

M6. 머신러닝/딥러닝을 위한 필수 용어집

M6.머신러닝/딥러닝을 위한 필수 용어집

정확성(accuracy)

분류 모델의 예측이 얼마나 정확한지를 의미합니다.

활성화 함수(activation function)

이전 레이어의 모든 입력에 대한 가중 합을 취하고 출력 값(일반적으로 비선형)을 생성하여 다음 레이어로 전달하는 ReLU, 시그모이드 등의 함수입니다.

AUC(ROC 곡선 아래 영역)

가능한 모든 분류 임계값을 고려하는 평가 측정항목입니다. AUC(ROC 곡선 아래 영역)는 무작위로 선택한 긍정 예가 실제로 긍정일 가능성이 무작위로 선택한 부정 예가 긍정일 가능성보다 높다고 분류자가 신뢰할 확률입니다.

오차 역전파(backpropagation)

신경망에서 경사 하강법을 수행하는 기본 알고리즘입니다. 우선, 정방향 단계에서 각 노드의 출력 값을 계산하고 캐시합니다. 그런 다음 역방향 단계에서 그래프를 통과하며 각 매개변수를 기준으로 오차의 편미분을 계산합니다.

배치(batch)

모델 학습의 반복 1회, 즉 경사 업데이트 1회에 사용되는 인스턴스의 집합입니다.

배치 크기(batch size)

배치 하나에 포함되는 인스턴스의 개수입니다. 예를 들어 SGD의 배치 크기는 1이고, 미니 배치의 배치 크기는 일반적으로 10~1,000입니다. 학습 및 추론 중에 배치 크기는 일반적으로 고정되지만, 텐서플로우는 동적 배치 크기를 허용합니다.

편향(bias)

원점을 기준으로 한 절편 또는 오프셋입니다. 편향 또는 바이어스 항은 머신러닝 모델에서 b 또는 w_0 으로 표현됩니다

이진 분류(binary classification)

상호 배타적인 두 클래스 중 하나를 출력하는 분류 작업 유형입니다. 예를 들어 이메일 메시지를 평가하고 '스팸' 또는 '스팸 아님'을 출력하는 머신러닝 모델은 이진 분류자입니다.

체크포인트(checkpoint)

특정 시점에 모델 변수의 상태를 포착한 데이터입니다. 체크포인트를 통해 모델 가중치를 내보내고 여러 세션(session)을 넘나들며 학습을 수행할 수 있습니다.

M6.머신러닝/딥러닝을 위한 필수 용어집

클래스(class)

열거형 목표값 집합 중 하나로서 라벨로 쓰입니다. 예를 들어 스팸을 감지하는 이진 분류 모델의 두 클래스는 스팸 및 스팸 아님입니다. 개의 품종을 식별하는 다중 클래스 분류 모델의 클래스는 푸들, 비글, 퍼그 등입니다.

분류 임계값(classification threshold)

포지티브 클래스와 네거티브 클래스를 구분 짓기 위한 모델의 예측 점수에 적용되는 스칼라값 기준입니다. 로지스틱 회귀 결과를 이진 분류에 매핑하는 데 사용됩니다. 예를 들어 특정 이메일 메시지가 스팸일 확률을 판단하는 로지스틱 회귀 모형이 있다고 가정해 보겠습니다. 분류 임계값이 0.9인 경우 로지스틱 회귀 값이 0.9를 넘으면 스팸으로, 0.9 미만이면 스팸 아님으로 분류됩니다.

컨볼루션(convolution)

수학적으로 간단히 말하면 두 가지 함수가 섞인 것입니다. 머신러닝에서 컨볼루션은 가중치를 학습시키기 위해 컨볼루션 필터와 입력 행렬을 혼합합니다. 머신러닝에서 '컨볼루션'이라는 용어는 종종 컨볼루션 연산 또는 컨볼루션 레이어를 짧게 지칭할 때 사용됩니다. 컨볼루션이 없으면 머신러닝 알고리즘이 큰 텐서의 모든 셀에 있어서 별도의 가중치를 학습해야 합니다. 예를 들어 2,000x2,000 크기의 이미지를 학습하는 머신러닝 알고리즘은 4백만 개의 개별적인 가중치를 찾아야 합니다. 컨볼루션이 있기 때문에 머신러닝 알고리즘은 컨볼루션 필터에 있는 모든 셀의 가중치만 찾아도 되고, 이로 인해 모델 학습에 필요한 메모리가 크게 줄어듭니다. 컨볼루션 필터가 적용되는 경우 모든 셀에 같은 필터가 적용되며, 각 셀에 필터가 곱해집니다.

컨볼루션 필터(convolutional filter)

컨볼루션 연산에서 사용되는 두 가지 중 하나입니다. 다른 하나는 입력 행렬의 슬라이스입니다. 컨볼루션 필터는 입력 행렬과 순위(차원 수)는 동일하지만 모양은 더 작은 행렬입니다. 예를 들어 입력 행렬이 28x28인 경우 컨볼루션 필터는 이보다 작은 2차원 행렬이 됩니다. 사진 조작에서 사용되는 컨볼루션 필터는 일반적으로 1과 0으로 구성된 일정한 패턴으로 설정됩니다. 머신러닝에서 컨볼루션 필터는 일반적으로 난수로 채워지며 네트워크가 이상적인 값을 학습시킵니다.

손실(loss) 함수 = 비용(cost) 함수 = 오차 함수

모델의 예측이 라벨과 얼마나 차이가 나는지를 측정합니다. 다르게 표현하면, 모델이 얼마나 부정확한지를 나타냅니다. 이 값을 판단하려면 모델에서 손실 함수를 정의해야 합니다. 예를 들어 선형 회귀 모형은 일반적으로 평균 제곱 오차를, 로지스틱 회귀 모형은 로그 손실을 손실 함수로 사용합니다.

교차 엔트로피(cross-entropy)

다중 클래스 분류 문제로 일반화한 로그 손실입니다. 교차 엔트로피는 두 확률 분포 간의 차이를 계량합니다.

M6.머신러닝/딥러닝을 위한 필수 용어집

드롭아웃 정규화(dropout regularization)

신경망을 학습시키는 데 유용한 정규화 형태입니다. 드롭아웃 정규화를 사용하면 단일 경사 스텝이 일어날 때마다 특정 네트워크 레이어의 유닛을 고정된 개수만큼 무작위로 선택하여 삭제합니다. 드롭아웃하는 유닛이 많을수록 정규화가 강력해집니다. 이 방식은 네트워크를 학습시켜 더 작은 네트워크로 이루어진 대규모 앙상블을 모방하도록 하는 방식과 비슷합니다.

조기 중단(early stopping)

학습 손실이 완전히 감소되기 전에 모델 학습이 종료되는 정규화 방식입니다. 조기 중단에서는 검증 데이터 세트의 손실이 증가하기 시작할 때, 즉 일반화 성능이 악화될 때 모델 학습을 종료합니다.

임베딩(embeddings)

연속 값 특성으로 표현된 범주형 특성입니다. 일반적으로 임베딩(embeddings)은 고차원 벡터를 저차원 공간으로 변환한 결과입니다. 예를 들어 영어 문장의 단어를 다음 두 가지 방법 중 하나로 표현할 수 있습니다.

- 백만 개의 요소를 갖는(고차원) 희소 벡터로 표현합니다. 모든 요소는 정수입니다. 벡터의 각 셀은 서로 다른 영어 단어를 나타내며, 셀 값은 해당 단어가 문장에서 나오는 횟수를 나타냅니다. 영어 문장 하나에 포함되는 단어 수는 대개 50개 이하이므로 벡터의 거의 모든 셀에 0이 포함됩니다. 0이 아닌 소수의 셀은 해당 단어가 문장에서 나오는 횟수를 나타내는 낮은 정수(일반적으로 1)를 포함합니다.
- 수백 개의 요소를 갖는(저차원) 밀집 벡터로 표현합니다. 각 요소는 0~1 범위의 부동 소수점 값을 갖습니다. 이는 임베딩의 예입니다. 텐서플로우에서는 신경망의 다른 매개변수와 마찬가지로 역전파 손실을 통해 임베딩을 학습합니다.

앙상블(ensemble)

여러 모델의 예측을 병합한 결과입니다. 다음 중 하나 이상을 통해 앙상블을 만들 수 있습니다.

- 서로 다른 초기화
- 서로 다른 초매개변수
- 서로 다른 전체 구조

재학습 및 epoch

한 번 학습한 데이터라고 하더라도 전체 학습 데이터를 반복해서 학습하기도 합니다. 델타 규칙은 정답을 한 번에 바로 찾는게 아니라 반복적인 학습 과정을 통해 정답을 찾아가는 방식이기 때문입니다. epoch는 학습 데이터를 한번씩 모두 학습시킨 횟수를 말합니다. 'epoch = 10'이라면 학습 데이터를 총 10번씩 학습 시킨 것을 의미합니다.

특성(feature)

예측을 수행하는 데 사용되는 입력 변수입니다.

M6.머신러닝/딥러닝을 위한 필수 용어집

특성(feature)

예측을 수행하는 데 사용되는 입력 변수입니다.

완전 연결 레이어(fully connected layer)

각 노드가 후속 히든 레이어의 모든 노드에 연결된 히든 레이어입니다.
완전 연결 레이어를 밀집 레이어라고도 합니다.

일반화(generalization)

모델에서 학습에 사용된 데이터가 아닌 이전에 접하지 못한 새로운 데이터에 대해 올바른 예측을 수행하는 능력을 의미합니다.

경사하강법(gradient descent)

학습 데이터의 조건에 따라 모델의 매개변수를 기준으로 손실의 경사를 계산하여 손실을 최소화하는 기법입니다. 쉽게 설명하면, 경사하강법은 매개변수를 반복적으로 조정하면서 손실을 최소화하는 가중치와 편향의 가장 적절한 조합을 점진적으로 찾는 방식입니다.

그래프(graph)

텐서플로우에서는 계산 사양을 의미합니다. 그래프의 노드는 연산을 의미합니다. 엣지는 방향성을 가지며, 연산의 결과(텐서)를 다른 연산의 피연산자로 전달함을 의미합니다. 텐서보드를 사용하여 그래프를 시각화할 수 있습니다.

홀드아웃 데이터(holdout data)

학습 중에 의도적으로 사용하지 않은('홀드아웃된') 예입니다. 검증 데이터 세트와 테스트 데이터 세트는 홀드아웃 데이터의 예입니다. 홀드아웃 데이터는 학습에 사용하지 않은 데이터에 대한 모델의 일반화 능력을 평가하는 데 도움이 됩니다. 홀드아웃 세트의 손실은 학습 데이터의 손실보다 이전에 접하지 못한 데이터의 손실을 더 우수하게 예측합니다.

추론(inference)

머신러닝에서는 학습된 모델을 라벨이 없는 예에 적용하여 예측을 수행하는 과정을 의미할 때가 많습니다. 통계학에서는 특정한 관찰 데이터에 맞게 분포의 매개변수를 조정하는 과정을 의미합니다.

반복(iteration)

학습 중에 모델의 가중치를 한 번 업데이트하는 작업입니다. 반복은 데이터 배치 하나의 손실을 기준으로 매개변수의 경사를 계산하는 작업으로 이루어집니다.

M6.머신러닝/딥러닝을 위한 필수 용어집

L1 정규화(L1 regularization)

가중치의 절대값 합에 비례하여 가중치에 페널티를 주는 정규화 유형입니다. 희소 특성에 의존하는 모델에서 L1 정규화는 관련성이 없거나 매우 낮은 특성의 가중치를 정확히 0으로 유도하여 모델에서 해당 특성을 배제하는 데 도움이 됩니다. L2 정규화와 대비되는 개념입니다.

L2 정규화(L2 regularization)

가중치 제곱의 합에 비례하여 가중치에 페널티를 주는 정규화 유형입니다. L2 정규화는 높은 긍정 값 또는 낮은 부정 값을 갖는 이상점 가중치를 0에 아니지만 0에 가깝게 유도하는 데 도움이 됩니다. L1 정규화와 대비되는 개념입니다. L2 정규화는 선형 모델의 일반화를 항상 개선합니다.

라벨(label) = 타겟(target)

지도 학습에서 예의 '답' 또는 '결과' 부분을 의미합니다. 라벨이 있는 데이터 세트의 각 예는 하나 이상의 특성과 하나의 라벨로 구성됩니다. 예를 들어 주택 데이터 세트의 경우 특성은 침실 수, 화장실 수, 주택의 연령일 수 있고 라벨은 주택의 가격일 수 있습니다. 스팸 감지 데이터 세트의 경우 특성은 제목, 보낸 사람, 이메일 메시지 자체일 수 있고 라벨은 '스팸' 또는 '스팸 아님'일 가능성이 높습니다.

레이어(layer)

신경망에서 입력 특성의 집합 또는 뉴런의 출력을 처리하는 뉴런 집합입니다.

학습률(learning rate) = 보폭(step size)

경사하강법을 통해 모델을 학습시키는 데 사용되는 스칼라값입니다. 각 반복에서 경사하강법 알고리즘은 학습률을 경사에 곱합니다.

선형 회귀(linear regression)

회귀 모형의 한 유형으로서, 입력 특성의 선형 조합으로부터 연속 값을 출력합니다.

로지스틱 회귀(logistic regression)

분류 문제에서 선형 예측에 시그모이드 함수를 적용하여 가능한 각 불연속 라벨값에 대한 확률을 생성하는 모델입니다. 로지스틱 회귀는 이진 분류 문제에 흔히 사용되지만 다중 클래스 분류 문제에도 사용될 수 있습니다. 이러한 경우를 다중 클래스 로지스틱 회귀 또는 다항 회귀라고 합니다.

로지트(logit)

분류 모델에서 생성되는 원시(정규화되지 않음) 예측 벡터로, 대개는 정규화 함수로 전달됩니다. 모델에서 다중 클래스 분류 문제를 해결하고 있는 경우 로지트는 소프트맥스 함수의 입력으로 사용되는 것이 일반적입니다. 그런 다음 소프트맥스 함수에서 가능한 클래스별로 하나의 값을 갖는 (정규화된) 확률 벡터를 생성합니다.

M6.머신러닝/딥러닝을 위한 필수 용어집

머신러닝(machine learning)

입력 데이터를 바탕으로 예측 모델을 구축(학습)하는 프로그램 또는 시스템입니다. 학습된 모델은 시스템에서 모델을 학습시키는 데 사용한 데이터와 동일한 분포에서 추출되지만 이전에 나타나지 않은 새로운 데이터에 대해 유용한 예측을 수행하는 데 사용됩니다.

미니 배치(mini-batch)

학습 또는 추론의 단일 반복에서 함께 실행되는 예의 전체 배치 중에서 무작위로 선택한 소규모 부분집합입니다. 미니 배치의 배치 크기는 일반적으로 10~1,000입니다. 전체 학습 데이터가 아닌 미니 배치의 손실을 계산하면 효율성이 크게 향상됩니다.

모델(model)

ML 시스템이 학습 데이터로부터 학습한 내용을 표현합니다. 중복으로 정의된 용어로서, 다음과 같은 서로 관련된 두 가지 의미 중 하나를 나타낼 수 있습니다.

- 예측이 계산되는 방식의 구조를 표현하는 텐서플로우 그래프
- 해당 텐서플로우 그래프에서 학습에 의해 결정되는 특정 가중치 및 편향

다중 클래스 분류(multi-class classification) = 다항 분류(multinomial classification)

셋 이상의 클래스 사이에서 구분하는 분류 문제입니다. 예를 들어 단풍나무에는 약 128개 종이 있으므로 단풍나무 종을 분류하는 모델은 다중 클래스입니다. 반대로, 이메일을 두 가지 범주(스팸, 스팸 아님)로만 구분하는 모델은 이진 분류 모델입니다.

신경망(neural network)

사람의 두뇌에서 영감을 받은 모델로서, 단순 연결 유닛 또는 뉴런으로 이루어지며 비선형성을 갖는 여러 레이어로 구성됩니다. 하나 이상의 레이어는 히든 레이어입니다.

뉴런(neuron)

신경망의 노드로서, 일반적으로 여러 입력 값을 취하여 하나의 출력 값을 생성합니다. 뉴런은 입력 값의 가중 합에 활성화 함수(비선형 변환)를 적용하여 출력 값을 계산합니다.

정규화(normalization)

실제 값 범위를 표준 값 범위(일반적으로 -1~+1 또는 0~1)로 변환하는 과정입니다. 예를 들어 어떤 특성의 원래 범위가 800~6,000인 경우, 빨셈과 나눗셈을 거쳐 값 범위를 -1~+1로 정규화할 수 있습니다.

Numpy

Python에서 효율적인 배열 작업을 제공하는 오픈소스 수학 라이브러리입니다. Pandas는 Numpy를 기반으로 합니다.

M6.머신러닝/딥러닝을 위한 필수 용어집

원-핫 인코딩(one-hot encoding)

다음과 같은 특징을 갖는 희소 벡터입니다.

- 요소 중 하나가 1로 설정됩니다.
- 다른 요소는 모두 0으로 설정됩니다.

원-핫 인코딩은 가능한 값의 유한집합을 갖는 문자열 또는 식별자를 표현하는 데 널리 사용됩니다. 예를 들어 식물학 데이터 세트에 15,000 가지 종이 수록되어 있으며 각 종이 고유한 문자열 식별자로 표기되어 있다고 가정해 보겠습니다. 특성 추출 시에는 이러한 문자열 식별자를 크기가 15,000인 원-핫 벡터로 인코딩할 수 있습니다.

원샷 학습(one-shot learning)

객체 분류에 자주 사용되는 머신러닝 접근방식으로서 하나의 학습 인스턴스에서 효과적인 분류자를 학습하는 것을 목적으로 합니다.

옵티마이저(optimizer)

경사하강법 알고리즘의 구체적인 구현입니다. 옵티마이저에 대한 텐서플로우의 기본 클래스는 `tf.train.Optimizer`입니다. 다른 옵티마이저는 다음 중 하나 이상의 개념을 활용하여 주어진 학습 세트에서 경사하강법의 효과를 강화할 수 있습니다.

- momentum (모멘텀)
- 업데이트 빈도 (AdaGrad = ADAPtive GRADient descent; Adam = ADAPtive with Momentum; RMSProp)
- 희소성/정규화 (Ftrl)
- 복잡한 수학적 개념 (Proximal 등)

NN 구동 옵티마이저도 생각해 볼 수 있습니다.

과적합(overfitting)

생성된 모델이 학습 데이터와 지나치게 일치하여 새 데이터를 올바르게 예측하지 못하는 경우입니다.

하이퍼파라미터/초매개변수(hyperparameter)

모델 학습을 연속적으로 실행하는 중에 사용자 본인에 의해 조작되는 '손잡이'입니다. 예를 들어 학습률은 하이퍼파라미터 중 하나입니다. 매개변수와 대비되는 개념입니다.

매개변수(parameter)

ML 시스템에서 스스로 학습하는 모델의 변수입니다. 예를 들어 ML 시스템에서 학습이 반복됨에 따라 가중치 매개변수의 값이 서서히 학습됩니다. 하이퍼파라미터와 대비되는 개념입니다.

M6.머신러닝/딥러닝을 위한 필수 용어집

편미분(partial derivative)

하나를 제외한 모든 변수를 상수로 간주하고 구한 도함수입니다. 예를 들어 $f(x, y)$ 를 x 로 미분한 편도함수는 y 를 상수로 두고 f 를 x 만의 함수로 간주한 도함수입니다. f 를 x 로 미분한 편도함수는 방정식의 다른 변수를 모두 무시하고 x 의 변화에만 집중합니다.

성능(performance)

소프트웨어 공학에서 보편적으로 사용되는 의미입니다. 즉, 특정 소프트웨어가 얼마나 빠르게 또는 효율적으로 실행되는지를 의미합니다. ML의 맥락에서는 특정 모델이 얼마나 정확한지를 성능으로 정의합니다. 즉, 모델의 예측이 얼마나 효과적인지입니다.

파이프라인(pipeline)

머신러닝 알고리즘의 기반이 되는 인프라입니다. 파이프라인에는 데이터 수집, 학습 데이터 파일에 데이터 넣기, 하나 이상의 모델 학습, 프로덕션 환경으로 모델 내보내기 등이 포함됩니다.

풀링(pooling) = 서브 샘플링(subsampling)

이전의 컨볼루션 레이어에서 생성된 행렬을 작은 행렬로 줄이는 과정입니다. 풀링을 하면 보통 풀링된 영역에서 최대값 또는 평균값을 취하게 됩니다.

포지티브 클래스(positive class)

이진 분류에서 가능한 두 가지 클래스에 포지티브 및 네거티브 라벨이 지정됩니다. 모델을 테스트하는 목적은 포지티브한 결과를 찾는 것입니다. 사실은 두 가지 결과를 동시에 테스트하는 셈이지만 우선은 이렇게 이해해도 무방합니다. 예를 들어 의료 검사의 포지티브 클래스는 '종양'일 수 있습니다. 이메일 분류기의 포지티브 클래스는 '스팸'일 수 있습니다. 네거티브 클래스와 대비되는 개념입니다.

네거티브 클래스(negative class)

이진 분류에서는 클래스 중 하나는 포지티브로, 다른 하나는 네거티브로 규정됩니다. 포지티브 클래스는 모델에서 찾으려는 대상이고, 네거티브 클래스는 그와 다른 가능성입니다. 예를 들어 의료 검사의 네거티브 클래스는 '종양 아님'일 수 있습니다. 이메일 분류기의 네거티브 클래스는 '스팸 아님'일 수 있습니다.

정밀도(precision)

분류 모델의 측정항목입니다. 정밀도는 모델이 포지티브 클래스를 정확히 예측한 빈도를 나타냅니다. (참긍정/참긍정+거짓긍정)

예측(prediction)

모델에 입력 예를 제공하여 생성된 출력입니다.

M6.머신러닝/딥러닝을 위한 필수 용어집

회귀 모형(regression model)

연속(일반적으로 부동산 소수점) 값을 출력하는 모델 유형입니다. '개나리', '진달래' 같은 불연속 값을 출력하는 분류 모델과 비교되는 개념입니다.

regularization

모델의 복잡도에 페널티를 부여합니다. 정규화는 과적합을 방지하는 데 도움이 됩니다. 정규화의 여러 가지 종류는 다음과 같습니다.

- L1 regularization
- L2 regularization
- 드롭아웃 regularization
- 조기 중단(정식으로 인정되는 regularization 방식은 아니지만 과적합을 효과적으로 제한할 수 있음)

representation(표현)

데이터를 유용한 특성에 매핑하는 과정입니다.

수신자 조작 특성 곡선(ROC curve, Receiver Operating Characteristic curve)

다양한 분류 임계값에서 참양성률과 거짓양성률이 이루는 곡선입니다.

조정(scaling)

특성 추출에서 널리 사용되는 방식으로 특성 값 범위를 데이터 세트의 다른 특성 범위와 일치하도록 맞춥니다. 예를 들어 데이터 세트의 모든 부동산 소수점 특성을 0~1 범위로 맞출 수 있습니다. 어떤 특성의 범위가 0~500이라면 각 값을 500으로 나누어 특성을 조정할 수 있습니다.

scikit-learn

널리 사용되는 오픈소스 ML 플랫폼입니다.

준지도 학습(semi-supervised learning)

학습 데이터 중 일부에는 라벨이 있으며 일부에는 없는 데이터로 모델을 학습시킵니다. 준지도 학습의 기법 중 하나는 라벨이 없는 데이터의 라벨을 추론한 후 해당 라벨로 학습하여 새 모델을 만드는 것입니다. 준지도 학습은 라벨이 없는 데이터가 풍부하지만 라벨을 획득하는 비용이 많이 드는 경우에 유용할 수 있습니다.

시퀀스 모델(sequence model)

입력에 순서 종속성이 있는 모델입니다. 예를 들면 이전에 시청한 동영상의 순서를 바탕으로 다음에 시청할 동영상을 예측하는 경우입니다.

M6.머신러닝/딥러닝을 위한 필수 용어집

세션(session, tf.session)

텐서플로우 런타임 상태를 캡슐화하고 그래프의 전부 또는 일부를 실행하는 개체입니다. 낮은 수준의 TensorFlow API를 사용하면 하나 이상의 tf.session 개체를 직접 인스턴스화하고 관리합니다. Estimators API를 사용하면 에스티메이터가 세션 개체를 인스턴스화합니다.

시그모이드 함수(sigmoid function)

로지스틱 또는 다항 회귀 출력(로그 확률)을 확률에 매핑하여 0~1 사이의 값을 반환하는 함수입니다.

소프트맥스(softmax)

다중 클래스 분류 모델에서 가능한 각 클래스의 확률을 구하는 함수입니다. 확률의 합은 정확히 1.0입니다. 예를 들어 소프트맥스는 특정 이미지가 강아지일 확률을 0.9로, 고양이일 확률을 0.08로, 말일 확률을 0.02로 판단할 수 있습니다. 전체 소프트맥스라고도 합니다.

희소 특성(sparse feature)

대부분의 값이 0이거나 비어 있는 특성 벡터입니다. 예를 들어 1 값 하나와 0 값 백만 개를 포함하는 벡터는 희소 벡터입니다. 또 다른 예로서, 검색어의 단어는 희소 특성일 수 있습니다. 특정 언어에서 가능한 단어는 무수히 많지만 특정 검색어에는 몇 개의 단어만 나오기 때문입니다. 밀집 특성과 대비되는 개념입니다.

희소 표현(sparse representation)

값이 0이 아닌 요소만 저장하는 텐서의 표현입니다. 예를 들어 영어 어휘에는 약 백만 개의 단어들이 있습니다. 하나의 영어 문장에서 어떤 단어가 몇 번 사용되었는지 나타내주는 다음의 두 가지 방법을 생각해 봅시다. 이 문장을 밀집 표현 방식으로 나타내면 백만 개의 셀들로 구성된 정수 벡터를 정의한 다음 벡터의 셀 대부분에는 0을 할당하고, 극히 일부 셀에는 작은 정수값을 할당해야 합니다.

- 이 문장을 희소 표현 방식으로 나타내면 실제로 문장에 있는 단어를 나타내는 셀만 저장합니다. 그러므로 20개의 고유한 단어가 포함된 문장을 희소 표현 방식으로 나타내면 문장에 포함된 단어에 해당하는 20개의 셀만 저장하면 됩니다.

- '개가 꼬리를 흔든다.'라는 문장을 두 가지 방법으로 나타낼 수 있습니다. 다음 표에서 보듯이 밀집 표현 방식으로 나타내려면 거의 백만 개에 달하는 셀을 사용해야 하지만, 희소 표현 방식에서는 세 개의 셀만 사용하면 됩니다.

희소성(sparsity)

벡터 또는 행렬에서 0 또는 null로 설정된 요소의 개수를 벡터 또는 행렬의 총 항목 개수로 나눈 값입니다. 예를 들어 10x10 행렬이 있고 이 중 98개의 셀에 0이 들어 있다고 생각해 보겠습니다. 이때 희소성은 $98/100 = 0.98$ 입니다. 특성 희소성은 특성 벡터의 희소성을 의미하며 모델 희소성은 모델 가중치의 희소성을 의미합니다.

스텝(step)

배치 하나에 대한 정방향 및 역방향 평가입니다.

M6.머신러닝/딥러닝을 위한 필수 용어집

확률적 경사하강법(SGD, stochastic gradient descent)

배치 크기가 1인 경사하강법 알고리즘입니다. 즉, 확률적 경사하강법은 데이터 세트에서 무작위로 균일하게 선택한 하나의 예에 의존하여 각 단계의 예측 경사를 계산합니다.

스트라이드(stride)

스트라이드란 컨볼루셔널 연산이나 풀링에서 다음번에 오는 일련의 입력 슬라이스의 차원별 델타 값을 말합니다. 예를 들어 컨볼루셔널 연산의 (1, 1) 스트라이드는 다음 입력 슬라이스는 이전 입력 슬라이스로부터 오른쪽으로 한 칸 이동한 위치에서 시작합니다. 연산이 오른쪽 가장자리에 다다르면 다음 슬라이스는 한 줄 아래 왼쪽 가장자리에서 시작합니다.

지도 머신러닝(supervised machine learning)

입력 데이터 및 해당 라벨을 사용하여 모델을 학습시킵니다. 지도 머신러닝은 학생이 특정 과목을 배우기 위해 일련의 문제와 정답을 공부하는 것과 같습니다. 기존 문제의 정답을 맞힐 수 있게 된 학생은 같은 과목에서 처음 보는 새로운 문제를 풀 수 있습니다. 비지도 머신러닝과 비교되는 개념입니다.

텐서(Tensor)

텐서플로우 프로그램의 기본 데이터 구조입니다. 텐서는 대부분 스칼라, 벡터 또는 행렬로 이루어진 N차원 데이터 구조이며, N은 매우 큰 수일 수 있습니다. 텐서의 요소는 정수, 부동 소수점 또는 문자열 값을 포함할 수 있습니다.

텐서 처리 장치(TPU, Tensor Processing Unit)

텐서플로우 프로그램의 성능을 최적화하는 ASIC(Application-Specific Integrated Circuit)입니다.

텐서 차수(Tensor rank) = 랭크

텐서의 차원 수입니다. 예를 들어 스칼라의 순위는 0이고, 벡터의 순위는 1이고, 행렬의 순위는 2입니다.

클래스를 오름차순으로 분류하는 ML 문제에서 클래스의 서수 위치입니다. 예를 들어 행동 순위 시스템은 강아지의 보상에 가장 높은 순위(스테이크)부터 가장 낮은 순위(시든 양배추)까지 매길 수 있습니다.

텐서 형태(Tensor shape)

텐서가 여러 차원에 포함하는 요소 수입니다. 예를 들어 [5, 10] 텐서의 형태는 1차원에서 5, 2차원에서 10입니다.

텐서 크기(Tensor size)

텐서가 포함하는 스칼라의 총 개수입니다. 예를 들어 [5, 10] 텐서의 크기는 50입니다.

M6.머신러닝/딥러닝을 위한 필수 용어집

텐서보드(TensorBoard)

하나 이상의 텐서플로우 프로그램을 실행하는 중에 저장된 요약을 표시하는 대시보드입니다.

텐서플로우(TensorFlow)

대규모 분산형 머신러닝 플랫폼입니다. 이 용어는 데이터 흐름 그래프의 일반적인 계산을 지원하는 텐서플로우 스택의 기본 API 레이어를 지칭하기도 합니다. 텐서플로우는 머신러닝에 주로 사용되지만, ML과 관계가 없더라도 데이터 흐름 그래프를 사용한 수치 연산을 필요로 하는 다른 작업에도 텐서플로우를 사용할 수 있습니다.

테스트 세트(test set)

데이터 세트 중에서 검증세트를 통한 초기 검증이 완료된 모델을 테스트하는 데 사용되는 부분집합입니다. 학습 세트 및 검증세트와 대비되는 개념입니다.

학습(training)

모델을 구성하는 이상적인 매개변수를 결정하는 과정입니다.

학습 세트(training set)

데이터 세트 중에서 모델 학습에 사용되는 부분집합입니다. 검증세트 및 테스트 세트와 대비되는 개념입니다.

전이 학습(transfer learning)

머신러닝 작업 간에 정보를 전송합니다. 예를 들어 다중 작업 학습에서는 단일 모델이 여러 작업을 해결합니다. 예를 들어 심층 모델은 다양한 작업에 대해 서로 다른 출력 노드를 가질 수 있습니다. 전이 학습에서는 더 단순한 작업의 솔루션 지식을 보다 복잡한 작업으로 전송하거나, 데이터가 더 많은 작업의 지식을 데이터가 더 적은 작업으로 전송합니다. 대부분의 머신러닝 시스템에서는 단일 작업을 해결합니다. 전이 학습은 하나의 프로그램으로 여러 작업을 해결할 수 있는 인공 지능 개발의 초석이 됩니다.

TN, true negative

모델에서 네거티브 클래스로 올바르게 예측한 예입니다. 예를 들어 모델에서 특정 이메일 메시지가 스팸이 아닌 것으로 추론했으며 실제로도 스팸이 아니었던 경우가 여기에 해당합니다.

TP, true positive

모델에서 포지티브 클래스로 올바르게 예측한 예입니다. 예를 들어 모델에서 특정 이메일 메시지가 스팸인 것으로 추론했으며 실제로도 스팸이었던 경우가 여기에 해당합니다.

M6.머신러닝/딥러닝을 위한 필수 용어집

TP rate, true positive rate = 재현율(recall)

분류 모델에 대해 가능한 모든 긍정 라벨 중에서 모델이 올바르게 식별한 것은 몇 개인지 측정하는 것입니다. (참긍정 / 참긍정+거짓부정)

비지도 머신러닝(unsupervised machine learning)

일반적으로 라벨이 없는 데이터 세트에서 패턴을 찾도록 모델을 학습시킵니다. 비지도 머신러닝의 가장 일반적인 용도는 데이터를 서로 비슷한 예의 그룹으로 클러스터링하는 것입니다. 예를 들어 비지도 머신러닝 알고리즘은 음악의 다양한 속성을 기반으로 곡을 서로 클러스터링할 수 있습니다. 결과 클러스터는 음악 추천 서비스 등의 다른 머신러닝 알고리즘에 입력으로 사용될 수 있습니다. 클러스터링은 정확한 라벨을 확보하기 어려운 분야에서 유용합니다. 예를 들어 악용 및 사기 행위 방지와 같은 분야에서 클러스터는 사람이 데이터를 이해하는 데 도움을 줄 수 있습니다. 비지도 머신러닝의 또 다른 예는 주성분 분석(PCA)입니다. 예를 들어 장바구니 수백만 개의 내용을 포함하는 데이터 세트에 PCA를 적용하면 레몬이 들어있는 장바구니에 제산제가 같이 들어있는 경우가 많다는 사실이 드러날 수 있습니다. 지도 머신러닝과 비교되는 개념입니다.

검증세트(validation set)

데이터 세트 중에서 학습 세트와 별도로 초매개변수를 조정하는 데 사용하는 부분집합입니다. 학습 세트 및 테스트 세트와 대비되는 개념입니다.

가중치(weight)

선형 모델에서 특성의 계수 또는 심층 네트워크의 엣지입니다. 선형 모델 학습의 목표는 각 특성의 이상적인 가중치를 결정하는 것입니다. 가중치가 0인 특성은 모델에 영향을 주지 못합니다.