|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 학과 | 컴퓨터 전자시스템공학 | 학번 | 201904458 | 이름 | 이준용 |
| 구분 | 내용 | | | | |
| 학습 범위 | 기계학습 6장 비지도 학습  6.5절 공간 변환의 중요성  6.6절 PCA, ICA, sparse 코딩  6.7절 AUTO ENCODER  6.8 절 매니폴드 개념과 isomap, LLE, T-SNE 매니폴드 학습기법 | | | | |
| 학습 내용 | **기계학습 6장 비지도 학습**  **6.5절 공간 변환의 중요성**    실제 문제에서는 비지도 학습을 통해 최적의 공간 변환을 자동으로 알아내야 함  원래 공간을 다른 공간으로 변환하는 인코딩, 변환 공간을 원래 공간으로 역변환 하는 디코딩.  데이터 압축의 경우, 역변환으로 얻은 X’는 원래 신호 X와 가급적 같아야 함  데이터 가시화에서는 2차원 또는 3차원의 공간으로 변환. 디코딩 불필요  선형 인자 모델 – 선형 연산을 이용한 공간 변환 기법  선형 연산을 사용하므로 행렬 곱으로 인코딩(f), 디코딩(g) 과정을 표현  A는 데이터를 원점으로 이동하거나 잡음을 추가하는 등의 역할  Z에 확률 개념이 없고, 𝛼를 생략하면 주성분 분석  주성분 분석 (PCA : Principal Component Analysis)  데이터를 원점 중심으로 옮기는 전처리를 먼저 수행 :  변환 행렬 W는 d \* q로서 주성분 분석은 d차원의 x를 q차원의 z로 변환(q < d)    주성분 분석의 목적  손실을 최소화하면서 저차원으로 변환하는 것 – 변환된 훈련집합의 분산이 클수록 정보 손실이 적다고 판단.  디코딩 과정  역변환은  인데, W가 정규직교 행렬이므로 X’ = Wz 가 됨.  q = d로 설정하면 W가 d\*d이고 X’는 원래 샘플 X와 같게 됨 – 원래 공간을 단지 일정한 양만큼 회전하는 것에 불과  실제로는 q<d로 설정하여 차원 축소를 꾀함   * 데이터 압축 * q = 2 또는 q = 3으로 설정하여 2차원 또는 3차원으로 축소하여 데이터 가시화 * 고유얼굴 기법: 256\*256 얼굴 영상(d = 65536)을 7차원(q =7) 으로 변환하여 얼굴 인식(정면 얼굴에 대해 96% 정확률) -> 상위 몇 개의 고유벡터가 대부분의 정보를 가짐   **6.6절 PCA, ICA, sparse 코딩**  독립 성분 분석 (ICA : Independent Component Analysis)    마이크로 측정한 혼합 신호로부터 원음(음악과 목소리)를 복원할 수 있나? -> 블라인드 원음 분리 문제라 부르며, 독립 성분 분석 기법으로 해결 가능    정수 하나를 주고 어떤 두 수의 곱인지 알아내라는 문제와 비슷함 -> 추가 조건을 주면 유일해가 가능. 독립성 가정과 비가우시안 가정을 이용하여 x=Az의 해를 찾음.  독립성 가정 –> 원래 신호가 서로 독립이라는 가정 (음악과 대화는 서로 무관하게 발생함)  비가우시안 가정 – > 원래 신호가 가우시안이라면 혼합 신호도 가우시안이 되므로 분리할 실마리 없음. 비가우시안이면 실마리가 있음.    ICA의 문제 풀이 –> 원래 신호의 비가우시안인 정도를 최대화하는 가중치를 구하는 전략 사용  **ICA와 PCA 비교**  **ICA**   1. 비가우시안과 독립성 가정 2. 주로 블라인드 원음 분리 문제 해결 3. 4차 모멘트까지 사용 4. ICA로 찾은 축은 수직 아님   **PCA**   1. 가우시안과 비상관 가정 2. 주로 차원 축소 문제 해결 3. 2차 모멘트까지 사용 4. PCA로 찾은 축은 서로 수직   희소 코딩 – 기저함수 또는 기저벡터의 선형 결합으로 신호를 표현  푸리에 변환 또는 웨이블릿 변환 등 희소 코딩이 다른 변환 기법과 다른 점  비지도 학습이 사전(기저벡터)를 자동으로 알아냄 (푸리에 변환은 삼각함수를 사용함)  ➔ 희소 코딩은 데이터에 맞는 기저 벡터를 사용하는 셈  사전의 크기를 과잉 완벽하게 책정 (m > d)  희소 코드 a를 구성하는 요소 대부분이 0값을 가짐  희소 코딩 구현 – 최적의 사전과 최적의 희소 코드를 알아내야 함  , 𝜙는 희소 코드의 희소성을 강제하는 규제항  **6.7절 AUTO ENCODER**  오토인코더 –> 특징 벡터 x를 입력받아 동일한 또는 유사한 벡터 x’를 출력하는 신경망  단순 복사하는 단위 행렬은 무의미  **병목 구조 오토인코더의 동작 원리**  m < d 인 구조 (ex, 256\*256 영상을 입력 받아 256\*256 영상을 출력하는 경우 d=65536인데 m=1024로 설정)  은닉층의 h는 훨씬 적은 메모리로 데이터 표현. 필요한 경우, 디코더로 원래 데이터 복원  h는 x의 핵심 정보를 표현 -> 특징 추출, 영상 압축 등의 응용  **여러 형태의 오토인코더**  은닉 노드 개수에 따라 m<d, m=d, m>d 구조 / 활성함수에 따라 선형과 비선형 구조  **오토인코더의 학습**  주어진 데이터는 훈련집합 X = {x1,x2,…xn} 알아내야 하는 매개변수는 f와 g라는 매핑 함수 즉 가중치집합 𝜃 = {𝑊, 𝑉}    **규제 오토인코더**  **여러 규제 기법을 적용** – m>d인 상황에서도 단순 복사를 피할 수 있음  **SAE (sparse autoencoder)** – 은닉 벡터 ℎ𝑖가 희소하도록 강제화(0이 아닌 요소의 개수를 적게 유지  **DAE (denoising autoencoder)** – 잡음을 추가한 다음 원본을 복원하도록 학습하는 원리  **CAE (contractive autoencoder)** – 인코더함수 f의 야코비안 행렬의 프로베니우스 놈을 작게 유지CAE는 공간을 축소하는 효과  **적층 오토인코더**  은닉층이 하나인 경우 표현력에 한계가 있다. -> 여러 층으로 쌓으면 용량이 커짐  층별 예비학습을 이용하여 깊은 신경망을 만듦    적층 오토인코더를 지도학습(분류)에 활용하는 경우의 학습 과정 ->  층별 예비학습을 필요한 만큼 수행 ->마지막 층의 출력을  입력으로 하여 MLP 를 학습한다. ->신경망 전체를 한꺼번에 추가로 학습한다.  **매니폴드** – >고차원 공간에 내재한 저차원 공간  도로가 매니폴드에 해당  자동차 위치를 3차원 데이터로 나타낼 수 있으나, 기준점에서의 거리 라는 1차원(저차원) 공간, 즉 매니폴드로 표현할 수 있음.  보통 매니폴드는 비선형 공간이지만 지역적으로 살피면 선형 구조  매니폴드 가정 –> 고차원 공간에 주어진 실제 세계의 데이터는 고차원 입력 공간 𝑅  𝑑에 내재한 훨씬 저차원인 𝑑𝑀차원 매니폴드의 인근에 집중되어 있다.  **6.8절 매니폴드 개념과 isomap, LLE, T-SNE 매니폴드 학습기법**  **매니폴드를 어떻게 구할까?**  **IsoMap** = 최근접 이웃 그래프 구축  1. 각 점은 k-최근접 이웃을 구하여 거리를 n\*n행렬 M에 채움  2. 빈 곳은 최단 경로의 shortest path 길이로 채움  M의 고유 벡터를 계산하고, 큰 순서대로 𝑑𝑙𝑜𝑤개의 고유 벡터를 선택  - 이들 고유 벡터가 새로운 저차원 공간 형성  - i번째 샘플의 k번째 좌표는  M이 너무 크다는 문제점  **LLE (locally linear embedding)**  거리 행렬 M대신에 함수 𝜖를 최소로 하는 가중치 행렬 W를 사용함.    **t-SNE (stochastic neighbor embedding)**  현재 t-SNE는 매니폴드 공간 변환 기법 중에서 가장 뛰어남  원래 공간에서 유사도 측정  변환된 공간에서의 유사도는 스튜던트 t 분포로 측정    **Transductive 학습 모델**  훈련집합 이외의 샘플을 처리할 능력이 없는 모델  t-SNE, LLE, IsoMap 모두 Transductive 모델  데이터 가시화라는 목적에 관한 한 PCA나 오토인코더와 같은 귀납적 모델보다 성능이 뛰어남  **귀납적 모델 (inductive model, buttom-up)**  훈련집합 이외의 새로운 샘플을 처리할 능력이 있는 모델  t-SNE, LLE, IsoMap 를 제외한 지금까지 공부한 모든 모델 | | | | |