ラベルノイズがある下でのディープニューラルネットワークのためのロバスト損失関数

# アブストラクト

　分類器学習のアプリの多くにおいて、トレーニングデータはラベルノイズの影響を受けている。ディープニューラルネットワークは多くのトレーニングデータによって訓練されるが、ここでノイズが多いラベルによる問題はとりわけ関係している。最近のテクニックで言えば、ラベルノイズがある下でのディープネットワークの学習はネットワークの構成とノイズが多いラベルの正解予測が焦点である。アプローチの一つとしては、ノイズ耐性のある損失関数を見ていくことがある。２種類の分類ではラベルノイズにロバストな損失関数の理論結果が存在する。この論文では、他分類問題におけるラベルノイズに対するノイズ耐性があるであろう損失関数の下でリスクを最小化するために、損失関数にいくつか十分であろう状況を作りだした。それらの結果は、２種類の場合の結果を一般化する物であった。私たちはディープネットワークに広く使われている損失関数のいくつかを研究し、平均絶対誤差関数がラベルノイズに対してロバストであることを基準に示していく。それゆえ、基本的なバックプロパゲーションはラベルノイズの下であっても正解の分類を学習するのに十分である。研究を通して、私たちはそのようなニューラルネットワークの学習のための損失関数を使ったリスク値再消化のロバストさを掲示していく。

# イントロダクション

　最近ディープニューラルネットワークは多分類問題に対してとても印象的な結果を示している。しかしながら、そのようなケースの全てにおいて、とても多くのトレーニングデータが必要となる。トレーニングデータのラベル付パターンとその正確さは多くのアプリケーションにとってかなり重大な挑戦である。

　学習の際の分類ラベルにノイズがある（例えば間違っている）、そのときラベルノイズと呼ばれる。人間のラベル付けの失敗、その測り方の失敗、ラベル付けする人間の主観による歪みはラベルノイズの原因の大きなものである。大きな規模の分類問題において、ラベル付けされたデータはよく、クラウドソーシングや自動的なウェブ上の情報の使用によってなされている。このことはトレーニングデータの信頼できないラベルが得られる他の主な理由である。

　ラベルノイズの出現のある分類器のロバストな学習は多くの見方によってこれまでも調査されてきた。この論文において、私たちは分類器の学習のポピュラーな方法のリスク値最小というフレームワークで研究した。例えばベイズ分類器は0-1の下の損失関数のリスク値を最小にする。標準的なニューラルネットワークのバックプロパゲーションベースの学習は、違う値の元の損失関数のリスク値をも最小化する（平均二乗誤差関数や交差エントロピー誤差関数）。リスク値のロバストさは使用される損失関数に依存する。私たちは、もしノイズのあるラベルによるリスクを最小限にする（それは損失関数によってなされる）ものがノイズなしのものと同じであれば、その関数をノイズ耐性があるとみなす。

　この論文では、他分類を行った際の損失関数のノイズ耐性についての新しい分析結果をいくつか紹介する。私たちはラベルノイズの違う種類に対するノイズ耐性があることを示すために、様々な条件について試してみた。私たちはそして、ニューラルネットワークの学習に使用されるポピュラーな損失関数をいくつかを試し、平均絶対誤差関数（MAE）がその条件を満たすことを示す。実際的な調査は基本的に、平均絶対誤差関数、平均二乗誤差関数、カテゴリカル交差エントロピーによってなされた。またその実際的な結果は、ここに示した理論的な結果をよく反映したものとなっている。

# 関連するもの

　機械学習において、ラベルノイズのある学習は長い間大きな問題であった。その詳細は[9]で見れることができる。

　ラベルノイズがある元での学習には多くの取り組みがある。データクリーニングはラベルノイズによる破損ポイントを探すことを頼りにした方法である。一度それらのポイントが認識されれば、それらは除去されるか適切な状態に直すことができる。いくつかの経験則がそのようなポイントの推測に使用されている。それらは、ロバストを作るすでに存在する学習アルゴリズムも変更するような試みであった。

　他の傑出した方法の一つは

# 実際的な結果

　このセクションでは、対称な損失関数のロバスト性を示す。私たちは2つの画像データセットと４つの文字データセットによる結果を示そうと思う。どの場合におけるニューラルネットワークの分類器の学習においても、CCE, MSE, MAEの３つの損失関数を使用した。私たちは、訓練セットへ違うノイズの割合で対称あるい条件的なノイズを加えた。学習のために、実際的なリスク値を最小限にし、様々な違う損失関数を使用して、バックプロパゲーションによる確率的降下法を実施した。学種したニューラルネットワークはノイズのないテストセットを使用した。

# 実際的な結果の設定

　使用した具体的な画像と文字データセットはテーブル１に示してある。このテーブルから、それぞれのデータセットに関して、私たちは、訓練とテストセットのサイズ(ntr,nte),について述べる。クラスの数は(c)で、入力の次元は(d)である。かたや画像データでかたや文字データであるためそれぞれのデータセットに関しては違うニューラルネットワーク構造を使用した。詳細はテーブル１にある通り。全てのネットワークの隠れ層の活性化関数にはrelu, 出力層にはソフトマックス関数を使用し、バックプロパゲーションにはモーメンタムとdecayを使用した。また私たちはドロップアウトも使用しており、そのドロップアウトレートはテーブル１に示してある

　レポートした結果は6回の実行の平均値である。ラベルノイズは実験のたび独立に変えてトレーニングセットに追加される。対称的なノイズに関して、私たちはノイズの割合ηを直し、ランダムにラベルを変えた。クラスコンディショナルノイズに関して、その実験のために、私たちはランダムにラベルを生成した。