

4.機械学習の基礎

4.1機械学習の四つの手法

19nm705x Ou Yanghuizi

4.1.1 教師あり学習

ここの四つの例はすべて、教師あり学習の応用の例です。

- シーケンス生成

与えられた画像を説明するキャプションを予測します。シーケンス生成は、シーケンス内の単語やトークンを繰り返し予測するなど、連続する分類問題に変換されることがあります。

- 構文木予測

与えられた文章から構文木への分解を予測します。

- 物体検出

与えられた画像内の特定のオブジェクトの周りに境界矩形を描くもので、分類問題や同時分類/回帰問題として表現されることもあります。分類問題では、候補となる境界矩形の数が十分であるという前提で、各境界矩形の内容を分類します。同時分類/回帰問題では、ベクトル回帰を通じて境界矩形の座標を予測します。

- 画像分割

与えられた画像の特定のオブジェクトをピクセルレベルします。

4.1.2 教師なし学習

教師なし学習は、入力のみ(ラベルなしの例)からモデルを構築します。

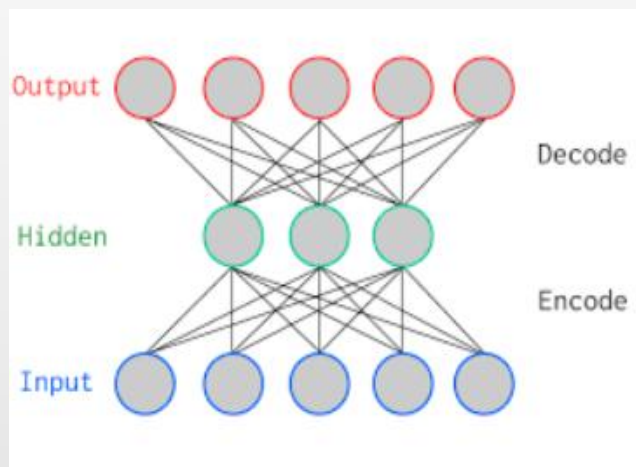
教師なし学習は、データの可視化、データの圧縮、データのノイズ除去が目的のこともあれば、データによって表される相関関係への理解を深めることが目的のこともあります。

教師なし学習では、次元削減とクラスタリングの二つのカテゴリがよく知られています。

4.1.3 自己学習

自己学習は、アンダーサンプリングラベルのない教師あり学習であり、人がまったく介入しない教師あり学習として考えることができます。自己学習にも何らかの教師が必要なので、やはりラベルを使用しますが、それらのラベルはたいてい発見的アルゴリズムを用いて入力データから生成されます。

例えば: オートエンコーダ



4.1.4 強化学習

- 強化学習では、エージェントがその環境を受け取り、何らかの報酬が最大になるような行動の選び方を学習します。
- 現在、強化学習は主に研究分野で使用されており、ゲーム以外の分野では大きな実績を上げるには至っていません。ですがゆくゆくは、強化学習が現実のアプリケーション(自動運転、ロボット工学、リソース管理、教育など)で大きな割合を占めるようになることが期待されています。強化学習はこの時代にぴったりであり、いずれ強化学習の時代がやってくるでしょう。

分類と回帰の用語

分類と回帰は専門用語だらけです。それらの一部は本書の例にすでに登場していますが、以降の章ではさらに多くの用語が登場します。それらの用語には機械学習特有の定義があるため、ここで理解しておいてください。

用語	意味
サンプルまたは入力	モデルに渡される1つのデータ点
予測値または出力	モデルから返される値
目的値	真の値。理想的には、外部のデータに基づいてモデルが予測すべき値
予測誤差または損失値	モデルの予測値と目的値との距離の目安となる指標
クラス	分類問題において選択可能な一連のラベル。たとえば、犬と猫の写真を分類する際、"dog"と"cat"は2つのクラスである
ラベル	分類問題でのクラスアノテーションのインスタンス。たとえば、1234番目の写真に"dog"クラスを含んでいるというアノテーションが付いている場合、その写真のラベルは"dog"である
グラウンドトゥースまたはアノテーション	データセットのすべての目的値。通常は人によって収集される
二値分類	各入力サンプルを2つの相互排他なカテゴリに分類するタスク
多クラス分類	手書きの数字を分類するなど、各入力サンプルを2つ以上のカテゴリに分類するタスク
多ラベル分類	各入力サンプルに複数のラベルを割り当てることができる分類タスク。たとえば、特定の画像に犬と猫が両方とも含まれている場合は、"dog"ラベルと"cat"ラベルのアノテーションを付けるべきである。画像1つあたりのラベルの数は、通常は任意である
スカラー回帰	目的値が連続するスカラー値となるタスク。たとえば住宅価格の予測では、さまざまな目的値(価格)が連続値の空間を形成する
ベクトル回帰	連続ベクトルなど、目的値が連続値となるタスク。画像の境界矩形の座標など、複数の値に対して回帰を実行する場合は、ベクトル回帰を実行することになる
ミニバッチまたはバッチ	モデルによって同時に処理されるサンプルの小さな集合(通常は8~128個)。多くの場合、GPUでのメモリの確保を容易にするために、サンプルの数は2の累乗となる。訓練の際には、モデルの重みに適用される勾配降下法の更新値を1つ計算するために、ミニバッチを使用する