半教師付き学習のための脱バイアス自己トレーニング

------------------------------

Baixu Chen$^{∗}$ , Junguang Jiang$^{∗}$ , Ximei Wang, Pengfei Wan$^{§}$ , Jianmin Wang, Mingsheng Long$^{B}$.

------------------------------

ディープニューラルネットワークは、大規模なラベル付きデータセットを用いることで、様々なタスクで顕著な性能を発揮する。しかし、これらのデータセットは、現実的なタスクで取得するには時間がかかり、労力が必要である。半教師付き学習では、ラベル付きデータの必要性を軽減するために、ラベルのないサンプルに擬似的なラベルを繰り返し割り当てる自己学習が広く用いられている。しかし、自己学習は信頼性が低く、しばしば学習が不安定になることが知られている。我々の実験的研究により、半教師付き学習における偏りは、問題そのものと、潜在的に不正確な擬似ラベルを用いた不適切な訓練の両方から生じ、反復的な自己訓練プロセスで誤差が蓄積されることがさらに明らかになった。上記の偏りを軽減するために、我々は**Debiased Self-Training (DST)**を提案する。まず、パラメータに依存しない2つの分類器ヘッドによって、擬似ラベルの生成と利用を切り離し、直接的な誤差の蓄積を回避する。第二に、擬似ラベル関数はラベル付きサンプルでは正確であるが、ラベルなしサンプルではできるだけ多くの誤りを犯すという、自己訓練バイアスの最悪のケースを推定する。そして、この最悪のケースを回避して擬似ラベルの品質を向上させるために、敵対的に表現を最適化する。広範な実験により、DSTは標準的な半教師付き学習ベンチマークデータセットにおいて、最先端の手法に対して平均6.3%、13の多様なタスクにおいてFixMatchに対して18.9%の改善を達成することが実証された。さらに、DSTは他の自己学習法にシームレスに適応でき、ゼロから学習する場合と事前に学習したモデルから微調整する場合の両方で、その学習の安定化とクラス間の性能バランスを助けることができる。

------------------------------

ディープラーニングは、過去数十年の間に多くの機械学習問題で大きな成功を収め、特に大規模なラベル付きデータセットが存在する場合、その成果を発揮してきた。しかし、現実のアプリケーションでは、十分なデータを手動でラベル付けすることは、時間がかかり、労力を消耗する。ラベル付きデータの必要性を減らすために、半教師付き学習（SSL）は、少数のラベル付きサンプルと多数のラベルなしサンプルから学習することにより、深層モデルのデータ効率を向上させる[20, 30, 53, 7]。中でも自己学習は、ラベル付きデータの不足に対処するための有効なアプローチである。代表的な自己学習法[30, 49]は、ラベルの付いていないサンプルにモデルの予測値で疑似ラベルを付与し、これらの疑似ラベル付きサンプルをラベル付きサンプルであるかのように反復してモデルを学習させます。

------------------------------

自己学習はベンチマークデータセットにおいて大きな進歩を遂げたが、それらは依然として大きな学習不安定性とクラス間の極端な性能不均衡を示す。例えば、最先端の自己学習法の一つであるFixMatch [49]の精度は、ゼロから学習すると大きく変動する（図7参照）。しかし，データ効率向上のために事前学習済みモデルが採用されることが多く[14, 7, 24]，事前学習済みモデルの性能は激減した後に回復することが難しいため，これは予想外である．

------------------------------

36th Conference on Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2022)に参加しました。

------------------------------

を壊滅的に忘れてしまう[25]。その上、FixMatchは平均精度を向上させるが、Matthew効果、すなわち、行儀の良いカテゴリの精度はさらに向上し、行儀の悪いカテゴリの精度はほぼゼロに低下する（図4参照）。機械学習モデルの多くは、訓練データにクラスの不均衡が存在する場合でも、カテゴリ間の性能バランスを好むため、これも予想外である[67]。上記の結果は、擬似ラベリング関数と未知のターゲットラベリング関数との間のバイアスに起因するものである。偏った信頼性の低い擬似ラベルを用いた訓練では、誤差が蓄積され、最終的に性能変動につながる可能性がある。そして、そのような素行の悪いカテゴリーでは、疑似ラベルのバイアスが悪化し、自己トレーニングが進むにつれてさらに強化され、最終的にMatthew効果につながることになります。

------------------------------

自己トレーニングの過程で生じるバイアスの問題を掘り下げると、(1)SSLタスクに内在するバイアスであるデータバイアス、(2)誤った疑似ラベルを用いた自己トレーニングがもたらすバイアス増分であるトレーニングバイアスに簡潔に分類されることがわかりました。そこで我々は、自己学習における望ましくないバイアスを減少させる新しいアプローチであるDebiased Self-Training (DST)を発表する。具体的には、学習バイアスを低減するために、分類器ヘッドはきれいなラベル付きサンプルでのみ学習し、信頼性の低い擬似ラベル付きサンプルではもはや学習しない。言い換えれば、擬似ラベルの生成と利用を切り離すことで、バイアスの蓄積を緩和し、バイアスのかかった擬似ラベルに対するモデルの耐性を高めることができる。さらに、直接計算できないデータの偏りを減らすために、データの偏りを暗黙のうちに反映した学習バイアスの最悪ケースを推定することにした。そして、最悪の場合のバイアスを減少させるために表現を最適化し、それによって擬似ラベルの品質を向上させる。

------------------------------

本研究の貢献は以下のように要約される： (1) 半教師付き学習における自己訓練バイアスの問題を体系的に特定し、その原因を分析する。(2) 自己学習バイアスを緩和し、クラス間の安定性と性能バランスを高める新しいアプローチであるDSTを提案し、主流の自己学習法のユニバーサルアドオンとして利用できる。(3) 広範な実験を行い、DSTが標準的なデータセットにおいて最先端の手法に対して平均6.3%、13の多様なタスクにおいてFixMatchに対して18.9%のブーストを達成することを検証する。

------------------------------

自己学習[62, 45, 20, 30]は、ラベルのないデータを利用するために広く利用されているアプローチである。自己学習法の一つであるPseudo Label [30]は、擬似ラベルを繰り返し生成し、同じモデルでそれを利用する。しかし、このパラダイムは確証バイアス[1]の問題に悩まされており、不正確な擬似ラベルから学習する際に学習者が自身の間違いを修正するのに苦労している。バイアスの問題はDebiasMatch [56]でも言及されており、彼らはバイアスを各カテゴリの量のアンバランスと定義している。本稿でいうバイアスとは、疑似ラベリング関数とグランドトゥルースラベリング関数との間の偏差のことであり、ほとんどの自己学習法に存在する、より本質的な問題であることに注意。最近の研究では、主に以下の2つの側面からこのバイアスの問題に取り組んでいる。

------------------------------

より高品質な擬似ラベルを生成する。MixMatch [4] は、複数の拡張からの予測値を平均化し、擬似ラベルとする。ReMixMatch [3]、UDA [59]、FixMatch [49]は、信頼度の閾値を採用して、弱く拡張されたサンプルの疑似ラベルを生成し、これらの疑似ラベルを強く拡張されたサンプルの注釈として使用する。Dash [61]とFlexMatch [64]は、カリキュラム学習方式で閾値を動的に調整する。ラベル伝播法 [48, 23] は、局所近傍の密度を用いて擬似ラベルを付与する。DASO [38]は、信頼度ベースの擬似ラベルと密度ベースの擬似ラベルを、クラスごとに異なる方法でブレンドしています。Meta Pseudo Labels [42]は、メタ学習器を用いて擬似ラベルを生成することを提案している。擬似ラベルの品質を向上させるために特定の基準を手動で設計する上記の方法とは異なり、我々は自己学習バイアスの最悪のケースを推定し、擬似ラベルの品質を向上させるために逆説的に表現を最適化することを自動的に行う。

------------------------------

不正確な擬似ラベルに対する耐性を向上させる。確証バイアスを緩和するために、既存の手法は擬似ラベルの生成と活用のミスマッチを維持している。Temporal Ensembling [29]とMean Teacher [53]はそれぞれ、過去の予測値の平均やモデルの指数移動平均から擬似ラベルを生成する。Noisy Student [60]は、前ラウンドの固定教師によって擬似ラベルを割り当てる。Co-training [5], MMT [17], DivideMix [31], Multi-head Tri-training [46] は，複数のモデルや分類器ヘッドを導入し，オンライン相互教授方式で学習する．これらの方法では、各分類器ヘッドは、他のヘッドが生成した潜在的に不正確な擬似ラベルを用いて学習することになる。これに対し、本手法では、擬似ラベルを生成する分類器ヘッドは擬似ラベルで学習することがないため、不正確な擬似ラベルに対する耐性が向上します（表3）。

------------------------------

半教師付き学習に対する自己教師付き学習

------------------------------

自己教師付き手法[14, 21]は、ラベル付きサンプルの少ないモデルを改善するために、事前学習段階[7, 2]や下流タスク[55, 32]で、ラベルなしのデータにも用いられる。しかし、自己監視のトレーニングは、通常、ビッグデータと重い計算に依存しており、ほとんどのアプリケーションで実現不可能である。さらに、これらの方法は信頼性の低い擬似ラベルの使用を回避するものの、より良いパフォーマンスを得るために、ラベルのないデータからタスク固有の情報を学習することは困難である。

------------------------------

半教師付き学習のための逆境的学習

------------------------------

半教師付き学習に敵対的訓練[18]を導入する研究がある。その一群[37, 47, 12, 15]は、新しい「生成」クラスでラベル付けし、識別器にクラスラベルを出力させることで、生成器からの偽サンプルを利用するものである。例えば、VAT [34]は入力に加法性ノイズを注入し、VAdD [39]は敵対的Dropout [50]層を導入し、RAT [52] はVATのノイズを入力変換の集合に拡張して使用する。これらの方法は、モデルに局所的な滑らかさを課すことを目的としており、擬似的なラベルを用いた学習を伴わない。これに対し、我々の手法では、敵対的訓練の目的は、擬似ラベルの最悪のケースを推定し、そのようなケースを回避することである（セクション4.2）。

------------------------------

3．自己訓練におけるバイアスの解析

------------------------------

本節では、自己学習におけるバイアスはどこから来るのかについて、いくつかの分析を行う。Pを入力空間X上の分布とする。Kクラスによる分類の場合、P$^{k}$は基底真実f$^{∗}$ (x) = kを条件とするxのクラス条件分布を表すとする。擬似ラベルf$\_{pl}$はn個のラベル付きサンプルP$\_{bn}$に対する分類器の学習によって得られると仮定する。M(f$\_{pl}$ ) , {x : f$\_{pl}$ (x) は擬似ラベル付けされたサンプルを間違えたとする。自己学習における偏りは、学習した決定超平面と真の決定超平面との乖離を指し、任意のクラスにおける誤った仮ラベル付きサンプルの割合B(f$\_{pl}$ ) = {P$^{k}$ (M(f$\_{pl}$ ))}$\_{k=1}^{K}$ [57] により測定することができます。異なる訓練条件下での自己訓練バイアスを分析することで、いくつかの非自明な知見を得ることができた。

------------------------------

図1：データサンプリングの効果。CIFAR-100からサンプリングした異なるラベル付きデータで学習した場合の、ランダムに選んだ7つのカテゴリのトップ1精度。同じカテゴリ（牛など）でも、サンプリングが異なると精度が全く異なる場合がある。FixMatch[49]に従い、本分析ではデフォルトで各カテゴリーに4つのラベル付きデータをサンプリングしている。

------------------------------

図2: 事前学習された表現の効果。CIFAR-100において、ランダムに選んだ7つのカテゴリーを異なる事前学習済みモデルで表現した場合の精度。事前学習済みモデルの違いにより、カテゴリの選好性が異なることがわかる。

------------------------------

図3: 自己学習アルゴリズムの効果。CIFAR-100において、異なる学習方法でランダムに選択した7つのカテゴリの精度。FixMatchは、素行の悪いカテゴリのバイアスを大きく増加させる（Matthew効果）。

------------------------------

ラベル付きデータのサンプリングは、自己学習の偏りに大きく影響する。図1に示すように、データのサンプリングが異なると、同じカテゴリの精度が大きく変化することがある。異なるデータ点と真の決定超平面との距離が同じではなく、支持するデータ点が近かったり遠かったりするためである。ラベル付けされたデータが少ない場合、各カテゴリのサポートデータと真の決定超平面との距離に大きな差が生じることがあり、そのため学習された決定超平面は一部のカテゴリに偏ることになります。

------------------------------

事前学習された表現も自己学習バイアスに影響する。図2は、事前学習されたデータセットと下流のラベル付きデータセットが同じであっても、事前学習された表現が異なると、カテゴリの偏りが異なることを示している。その理由として、異なる事前学習モデルによって学習された表現が、データの異なる側面に着目していることが考えられる[66]。したがって、同じデータでも、異なる事前学習済みモデルによる表現レベルでは、決定超平面への距離が異なることもあり得る。

------------------------------

擬似ラベルを用いた学習を積極的に行うことで、一部のカテゴリの自己学習バイアスが拡大する。図3は、擬似ラベルを用いた訓練（FixMatchなど）を行った後、あるカテゴリの精度は60%から80%に、あるカテゴリの精度は15%から0%に低下し、カテゴリごとの性能差が大きくなっていることを示しています。その理由は、お行儀の良いカテゴリでは、擬似ラベルはほぼ正確であるため、それを訓練に使うことでバイアスをさらに減らすことができるからです。しかし、お行儀の悪い多くのカテゴリーでは、擬似ラベルは信頼できず、この間違った擬似ラベルを使ってモデルを訓練する一般的な自己訓練メカニズムでは、バイアスがさらに大きくなり、フォローアップ訓練でそれを修正することができない。その結果、マシュー効果が発生する。

------------------------------

図4：CIFAR-100における任意のクラスでの擬似ラベルの誤り率（ResNet50、1カテゴリ4ラベル）。FixMatchは、行儀の良いカテゴリの偏りを減少させ、行儀の悪いカテゴリの偏りを増加させる。一方、DSTは異なるカテゴリ間の性能を効果的にバランスさせる。

------------------------------

以上の観察に基づき、自己学習によるバイアスを2つのカテゴリーに分類する。

------------------------------

データバイアス：半教師付き学習タスクに内在するバイアスで、ラベルのないデータに対するサンプリングや事前学習された表現のバイアスなどである。形式的には、データバイアスはB(f$\_{pl}$ ( P$\_{bn}$ , ψ$\_{0}$ ))と定義される。- B(f$^{∗}$ ) (図4の青色部分) ここで、擬似ラベル付けf$\_{pl}$ ( P$\_{bn}$ , ψ$\_{0}$ ) は、偏ったパラメータ初期化ψ$\_{0}$を持つ偏ったサンプリングP$\_{bn}$から得られる .

------------------------------

トレーニングバイアス：不合理なトレーニング戦略によってもたらされるバイアスの増量。正式には、訓練バイアスはB(f$\_{pl}$ ( P$\_{bn}$ , ψ$\_{0}$ , S)) です。- B(f$\_{pl}$ ( P$\_{bn}$ , ψ$\_{0}$ )) となります。(図4の黄色い部分）ここで、f$\_{pl}$ ( P$\_{bn}$ , ψ$\_{0}$ , S) は自己学習戦略Sで得られた疑似ラベルである。

------------------------------

次に、自己学習における学習バイアスやデータバイアスを低減する方法を紹介する（図4の赤い部分）。

------------------------------

半教師付き学習（SSL）では、n$\_{l}$個のラベル付きデータセットL = {(x li , y$\_{i}^{l}$ }$\_{i=1}^{nl}$ を持ち、n$\_{u}$個のラベルなしデータセットU = {(x$\_{j}^{u}$ )}$\_{j=1}^{nu}$ はラベルなしのサンプルである．ここで、ラベル付きデータセットのサイズは、通常、ラベルなしデータセットのサイズよりもはるかに小さい、すなわち、ラベルなしデータセットのサイズよりもはるかに小さい。 e., n$\_{l}$ n$\_{u}$ となる。ψを特徴生成器とし、hをタスク固有の頭部とする。弱増補ラベル付き例に対する標準的なクロスエントロピー損失は、αが弱増補関数である。ラベル付きサンプルが少ないため、特徴生成器とタスク固有ヘッドは簡単にオーバーフィットしてしまい、典型的なSSL手法は、汎化誤差を減らすために、たくさんのラベルなしデータでこれらの擬似ラベルを使用します。SSL手法によって、擬似ラベリング関数f$\_{b}$の設計は異なる[30, 61, 44]．例えば、FixMatch [49]を例に挙げる。FixMatchはまず、与えられたラベルなし画像の弱補強版に対して予測値p = (h◦ ψ◦ α)(x) を生成し、bは信頼できない擬似ラベルをフィルタリングするために信頼度閾値τを採用する、

------------------------------

ここで、f$\_{bψ,h}$はモデルh◦ψによる疑似ラベリングを指し、ハイパーパラメータτは疑似ラベルが保持される閾値を指定し、-1はこの疑似ラベルが学習において無視されることを示す。そして、FixMatchは選択された擬似ラベルを利用して、強く増強された未ラベルの画像に対して学習を行う、

------------------------------

ここで、f$\_{b}$は一般的な擬似ラベリング関数の表記であり、Aは強増強関数である。図5(a)に示すように、FixMatchの最適化目的は以下の通りである。

------------------------------

ここで、λはラベル付きデータでの損失とラベルなしデータでの損失のトレードオフである。FixMatchは、擬似ラベリングの過程で信頼度の低いサンプルをフィルタリングするが、以下の2つの問題が残る。(1) 擬似ラベルは同じヘッドによって生成、利用されるため、トレーニングバイアスが発生する。(2)極端に少ないラベル付きサンプルで学習する場合、データの偏りに起因する信頼性の低い擬似ラベルの問題は、信頼閾値機構を用いても無視できなくなる。そこで、4.1節で学習バイアス、4.2節でデータバイアスを低減するための2つの重要な設計を提案する。

------------------------------

擬似ラベルの生成と利用を独立に行う

------------------------------

FixMatchの学習バイアスは、自身が生成した擬似ラベルで学習する方法に起因しています。この偏りを緩和するために、図5(b)のオリジナルモデルの移動平均[53]や図5(c)の前回の学習で得られたモデル[60]など、より優れた教師モデルから疑似ラベルを生成し、これらの疑似ラベルを利用して特徴生成器ψとタスク固有ヘッドhの両方を学習する方法があります。しかし、上記の方法では、擬似ラベルを生成する教師モデルと擬似ラベルを利用する生徒モデルの間には依然として密接な関係があり、生徒モデル h ◦ ψ の決定超平面は偏った擬似ラベル f$\_{b}$ に強く依存する．その結果、自己学習過程では学習バイアスが依然として大きくなる。

------------------------------

図5: 異なる自己学習方法による擬似ラベルの生成と利用方法の比較。(a) Pseudo LabelingとFixMatchは同じモデルで擬似ラベルを生成・利用する。(b) Mean Teacherは、現在のモデルの指数移動平均(EMA)から擬似ラベルを生成する。(c) Noisy Studentは、前回の学習で得られた教師モデルから擬似ラベルを生成する。(d) DSTは、頭部hから擬似ラベルを生成し、パラメータに依存しない擬似頭部h$\_{pseudo}$の擬似ラベルを利用する．

------------------------------

擬似ラベルを利用する際の学習バイアスをさらに減らすために、L上のクリーンなラベルとUからの信頼できない擬似ラベルなしで、タスク固有の頭部hを最適化する。少数のラベル付きサンプルにディープモデルがオーバーフィットするのを防ぐために、擬似ラベルは依然として利用するが、より良い表現を学習するためだけに使う。図5(d)に示すように、特徴生成器ψに接続され、Uからの疑似ラベルのみで最適化される疑似ヘッドh$\_{pseudo}$を導入する。そして、学習目的は次のようになる。

------------------------------

ここで、擬似ラベルは頭部hによって生成され、完全にパラメータに依存しない擬似頭部h$\_{pseudo}$によって利用される。hとh$\_{pseudo}$は同じバックボーンネットワークから特徴を供給されるが、そのパラメータは独立しているため、間違った疑似ラベルで疑似ヘッドh$\_{pseudo}$を訓練しても、反復自己訓練過程でヘッドhのバイアスが直接蓄積されない。なお、擬似頭部h$\_{pseudo}$は、学習時に特徴生成器ψへの勾配バックプロパゲーションを担当するだけで、推論時には破棄されるため、推論コストは発生しない。

------------------------------

誤った擬似ラベルの発生を抑える

------------------------------

4.1節で学習バイアスを低減する解決策を示したが、擬似ラベリングf$\_{b}$にはまだデータバイアスが存在する。図6(a)に示すように、データバイアスに起因して、各クラスのラベル付きサンプルは表現空間における決定超平面への距離が異なり、特にラベル付きサンプルのサイズが非常に小さい場合、学習した超平面と実際の決定超平面の間に乖離が生じることになる。その結果、擬似ラベリングf$\_{b}$は、これらの偏った決定超平面に近い未ラベルのデータポイントに誤った擬似ラベルを生成する可能性が非常に高い。そして、我々の目的は、データの偏りを減らすために特徴表現を最適化し、最終的に擬似ラベルの品質を向上させることである。

------------------------------

Uのラベルがないため、データの偏りを直接測定し、それを減らすことはできません。しかし、学習バイアスはデータバイアスとある程度の相関がある。なぜなら、不正確な擬似ラベルを用いた最適化は、学習された超平面をより偏った方向に押しやり、学習バイアスにつながるからである。したがって、訓練バイアスは、訓練アルゴリズムに依存する、擬似ラベルの不適切な利用によるデータバイアスの累積と考えることができる。そして、いくつかの自己学習法で達成できる最悪の学習バイアスは、データバイアスの良い指標となる。具体的には、最悪の学習バイアスは、ラベル付きサンプルLの全てに対してh$^{0}$が正しく予測する一方で、ラベルなしデータUに対してはできるだけ多くの間違いを犯すような、疑似ラベルで学習した最悪の頭部h$^{0}$に相当する、

------------------------------

ここで、ラベルなしデータに対するh$^{0}$の間違いは、現在の擬似ラベリング関数f$\_{b}$との不一致によって推定される。式6の目的は、現在の特徴量生成器ψに対して擬似ラベリングで学習したときに、将来学習する可能性のあるタスク固有の頭部hの最悪ケースを見つけることであり

------------------------------

図6：概念の説明。(a) 限定的なラベル付きデータで学習した超平面と真の超平面との間のずれ。(b) 最悪な超平面は、ラベル付きサンプルを正しく区別する一方で、ラベルなしサンプルではできるだけ多くの間違いをする超平面である。(c) 特徴表現は、最悪の超平面の性能を向上させるために最適化される。

------------------------------

現在のデータサンプリング また、図6(b)に示すように、全てのラベル付きサンプルを正しく識別できるようにしながら、現在学習した超平面から可能な限り逸脱した最悪の超平面である。なお、式6はデータの偏りの程度を測定するものであり、ψによって生成される特徴表現に依存するため、特徴生成器ψを敵対的に最適化することで間接的にデータの偏りを減少させることができる、

------------------------------

図6(c)に示すように、式7は、最悪の超平面でもラベルなしサンプルの特徴を正しく識別すること、すなわち、現在の超平面から遠く離れた場所で生成することを促し、特徴表現におけるデータの偏りを低減する。

------------------------------

総合的な損失 Debiased Self-Training (DST)アプローチの最終目的は、トレーニングバイアスとデータバイアスの両方を減らすことである。総合損失関数は、擬似ラベルの生成と利用を同時に切り離し、最悪の場合の超平面を回避する。これは、式5-7をミニマックスゲームに統一することで達成される：

------------------------------

49,61]に続き、CIFAR-10 [28], CIFAR-100 [28], SVHN [35], STL-10 [10]などの一般的なSSLデータセットでランダム初期化を用いたDebiased Self-Training (DST) を評価する。また、[55]に従い、教師あり事前学習済みモデルと教師なし事前学習済みモデルの両方を用いたDSTを、(1)上位レベルのオブジェクト分類を含む11の下流タスクで評価した： CIFAR-10 [28], CIFAR-100 [28], Caltech-101 [16]; (2) 微細なオブジェクト分類： Food-101 [6], CUB200-2011 [54], Stanford Cars [27], FGVC Aircraft [33], OxfordIIIT Pets [40], Oxford Flowers [36]; (3) 質感分類： DTD [9]、(4)シーン分類： SUN397 [58]である。トレーニングデータセットのサイズは2,040から75,750、クラス数は10から397の範囲である。26]に従い、Caltech-101、FGVC Aircraft、OxfordIIIT Pets、Oxford Flowersのクラスごとの平均精度と、その他のデータセットのトップ1精度を報告している。49]に従い、ラベルが極端に少ない環境でのDSTの有効性を検証するために、1カテゴリあたり4ラベルのラベル付きサブセットを構築する。公平な比較を行うため、各データセットのラベル付きサブセットは、実験を通して同じにした。

------------------------------

ランダムな初期化を行う実験では、[49]に従い、Wide ResNetの変種[63]を採用した。事前学習済みモデルを用いた実験では、入力サイズが 224 × 224 で、ImageNet [13] で事前学習された ResNet50 [22] を採用した。教師なし事前学習済みモデルとしては、MoCo v2 [8]を採用する。本手法を、Pseudo Label [30], Π-Model [29], Mean Teacher [53], VAT [34], ALI [15], RAT [52], UDA [59], MixMatch [4], ReMixMatch [3], FixMatch [49], Dash [61], Self-Tuning [55], FlexMatch [64] and DebiasMatch [56] など多くの最新SSL手法と比較している．

------------------------------

ゼロから学習する場合、FixMatch [49]と同じハイパーパラメータを採用し、学習率0.03、ミニバッチサイズ512とした。その他の実験では、運動量0.9、学習率{0.001, 0.003, 0.01, 0.03}のSGDを使用する。ミニバッチサイズは[51]に従って64に設定されている。各画像について、まずrandom-resize-cropを適用し、次にRandAugment [11]を用いて強オーグメンテーションAを、random-horizontal-flipを用いて弱オーグメンテーションαを行う。ハイパーパラメータの選択に関する詳細は、付録A.2に記載されている。各実験は、異なるランダムシードで3回繰り返される。本手法と全てのベースラインのコードを含むベンチマークを https:／／github.com／thuml／Debiased-Self-Training で公開している。

------------------------------

表1より、DSTはすべてのタスクで一貫した改善をもたらすことがわかります。難易度の高いCIFAR100タスクとSTL-10タスクでは、DSTはFixMatchとFlexMatchの精度をそれぞれ8.3%と10.7%向上させた。図7は、CIFAR-100の学習手順におけるトップ1精度を示しています。FixMatchの性能は、学習中に大きく変動していることがわかります。一方、DST（FixMatch）の精度は順調に上昇し、相対的にFixMatchの最高精度を10.9%上回っています。なお、FlexMatchの精度は学習の最終段階で6％以上低下するが、DST（FlexMatch）は自己学習過程で誤った擬似ラベルを減らすことで、低下幅をかなり小さくしている。その上、DSTはカテゴリー間の性能バランスも改善する（付録B.2参照）。

------------------------------

(ゼロから学習、各カテゴリー4ラベル).

------------------------------

事前に訓練したモデルから転送

------------------------------

スーパーバイジングによる事前学習 表2から、FixMatchなどの典型的な自己学習法は、教師ありの事前学習モデルとの比較で比較的穏やかな改善をもたらすことがわかり、これは過去の知見[51, 55]と一致する。一方、FixMatchにDSTを組み込むと、性能が大幅に向上し、すべてのデータセットでFixMatchを19.9%上回った。事前に訓練されたモデルであれば、自己訓練は訓練の安定性に優れている。しかし、一度性能劣化が起きると、その過程も不可逆的である

------------------------------

表2：DSTと各種ベースラインの比較（ResNet50、教師あり・教師なし事前学習済み、各カテゴリ4ラベル）。↓はベースラインと比較して性能が低下していることを示す。

------------------------------

(付録B.1)、事前学習された表現が壊滅的に忘れられることが一因である。また、セルフトレーニングはクラス間の性能の不均衡がより深刻である（付録B.2）。DSTはこれらの問題に効果的に取り組み、バイアスを低減することの重要性を示している。

------------------------------

教師なし事前学習 表2より、教師なし事前学習モデルでは、ラベルなしデータで自己学習した後、より多くの手法が性能劣化に悩まされることがわかる。これは、教師なし事前学習タスクが、教師あり事前学習タスクに比べて、下流の分類タスクとのタスクの不一致が大きいことに起因している。そのため、教師なし事前学習モデルで学習された表現は、通常、より強いデータバイアスを示し、擬似ラベルの不適切な使用は、急激な蓄積エラーと学習バイアスを増加させることになる。DSTは、学習バイアスを排除し、データバイアスを低減することで、全てのデータセットで改善をもたらし、FixMatchを平均23.5%上回り、FlexMatchとDebiasMatchをそれぞれ9タスクと10タスクで上回るとともに、相対的に上回った。

------------------------------

表3において、CIFAR-100における本手法の設計を検証し、以下のような知見を得た。(1) 2つのヘッドが互いに擬似ラベルを提供し合うMutual Learning [65, 17]と比較して、本手法では、一方のヘッドが擬似ラベルの生成のみを担当し、他方のヘッドが自己学習にのみ使用するという独立したメカニズムにより、学習バイアスをより低減できる。(2) 非線形擬似ヘッドは、線形擬似ヘッドよりも常に優れている。非線形投影により、擬似ラベルの偏りによる表現の退化を抑えることができると推測される。(3) 擬似ラベルの最悪の場合の推定は、大きなマージンによって性能を向上させる。

------------------------------

表3: CIFAR-100で異なる事前学習済みモデル(カテゴリごとに4つのラベル)を使用したアブレーション研究。

------------------------------

DSTが擬似ラベリングと自己学習性能をどのように向上させるかをさらに調査するために、CIFAR-100でいくつかの解析を実施する。簡単のため、教師ありの事前学習済みモデルでの結果のみを示す。より多くの比較は付録B.4に記載されています。

------------------------------

DST w／o 最悪 DST 30K 40K

------------------------------

DST w／o ワースト DST 30K 40K

------------------------------

DSTは、擬似ラベルの量と質の両方を向上させる。図8(a)、(b)に示すように、FixMatchはラベルのないデータを積極的に利用し、学習中に平均して70%以上の疑似ラベルを生成します。これは、擬似ラベルの不適切な利用がかえって学習バイアスを拡大させるというセクション3の動機と一致します。一方、DSTでは、擬似ラベルの精度はそれほど低下していません。むしろ、その後も上昇を続け、訓練中ずっと70%を超えている。また、DSTは学習の後半になるほど擬似ラベルの生成量が多くなる。

------------------------------

(c) 不良クラスの量 (d) 不良クラスの質

------------------------------

図8: CIFAR-100 (ResNet50, supervised pre-trained) における擬似ラベルの量と質。

------------------------------

DSTは、素行の悪いクラスに対してより良い擬似ラベルを生成する。ここで、N (c) はカテゴリ c に分類される予測値の数を表す。図8(c)に示すように、FixMatchのクラスインバランス比は急激に上昇し、5000回の繰り返しで無限大に達しており、このモデルは学習不良のクラスを完全に無視していることが分かる。素行の悪いクラスに対する擬似ラベルの品質を測定するために、図8(d)では素行の悪いクラス10個または20個の平均精度を計算する。FixMatchのワースト20クラスの平均精度は、わずか1.0%である。擬似頭脳による学習バイアスと最悪推定によるデータバイアスを減らすことで、平均精度はそれぞれ28.5%と34.5%に膨れ上がっている。

------------------------------

min-max最適化の収束と計算コスト

------------------------------

確率的勾配降下法を用いてψとh$^{0}$を交互に最適化する。この最適化はGAN[18]の代替形式と見なすことができる。図9は、h$^{0}$の最悪誤差率と式7の最悪損失が、最初に増加し（h$^{0}$が支配的）、その後徐々に減少して収束する（ψが支配的）ことを示しています。4台の2080 Ti GPUを使用してCIFAR-100で1000k反復学習を行った場合、FixMatchが104時間かかるのに対し、DSTは111時間と、7%の時間増にとどまりました。DSTは推論中に追加の計算コストを発生させないことに注意してください。

------------------------------

図10：CIFAR-100における一般的なアドオンとしてのDST。

------------------------------

我々は、FixMatch [49], Mean Teacher [53], Noisy Student [60], DivideMix [31], FlexMatch [64] などの代表的な自己学習手法にDSTを組み込んでいます。これらの手法のDSTバージョンの実装の詳細は、付録A.3に記載されている。表10は、CIFAR-100において、これらの手法のオリジナル版とDST版を、教師ありの事前学習済みモデルと教師なしの事前学習済みモデルで比較したものである。その結果、提案するDSTはこれら全ての自己訓練法に対して大きな改善をもたらすことがわかった。これは、既存のバニラまたは洗練された自己訓練法には自己訓練バイアスが広く存在し、DSTがバイアスを低減する普遍的なアドオンとして機能することを示す。

------------------------------

ラベル付きデータの必要性を軽減するために、ラベルなしデータに対して擬似ラベルが広く使われているが、深刻な確認バイアスに悩まされている。本論文では、バイアスの問題を系統的に掘り下げ、自己学習におけるバイアスを減少させる新しいアプローチであるDebiased Self-Training (DST)を提示する。実験的に、DSTは13の半教師付き学習タスクで最先端の性能を達成し、既存の自己学習法の普遍的で有益なアドオンとして機能することができる。

------------------------------

[1] Eric Arazo, Diego Ortego, Paul Albert, Noel E O'Connor, and Kevin McGuinness. 深層半教師付き学習における擬似ラベルと確証バイアス(Pseudolabeling and confirmation bias in deep semi-supervised learning). In IJCNN, 2020.

------------------------------

[2] Mahmoud Assran, Mathilde Caron, Ishan Misra, Piotr Bojanowski, Armand Joulin, Nicolas Ballas, and Michael Rabbat. サポートサンプルを用いたノンパラメトリックなビューアサインメント予測による視覚的特徴の半教師付き学習。ICCV, 2021に掲載。

------------------------------

[3] David Berthelot, Nicholas Carlini, Ekin D Cubuk, Alex Kurakin, Kihyuk Sohn, Han Zhang, and Colin Raffel. Remixmatch： 分布整列と増強アンカリングによる半教師付き学習。In ICLR, 2020.

------------------------------

[4] David Berthelot, Nicholas Carlini, Ian Goodfellow, Nicolas Papernot, Avital Oliver, and Colin Raffel. Mixmatch： 半教師付き学習への全体的なアプローチ。In NeurIPS, 2019.

------------------------------

[5] Avrim Blum と Tom Mitchell. ラベル付きデータとラベルなしデータをco-trainingで結合する。In Proceedings of the eleventh annual conference on Computational learning theory, 1998.

------------------------------

[6] Lukas Bossard, Matthieu Guillaumin, and Luc Van Gool. Food-101-mining discriminative components with random forests. In ECCV, 2014.

------------------------------

[7] Ting Chen, Simon Kornblith, Kevin Swersky, Mohammad Norouzi, and Geoffrey Hinton. Big self-supervised models are strong semi-supervised learner. In NeurIPS, 2020.

------------------------------

[8] Xinlei Chen, Haoqi Fan, Ross Girshick, and Kaiming He. (8)XinleiChen、HaoqiFan、Ross Girshick、Heaiming.Improved baselines with momentum contrastive learning.

------------------------------

[9] Mircea Cimpoi, Subhransu Maji, Iasonas Kokkinos, Sammy Mohamed, and Andrea Vedaldi. 野生のテクスチャを記述する。In CVPR, 2014.

------------------------------

[10] Adam Coates, Andrew Ng, and Honglak Lee. 教師なし特徴学習における単層ネットワークの分析. In AISTATS, 2011.

------------------------------

[11] Ekin D Cubuk, Barret Zoph, Jonathon Shlens, and Quoc V Le. Randaugment： 検索空間を縮小した実用的な自動データ拡張。In CVPR, 2020.

------------------------------

[12] Zihang Dai, Zhilin Yang, Fan Yang, William W Cohen, and Russ R Salakhutdinov. 悪いガンを必要とする良い半教師付き学習。In NeurIPS, 2017.

------------------------------

[13] Jia Deng, Wei Dong, Richard Socher, Li-Jia Li, Kai Li, and Li Fei-Fei. Imagenet: A large-scale hierarchical image database. In CVPR, 2009.

------------------------------

[14] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, and Kristina Toutanova. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. In NAACL, 2019.

------------------------------

[15] Vincent Dumoulin, Ishmael Belghazi, Ben Poole, Olivier Mastropietro, Alex Lamb, Martin Arjovsky, and Aaron Courville. 逆説的に学習された推論。In ICLR, 2017.

------------------------------

[16] Li Fei-Fei, R. Fergus, and P. Perona. 少ない学習例から生成的なビジュアルモデルを学習する： An incremental bayesian approach tested on 101 object categories. In CVPR, 2004.

------------------------------

[17] Yixiao Ge, Dapeng Chen, and Hongsheng Li. In ICLR, 2020.

------------------------------

[18] Ian Goodfellow, Jean Pouget-Abadie, Mehdi Mirza, Bing Xu, David Warde-Farley, Sherjil Ozair, Aaron Courville, and Yoshua Bengio. Generative adversarial nets. In NeurIPS, 2014.

------------------------------

[19] Ian J Goodfellow, Jonathon Shlens, and Christian Szegedy. 敵対的な例を説明し、利用する。In ICLR, 2015.

------------------------------

[20] Yves Grandvalet and Yoshua Bengio. エントロピー最小化による半教師付き学習。In NeurIPS, 2005.

------------------------------

[21]KaimingHe、Haoqi Fan、Yuxin Wu、Saining Xie、およびRoss Girshick. 教師なし視覚表現学習のための運動量対比. In CVPR, 2020.

------------------------------

[22] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun. 画像認識のための深層残差学習．In CVPR, 2016.

------------------------------

[23] Ahmet Iscen, Giorgos Tolias, Yannis Avrithis, and Ondrej Chum. 深い半教師付き学習のためのラベル伝搬．In CVPR, 2019.

------------------------------

[24] Junguang Jiang, Yang Shu, Jianmin Wang, and Mingsheng Long. ディープラーニングにおける転送性： サーベイ, 2022.

------------------------------

[25] James Kirkpatrick, Razvan Pascanu, Neil Rabinowitz, Joel Veness, Guillaume Desjardins, Andrei A. Rusu, Kieran Milan, John Quan, Tiago Ramalho, Agnieszka Grabska-Barwinska, Demis Hassabis, Claudia Clopath, Dharshan Kumaran, and Raia Hadsell. ニューラルネットワークにおける壊滅的な忘却を克服する。米国科学アカデミー紀要, 2017.

------------------------------

[26] Simon Kornblith, Jonathon Shlens, and Quoc V Le. より良いイメージネットモデルはより良く転送するか？CVPR, 2019 にて。

------------------------------

[27] Jonathan Krause, Jia Deng, Michael Stark, and Li Fei-Fei. きめ細かな車の大規模データセットを収集する．In FGVC, 2013.

------------------------------

[28] Alex Krizhevsky, Geoffrey Hinton, et al. 小さな画像から多層の特徴を学習する. Technical report, University of Toronto, 2009.

------------------------------

[29] Samuli Laine and Timo Aila. 半教師付き学習のための時間的アンサンブル. In ICLR, 2017.

------------------------------

[30] 李東鉉さん シュードラベル： ディープニューラルネットワークのためのシンプルで効率的な半教師付き学習法. In ICML, 2013.

------------------------------

[31] Junnan Li, Richard Socher, and Steven CH Hoi. Dividemix： 半教師付き学習として、ノイズの多いラベルで学習する。In ICLR, 2020.

------------------------------

[32] Junnan Li, Caiming Xiong, and Steven CH Hoi. Comatch： 対照的なグラフ正則化を用いた半教師付き学習. ICCV, 2021に掲載。

------------------------------

[33] Subhransu Maji, Esa Rahtu, Juho Kannala, Matthew Blaschko, and Andrea Vedaldi. 航空機のきめ細かな視覚的分類。

------------------------------

[34] 宮戸猛、前田真一、小山正則、石井伸. Virtual adversarial training: a regularization method for supervised and semi-supervised learning. In TPAMI, 2018.

------------------------------

[35] Yuval Netzer, Tao Wang, Adam Coates, Alessandro Bissacco, Bo Wu, and Andrew Y Ng. 教師なし特徴学習で自然画像中の数字を読み取る。In NeurIPS, 2011.

------------------------------

[36] Maria-Elena Nilsback and Andrew Zisserman. 多数のクラスにわたる自動化された花の分類。In ICVGIP, 2008.

------------------------------

[37] オーガスタス・オデナ. Generative adversarial networksによる半教師付き学習. arXiv preprint arXiv:1606.01583, 2016.

------------------------------

[38] Youngtaek Oh, Dong-Jin Kim, and In So Kweon. Daso： 不均衡な半教師付き学習のための分布を意識したセマンティクス指向の擬似ラベル. In CVPR, 2022.

------------------------------

[39] Sungrae Park, JunKeon Park, Su-Jin Shin, and Il-Chul Moon. 教師あり学習と半教師あり学習のための逆説的ドロップアウト. In AAAI, 2018.

------------------------------

[40] Omkar M Parkhi, Andrea Vedaldi, Andrew Zisserman, and CV Jawahar. ネコとイヌ。In CVPR, 2012.

------------------------------

[41] Adam Paszke, Sam Gross, Francisco Massa, Adam Lerer, James Bradbury, Gregory Chanan, Trevor Killeen, Zeming Lin, Natalia Gimelshein, Luca Antiga, et al. Pytorch： 命令形、高性能な深層学習ライブラリ。In NeurIPS, 2019.

------------------------------

[42] Hieu Pham, Zihang Dai, Qizhe Xie, and Quoc V Le. メタな擬似ラベル．In CVPR, 2021.

------------------------------

[43] Alec Radford, Jong Wook Kim, Chris Hallacy, Aditya Ramesh, Gabriel Goh, Sandhini Agarwal, Girish Sastry, Amanda Askell, Pamela Mishkin, Jack Clark, et al. Learning transferable visual models from natural language supervis. In ICML, 2021.

------------------------------

[44] Mamshad Nayeem Rizve, Kevin Duarte, Yogesh S Rawat, and Mubarak Shah. 擬似ラベリングの擁護のために： 半教師付き学習のための不確実性を考慮した擬似ラベル選択フレームワーク(An uncertainty-aware pseudo-label selection framework for semi-supervised learning). In ICLR, 2021.

------------------------------

[45] Chuck Rosenberg, Martial Hebert, and Henry Schneiderman. 物体検出モデルの半教師付き自己学習。In WACV, 2005.

------------------------------

[46] Sebastian Ruder and Barbara Plank. ドメインシフト下でのニューラル半教師付き学習のための強力なベースライン(Strong baselines for neural semi-supervised learning under domain shift). In ACL, 2018.

------------------------------

[47] Tim Salimans, Ian Goodfellow, Wojciech Zaremba, Vicki Cheung, Alec Radford, and Xi Chen. gans のトレーニングのための改善されたテクニック。In NeurIPS, 2016.

------------------------------

[48] Weiwei Shi, Yihong Gong, Chris Ding, Zhiheng MaXiaoyu Tao, and Nanning Zheng. min-max features を用いた Transductive semi-supervised deep learning. In ECCV, 2018.

------------------------------

[49] Kihyuk Sohn, David Berthelot, Chun-Liang Li, Zizhao Zhang, Nicholas Carlini, Ekin D Cubuk, Alex Kurakin, Han Zhang, and Colin Raffel. Fixmatch： 一貫性と信頼性を備えた半教師付き学習の簡略化。In NeurIPS, 2020.

------------------------------

[50] Nitish Srivastava, Geoffrey Hinton, Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, and Ruslan Salakhutdinov. Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting. In ICML, 2014.

------------------------------

[51] Jong-Chyi Su, Zezhou Cheng, and Subhransu Maji. きめ細かい分類のための半教師付き学習の現実的な評価.A realistic evaluation of semi-supervised learning for fine-grained classification. In CVPR, 2021.

------------------------------

[52] 鈴木哲平・佐藤育郎. 半教師付き学習のための逆行列変換. In AAAI, 2020.

------------------------------

[53] Antti Tarvainen and Harri Valpola. 平均的な教師はより良いロールモデルである： Weight-averaged consistency targets improve semi-supervised deep learning results. In NeurIPS, 2017.

------------------------------

[54] Catherine Wah, Steve Branson, Peter Welinder, Pietro Perona, and Serge Belongie. The caltechucsd birds-200-2011 dataset. Technical Report CNS-TR-2011-001, California Institute of Technology, 2011.

------------------------------

[55] Ximei Wang, Jinghan Gao, Mingsheng Long, and Jianmin Wang. データ効率の良いディープラーニングのための自己チューニング。In ICML, 2021.

------------------------------

[56] Xudong Wang, Zhirong Wu, Long Lian, and Stella X Yu. ゼロショット学習と半教師付き学習のための自然アンバランスな擬似ラベルからの脱バイアス学習．In CVPR, 2022.

------------------------------

[57] Colin Wei, Kendrick Shen, Yining Chen, and Tengyu Ma. ラベルのないデータに対するディープネットワークによる自己学習の理論的な分析。In ICLR, 2021.

------------------------------

[58] Jianxiong Xiao, James Hays, Krista A Ehinger, Aude Oliva, and Antonio Torralba. Sunデータベース： 修道院から動物園までの大規模なシーン認識. In CVPR, 2010.

------------------------------

[59] Qizhe Xie, Zihang Dai, Eduard Hovy, Minh-Thang Luong, and Quoc V Le. 一貫性トレーニングのための教師なしデータ補強。In NeurIPS, 2020.

------------------------------

[60] Qizhe Xie, Minh-Thang Luong, Eduard Hovy, and Quoc V Le. ノイズの多い学生による自己学習でイメージネット分類を改善する．In CVPR, 2020.

------------------------------

[61] Yi Xu, Lei Shang, Jinxing Ye, Qi Qian, Yu-Feng Li, Baigui Sun, Hao Li, and Rong Jin. Dash: 動的閾値による半教師付き学習. In ICML, 2021.

------------------------------

[62] David Yarowsky. 教師ありの手法に匹敵する教師なしの語義曖昧性解消法. ACL, 1995に掲載。

------------------------------

[63] Sergey Zagoruyko と Nikos Komodakis. ワイド残差ネットワーク．In BMVC, 2016.

------------------------------

[64] Bowen Zhang, Yidong Wang, Wenxin Hou, Hao Wu, Jindong Wang, Manabu Okumura, and Takahiro Shinozaki. Flexmatch： カリキュラム擬似ラベリングによる半教師付き学習のブースト. In NeurIPS, 2021.

------------------------------

[65] Ying Zhang, Tao Xiang, Timothy M Hospedales, and Huchuan Lu. 深層相互学習．In CVPR, 2018.

------------------------------

[66] Nanxuan Zhao, Zhirong Wu, Rynson W. H. Lau, and Stephen Lin. インスタンス判別が転移学習に適しているのはなぜか？In ICLR, 2021.

------------------------------

[67] Bolei Zhou, Agata Lapedriza, Aditya Khosla, Aude Oliva, and Antonio Torralba. Places： シーン認識のための 1000 万画像データベース。In TPAMI, 2018.

------------------------------

私たちのコードは、PyTorch [41]に基づいています。以下は、我々の実験の実装の詳細である。我々の手法と全てのベースラインのコードを https:／／github.com／ thuml／Debiased-Self-Training で公開しています。

------------------------------

異なる分類器ヘッドのアーキテクチャは以下の通りである。非線形ヘッドについては、オーバーフィッティングを緩和するためにDropout[50]を採用している。

------------------------------

- 線形メインヘッド Linear-Softmaxを採用；

------------------------------

- 非線形の擬似ヘッド Linear-ReLU-Dropout-Linear-Softmax；

------------------------------

事前学習モデルを用いない実験では、CIFAR-10とSVHNにはWide ResNet-28-2 [63]、CIFAR-100にはWRN-28-8、STL-10にはWRN-37-2を用い、FixMatch [49] と同じハイパーパラメータを採用しています。具体的には、学習率0.03、ミニバッチサイズ512（ラベル付きデータ64、ラベルなしデータ448）、重み減衰{0.0005、0.001}、ラベルなし損失重みλ=1.0、1000k反復の学習を採用している。本手法では、擬似ヘッドと最悪ヘッドの投影次元を2×n$\_{embedding}$とし、n$\_{embedding}$はバックボーンネットワーク出力の次元を表すとした。

------------------------------

事前学習済みモデルを用いた実験では、運動量0.9のSGDを使用する。重みの減衰は{0.0005, 0.001}、学習率は{0.001, 0.003, 0.01, 0.03}で選ぶ。40k回の反復で訓練し、コサイン学習率のスケジュールを使用する。ミニバッチサイズは64に設定されている。そのほか、以下のアルゴリズム固有のハイパーパラメータを調整する。

------------------------------

FixMatchです。Pseudo Labelと同じです。

------------------------------

ノイジースチューデント。温度は{0.1, 0.5, 1.0, 2.0}、ラベルなし損失重みλは{0.1, 0.3, 1.0, 3.0}で探索する。ラベル付きデータのみで学習するラウンドを除いて、3ラウンドを反復する。最終的な性能が報告される。

------------------------------

自己チューニング。キューサイズを{24, 32}で試し、温度0.07、投影次元1024を使用、原著論文[55]と同じである。

------------------------------

FlexMatch。Pseudo Labelと同じ。また、事前学習済みモデルを使用する場合は、閾値ウォームアップをオフにした方が良いと思われます。

------------------------------

DSTです。信頼度閾値をデフォルトで0.7に設定しています。擬似頭部と最悪頭部の投影次元を2048に固定する。トレードオフのハイパーパラメーターλは1に設定。

------------------------------

これまでの自己学習法への一般的なアドオンとしてのDST

------------------------------

本節では、FixMatch, FlexMatch, Mean Teacher, Noisy Studentの4つの代表的な自己学習法にDSTを取り入れる方法を説明する。ここでは、主に擬似ラベルの生成と活用に関する修正に焦点を当て、ワーストケースヘッドの紹介は、異なる自己訓練法間で同じであるため省略することにする。

------------------------------

図11: 異なるDebiased自己学習方法による擬似ラベルの生成と利用方法の説明。

------------------------------

Debiased FixMatch. 図11(a)に示すように、ラベル無しデータに対する擬似ラベルは、主頭部hが生成し、擬似頭部h$\_{pseudo}$が利用する。メインヘッドhは、クリーンなラベル付きデータに対してのみ学習される。

------------------------------

Debiased FlexMatch. Debiased FixMatchと同じである。各カテゴリの学習状況は、主頭部hによって推定される。

------------------------------

Debiased Mean Teacherの略。図11(b)に示すように、ラベル無しデータに対する擬似ラベルは、主ヘッドhの指数移動平均によって生成され、擬似ヘッドh$\_{pseudo}$によって利用される。メインヘッドhはクリーンなラベル付きデータに対してのみ学習される。

------------------------------

デビアスされたノイジーな学生 図11（c）に示すように、ラベルなしデータ上の擬似ラベルは、前ラウンドT - 1のヘッドhによって生成され、擬似ヘッドh$\_{pseudo}$によって利用される。主頭部hはきれいなラベル付きデータに対してのみ学習される。

------------------------------

さらに、様々なタスクで事前に訓練されたモデルを使用した場合のFixMatchの訓練の安定性を調査する。図12はFixMatchのいくつかの失敗例を示している。

------------------------------

(a) Aircraft (教師あり事前学習) (b) CUB (教師なし事前学習) (c) Food-101 (教師なし事前学習)

------------------------------

図12 信頼度閾値0.7でのFixMatchの失敗例（ResNet50）。

------------------------------

図12(a)と図12(b)は、｛事前学習したモデルの性能が低下すると、後で回復できない｝ことを示している。なお、信頼度閾値を{0.7, 0.8, 0.9, 0.95}で試してみたが、同様の結果であった。

------------------------------

図12(c)は、FixMatchの完全な失敗事例を示すものである。教師なし事前学習モデルと信頼度閾値0.7では、擬似ラベルに多くのノイズが含まれるため、FixMatchの性能は著しく低下してしまう。この結果は、表2で報告した項目ではないことに注意してください（このデータセットでは閾値は0.9に設定されています）。その代わりに、DSTがノイズが多い場合の学習の安定性を向上させることを示すことを目的としている。

------------------------------

カテゴリ間の性能バランスに関する実験

------------------------------

図13と図14は、CIFAR-100において、教師ありの事前学習モデルを用いた場合と、ゼロから学習した場合の、400ラベルとラベルなしデータでの自己学習による各カテゴリのトップ1精度をそれぞれプロットしたものです。この結果は、DSTを用いることで、動作の悪いカテゴリの性能が向上するという、前回（5.4節）の解析結果と一致している。

------------------------------

図13: CIFAR-100における各カテゴリのトップ1精度 (ResNet50, supervised pre-train)。

------------------------------

図14: CIFAR-100 (Wide ResNet-28-8, ゼロから学習) における各カテゴリの上位1位の精度。

------------------------------

ラベル付きデータの量を変化させた実験

------------------------------

表4は、CIFAR-100において、1000ラベルのDSTと、異なる事前学習済みモデルの性能を示したものである。DSTはどちらの設定でもFlexMatchとDebiasMatchを凌駕している。

------------------------------

図15は、教師ありの事前学習済みモデルを用いたCIFAR-100において、クラスあたりのラベル付きサンプル数が1～25に変化した場合のFixMatchとDSTの精度をプロットしたものです。実験によると、DSTはFixMatchよりもラベル付きデータ量の影響を受けにくく、一貫した改善効果が得られることがわかります。

------------------------------

擬似ラベルの挙動に関する解析

------------------------------

本節では、教師なし事前学習済みモデルによる擬似ラベルの挙動を調べる。具体的には、擬似ラベルの量、精度、クラス不均衡率Iに注目する。I = max$\_{c}$ N (c)／min$\_{c}$ 0 N (c$^{0}$ ) であり、N (c) はカテゴリcに分類される予測値の数を示す。図16は400ラベルのCIFAR-100での結果である。DSTが擬似ラベルのバイアスを効果的に低減し、セルフトレーニングプロセスを向上させるという同じ現象が観察される。

------------------------------

ベースライン FixMatch DST 2 4 6 8 10 16 25 クラスあたりのラベル付きサンプル数

------------------------------

図15：CIFAR-100におけるラベル付きデータ量に対するアブレーション（ResNet50、教師あり事前学習）。

------------------------------

図16：CIFAR-100における擬似ラベルの挙動解析（ResNet50、教師なし事前学習）。(a) 信頼度閾値以上の擬似ラベルの量。(b) 擬似ラベルの精度。(c) 擬似ラベルのクラス不均衡率I。

------------------------------

Dash [61] や FlexMatch [64] などの動的閾値の使用、Co-training [5] や Multi-task Tri-training [46] などのマルチビュー学習の採用により、擬似ラベルの品質を向上させる2つの研究ラインを考察する。表5から、DSTはベースラインよりもかなりのマージンをもって優れていることがわかる。図17は、擬似ラベルの品質をプロットしたもので、本手法が擬似ラベルのデビアスを改善し、擬似ラベルの品質を向上させることができることを明らかにしている。

------------------------------

表5: 疑似ラベルの品質を向上させる他の方法との比較 (CIFAR-100, ResNet50, supervised pre-trained).

------------------------------

図17： 擬似ラベルの品質(CIFAR-100, ResNet50, supervised pre-train)。

------------------------------

非線形主分類器ヘッドに関するアブレーション研究

------------------------------

実験により、非線形擬似ヘッドを使用することで性能が向上することが示唆された。さらに、主ヘッドに対してどのような状況になっているのかを調査した。表6に示すように、非線形メインヘッドを使っても使わなくても、平均して同じような性能になります。これは、ラベル付けされたサンプルが少ない場合、非線形メインヘッドがオーバーフィットしやすいためと推測される。

------------------------------

表6：CIFAR-100における非線形主頭部でのアブレーション（FixMatch, ResNet50, supervised pre-trained)。

------------------------------

第一に、本研究は、特にラベル付きデータが少ない場合に、既存の様々な自己学習法の性能と学習の安定性を向上させるのに役立つ。第二に、提案手法はシンプルかつ効果的であるため、多くの実世界の機械学習アプリケーションのラベリングコストを削減できる可能性があります。最後に、本研究は、自己学習モデルのバイアスを低減し、その性能バランスを改善するのに役立つ。

------------------------------