘플까지 거리의 두 배로 정의되고 결정 직선과 평행하고 각각의 가장 가까운 샘플에 해당하는 두 직선 사이의 영역을 분할 띠라 부른다. 하지만 선형 분리가 불가능한 상황도 있는데 이 경우 존재하도록 허락하고 될 수 있는 한 적게 한다. 그래서 목적 함수는 여백을 크게하고 선형분리가 불가능하게하는 샘플을 적게하도록 한다.

비선형 SVM을 하기 위해서는 매핑 함수를 사용하여 차원을 높이면 선형 분리가 가능해진다. 하지만 현실에서 매핑은 힘들기에 커널함수를 사용한다.

### 4. 분류기 앙상블

서로 다른 여러 분류기가 협동하는 것을 분류기 앙상블이라고 한다. 강한 분류기 대신 약한 분류기를 많이 사용한다. 분류기 별로 부류를 판정하여 가장 많이 득표한 부류가 선택되고, 분류기를 만들기 위해서 붓스트랩을 다중 분류기를 만드는 기법으로 확장한 배깅을 사용한다. 또 부분 공간마다 분류기를 제작하는 부분 공간 방법도 있다.

부스팅은 배깅보다 정교한 재 샘플링 연산을 사용한다. 부스팅은 다음 분류기와 이전 분류기가 연관성을 갖게하고 맞춘 샘플의 가중치는 낮게 틀린 샘플의 가중치는 높게 설정한다. 에이더부스트가 예로 있다. 분류기 학습에는 두가지 방법이 있는데 가중치가 큰 샘플을 뽑아 학습시키는 방법과 전체를 학습하되 가중치를 고려하여 학습하는 방법이 있다.

임의 숲은 부스팅과 달리 독립적이게 설계하고 기초 분류기로 트리 분류기를 사용한다. 트리 분류기의 노드는 질문을 가지고 앞노드에 도착하면 부류를 결정하고 멈춘다.

### 5. 기계 학습을 이용한 얼굴 검출

비올라와 존스가 유사 하르 특징을 사용하며 깊이가 낮은 단순한 결정 트리를 여러 개 연결한 직렬 분류기를 사용한다. 유사 하르 연산자를 영상에 적용하면 특징들을 추출할 수 있고, 분별

력이 뛰어난 연산자를 사용하면 된다. 또 이들은 적분 영상을 제안했는데, 현재 화소까지의 합을 미리 구해 놓으면 특징들을 빠르게 추출할 수 있다는 아이디어이다.

얼굴과 얼굴이 아닌 것을 분류하는 문제를 넘어서 일반적인 영상에서 얼굴을 검출하는 문제를 해결하기 위해선 영상에 윈도우를 이동시키며 모든 곳을 조사하고 윈도우의 크기를 키워가며 조사해야 한다.