4월 4째주 연구노트 – SVM-KNN

최근 시각 범주 인식 분야는 급속하게 발전하고 있지만 인간 수준의 성능을 달성하기 위해서는 아직 많은 과제가 남아있다. 현재 가장 좋은 방법은 100 개 이상의 범주를 처리하는 것이다. 재료에 대한 CUReT 데이터 집합 및 개체에 대한 Caltech-101 데이터 세트. 이것은 인간이 구별 할 수 30,000 정도의 견적에서 아직도 떨어져 있다. 인간의 시각적 인식의 또 다른 중요한 특징은 예를 들어 설명해야 된다. 숫자와 얼굴에 기계 학습 방법은 현재 수천 대신 수천의 예를 필요로하고 있다. 우리의 논점은 이 차원의 확장성이 카테고리의 프로토 타입의 예에서 유사성, 즉 동등한 인식 거리를 측정하는 틀 안에서 달성 할 수 있어야 한다. 원래 동기는 카테고리가 프로토 타입의 유사성이 아니라 기능의 목록에 의해 정의되어 있지 않다고 주장했다. Rosch와 공동 연구자들이 인간의 지각의 연구에서 비롯된다. 컴퓨터 비전의 관점에서 보면, 이 프레임 워크의 가장 중요한 측면은 형상 공간이 아니라 유사성에 중점을 두어 보다 유연한 프레임 워크를 제공하는 것이다. 예를 들어, 형상 차이는 유한 차원 특징 공간을 명시 적으로 제공하지 않고있는 모양을 다른 모양으로 변형시키는 데 필요한 변환 규범을 특징으로 한다. 이 프레임 워크는 다수의 카테고리에 스케일링은 유사한 충분한 개체에 대해서만 인식 거리 함수를 정의 할 필요가 있기 때문에 새로운 형상을 추가 할 필요가 없다. 비교 대상이 충분히 다를 대부분의 인간 관찰자는 거리 측정에 "전혀 다른"(∞)를 할당하거나 D' Arcy Thompson이 인용하고있는 바와 같이, 이종간 비교는 하지 않는다. 아주 소수의 예에 의한 훈련이 가능해진다. 이것은 특정 변환에 대한 불변성 또는 일반적인 클래스에 변동이 인식 거리 함수에 포함 있기 때문이다. 형상 유사성의 인간관에 대한 Goldmeier의 연구. 구조 변화의 특권은 일부 그런 특징을 시사하고있다.

위의 철학적 논의에 좌우 될 가능성이 있는 독자에게 가장 잘 연구 된 시각적 인식 데이터 세트를 위해 잘 선택된 거리 함수를 가진 최근 접 분류기의 예로는 USPS 우편 번호 데이터 세트 (Simard, LeCun & Denker)의 탄젠트 디스턴스, MNIST 손가락 데이터 세트의 형상 기반의 거리 (Belongie, Malik & Puzicha) CUReT 데이터의 텍스트 프로그램 사이의 거리 Caltech- 101 (Berg, Berg & Malik )의 기하학적 흐림에 따른 거리 등의 많은 다른 방법은 있다.

거리 함수 위해서는 부피가 큰 특징 공간을 명시 적으로 구축 할 필요가 있다 (예를 들어, 높은 또는 무한 차원) (2) NN 분류기는 시각적 개체 인식의 대규모 멀티 클래스의 성격을 쉽게 다룬다. (3) 이론적 인 관점에서 매우 온화한 조건에서 KNN 분류기의 오류율은 샘플 크기가 무한대 해짐에 따라 최적의 베이스가 되는 경향이 있다는 놀라운 성질을 갖는다 . 그 장점에도 불구하고, NN 분류기를 개선 할 여지가 있습니다. 한정된 샘플 수의 실제 설정은 점근 적 보증에 의해 요구되는 밀집 샘플링은 존재하지 않는다. 이러한 경우, NN 분류기는 종종 결정 경계를 따라 종종 관찰되는 '지그재그'에 시달리고있다. 환언하면, 바이어스 분산 분해 유한 샘플링에 의한 변동이 크다. DANN LFM-SVM HKNN 등이 상황을 개선하기위한 다양한 시도가 이루어지고있다. 이러한 가운데 Hastie과 Tibshirani는 50 개의 최근 방점에 따라 거리 메트릭을 변형하는 국소 선형 판별 분석을 실시 하고있다. Domeniconi과 Gunopulos도 특정 양에 의한 통계의 변형을 하고 있지만 전체 데이터 세트의 SVM 훈련에서 가중치가 추측된다. Vincent와 Bengio 에서는 각 클래스 에서 15-70 개의 최고 옆의 집합을 이용하여 해당 클래스의 선형 부분 공간에 걸쳐 프로토 타입까지의 거리가 아닌 선형 부분 공간에 거리에 따라 분류 됨 그 선형 부분 공간이 실제로 많은 '판타지'교육 예를 생성하는 직관적). 거리 메트릭을 왜곡하는 것이 아니라,이 성가신 단계를 우회하여 한 단계에서 분류에 도달하고 싶다고 생각하고 있다. 여기에서는 SVM (Support Vector Machine)을 가장 가까운 수집에 훈련 할 것을 제안합니다. 이 방법은 시각적 개체 인식의 실천에 있어 중요한 요소이다.

1.NN 분류기에 의해 사용되는 주의 깊게 설계된 거리 함수는 "커널 트릭 '의 식을 사용하여 SVM의 커널에 직접 변환 할 수 있습니다. K (x, y) = hx, yi = 1 2 (x, y) = 1 2 (d (x, 0) + d (y, 0) -d (x, y)) 여기서 d는 거리 함수 이며, 원점 (0)의 위치는 SVM에 영향을 주지 않는다. 거리 함수를 커널로 변환하는 다양한 방법도 가능합니다

2. SVM은 이전 방식의 특징 공간 작업을 우회하여 기저의 특징 공간을 참조하지 않고 커널 행렬상에서 동작하는 (예를 들어, DANN, Rn의 특징 벡터를 정의해야하며, 그 공분산을 계산해야 한다. 이것은 이전의 접근이 L2 거리에 한정되어 있었던 것에 대해서, 이것은 광범위한 거리 함수를 사용하는 능력으로 변환됩니다.

3. 실제로는 전체 데이터 세트에서 SVM을 훈련하는 것이 느리고 SVM을 다중 클래스로 확장 할 NN 정도로 자연스러워 하지 않는다. 그러나 약간보기 근처 또는 클래스의 수가 적은 경우, SVM은 다른 분류 방법보다 우수한 성능을 나타내는 경우가 종종 있다.

4. 정신 물리학은 인간이 가혹한 분류를 매우 빠르게 할 수있는 것이 관찰되고있다. 이미지를 제시하면 인간의 관찰자는 동물의 존재 또는 부재 등의 거친 질문에 불과 150ms로 대답 할 수 충분한 시간이 주어진다. 이 거칠고 빠른 분류 과정에 따라, 더 세련되고 있지만 최신 차별이 따르는 것은 기계 학습의 설정에서 이러한 프로세스를 모델링하는 우리의 접근 동기 였다. 첫 번째 정리 단계로 NN을 사용하고 신중한 차별을 필요로하는 보다 작지만 관련성이 높은 일련의 예에서 SVM을 실행한다. 우리는 방법 "SVM-KNN"(여기서, K는 방법 근방의 수의 선택에 대한 방법의 의존성을 의미한다)을 고안했다

SVM-KNN의 버전은 다음과 같다. 쿼리의 경우 1. 모든 훈련 예제 쿼리의 거리를 계산하여 가장 가까운 K 근방을 선택한다. K 개의 인접들이 모두 같은 라벨이 있을 경우, 쿼리는 레이블이 종료한다. 그렇지 않으면, K 개의 인접한 점 사이의 거리를 계산한다. 3. 거리 행렬을 커널 행렬로 변환하고 다중 클래스 SVM을 적용한다. 4. 얻은 분류자를 사용하여 쿼리에 레이블을 지정한다. 3 단계에서 멀티 클래스 SVM을 구현하기 위해 데이터 세트 중 일부 샘플에 대한 통계 및 학습 자료의 3 가지 변형이 시도되고있다. 그들은 거의 같은 품질의 분류자를 생성하고 DAGSVM는 더 나은 속도를 위해 선택됩니다. SVM-KNN의 순진 버전은 주로 모든 훈련 예제 쿼리의 거리를 계산해야 하기 때문에 느리다. 여기에서는 인간이 시각적 개체의 카테고리를 빠르게 절약 할 수 있는 정신 물리학에서의 통찰력을 다시 빌려 쓴다. 이 설정은 더 비싼 "정확한"거리 계산 전에 인근의 목록을 정리하기 위해 '거친'거리 (예를 들어 L2 거리)를 계산하는 방법으로 변환한다. 그 이유는 원유 거리가 충분히 큰 경우 정확한 거리가 작지 않은 것이 거의 확실하다. 이 아이디어는 분류기의 성능이 영향을 받지 않는 것이 많다는 의미에서 잘 된다 다만, 계산은 수십 배 빠르다. 컴퓨터 시각에서 이 아이디어의 초기 예는 Simard et al. 및 Mori et al. . 우리는 이 아이디어를 "짧은 목록"이라고 부르고 있다. 알고리즘을 가속화하는 추가의 트릭은 2 단계에서 대 거리 매트릭스를 캐시하는 것이다. 이것은 SVM 분류에 참여하는 그 교육 사례가 결정 경계에 가깝게 위치하고 조회 시간 동안 반복적으로 호출 될 가능성이 높다. 위의 아이디어가 내장 된 후 SVM-KNN 단계는 다음과 같은 것이다. 쿼리에 대해 1. 거친 거리 함수 (예를 들어, L2)을 이용하여 Ksl 근방의 집합을 찾을 수 있다. Ksl 샘플에서 "정확한"거리 함수 (예를 들어, 접선 거리)를 계산하여 K 개의 가장 가까운 이웃을 선택한다. 3. K 근방과 합집합 합집합 "정확한"거리를 계산하는 (또는 가능하면 캐시에서 로드). 4. "커널 트릭"을 사용하여 거리 행렬을 커널 행렬로 변환한다. 5. 커널 행렬에 DAGSVM을 적용하고 결과의 분류자를 사용하여 쿼리에 레이블을 지정한다. 지금까지는 SVM-KNN을보기 위하여 2 가지 관점이 있었다 .NN 분류기를 웃도는 개선으로 간주 할 수 있다. 또는 그것은 생물학적 시각 합리적인 차별 프로세스 모델로 볼 수 있다. 기계 학습의 관점에서 NN과 SVM 사이의 연속체로 볼 수도 있다 .K가 작은 경우 (예 : K = 5) 알고리즘은 간단한 KNN 분류기처럼 행동. 다른 극단적 인 경우 K = n 일 때, 우리의 방법은 SVM 전체에 환원된다.