

AI 特許紹介(9)

～バッチノーマライゼーション特許～

2019年12月10日

河野特許事務所

所長 弁理士 河野英仁

「AI 特許紹介」シリーズは、注目すべき AI 特許のポイントを紹介します。熾烈な競争となっている第4次産業革命下では AI 技術がキーとなり、この AI 技術・ソリューションを特許として適切に権利化しておくことが重要であることは言うまでもありません。

AI 技術は Google, Microsoft, Amazon を始めとした IT プラットフォーマ、研究機関及び大学から毎週のように新たな手法が提案されており、また AI 技術を活用した新たなソリューションも次々とリリースされています。

本稿では米国先進 IT 企業を中心に、これらの企業から出願された AI 特許に記載された AI テクノロジー・ソリューションのポイントをわかりやすく解説致します。

1.概要

特許権者 Google

出願日 2015年1月28日

登録日 2019年9月17日

登録番号 US10417562

発明の名称 バッチノーマライゼーション層

562 特許は、ニューラルネットワークの学習を高速化し、また学習の際のオーバーフィッティング(過学習)を防止するためのバッチノーマライゼーション技術に関する。

2.特許内容の説明

図1に示すように、ニューラルネットワークシステム 100 は、ニューラル・ネットワーク・レイヤのシーケンス内のニューラル・ネットワーク・レイヤ A104 とニューラル・ネットワーク・レイヤ B112 との間にバッチ正規化レイヤ 108 を含む。

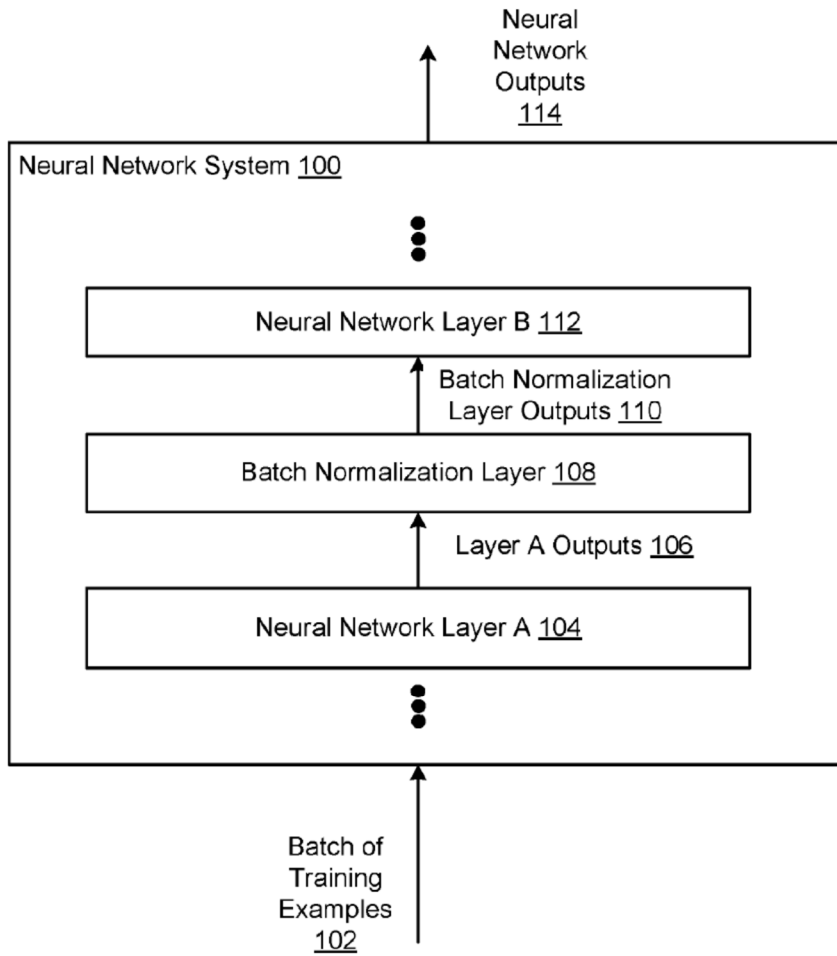


FIG. 1

バッチ正規化レイヤ 108 は、当該バッチ内のトレーニングサンプルに対してニューラル・ネットワーク・レイヤ A 104 により生成されたレイヤ A 出力 106 を受信し、レイヤ A 出力 106 を処理し、当該バッチ内のトレーニングサンプルごとにそれぞれのバッチ正規化レイヤ出力 110 を生成し、次いでバッチ正規化レイヤ出力 110 を入力としてニューラル・ネットワーク・レイヤ B 112 に提供する。

バッチ正規化レイヤ 108 は、当該バッチに対する 1 組の正規化統計値をレイヤ A 出力 106 から計算し、レイヤ A 出力 106 を正規化して、当該バッチ内のトレーニングサンプルごとにそれぞれの正規化された出力を生成する。また、当該出力を入力としてニューラル・ネットワーク・レイヤ B 112 に提供する前に当該正規化された出力の各々を変換する。

バッチ正規化レイヤは、次元ごとに、当該次元に対応するより低いレイヤ出力の成分

の平均および標準偏差を計算する。バッチ正規化レイヤは次いで、当該平均および標準偏差を用いて当該より低いレベル出力の各々の各成分を正規化して、バッチ内のトレーニング例の各々に対するそれぞれの正規化された出力を生成する。

バッチ β からの i 番目のより低いレイヤ出力の k 番目の次元に対応する成分 $x_{k,i}$ に対して、正規化された出力

$$\hat{x}_{k,i}$$

は

$$\hat{x}_{k,i} = \frac{x_{k,i} - \mu_B}{\sigma_B},$$

を満たす。 μ_B は、バッチ β 内のより低いレイヤ出力の k 番目の次元に対応する成分の平均であり、 σ_B は、バッチ β 内のより低いレイヤ出力の k 番目の次元に対応する成分の標準偏差である。当該標準偏差は $(\sigma_B^2 + \epsilon)^{1/2}$ に等しい数的に安定な標準偏差であり、 ϵ は定数値であり、 σ_B^2 は、バッチ β 内のより低いレイヤ出力の k 番目の次元に対応する成分の分散である。

これによりバッチ正規化レイヤを含むニューラルネットワークシステムは、バッチ正規化レイヤを含まないニューラルネットワークよりも迅速にトレーニングすることができる。例えば、1つまたは複数のバッチ正規化レイヤを当該ニューラルネットワークシステムに含めることによって、トレーニング中に所与のレイヤの入力の配分が変化することにより生ずる問題を軽減することができる。これにより、より高い学習速度で学習することができ、どのようにパラメータが当該トレーニングプロセスで初期化されるかの影響を軽減することができる。

さらに、トレーニング中に、バッチ正規化レイヤは正規化器として機能し、トレーニング中に使用すべき他の正規化技術、例えば、ドロップアウトの必要性を削減することができる。

3. クレーム

562 特許のクレーム 1 は以下の通りである。

1. 1つまたは複数のコンピューターによって実装されるニューラルネットワークシス

テムにおいて、

ニューラルネットワークの第 1 のニューラルネットワーク層と第 2 のニューラルネットワーク層との間にバッチ正規化層を実装するための命令を含み、該命令は一または複数のコンピューターに、以下の操作を実行させ、

トレーニングデータの複数のバッチに対するニューラルネットワークのトレーニング中、各バッチはそれぞれの複数のトレーニング例を含み、各バッチについて、

バッチ内の複数のトレーニング例のそれぞれについて、それぞれの第 1 層出力を受信し、

第 1 層の出力からバッチの複数の正規化統計を計算し、

第 1 層出力の複数の成分の複数のサブセットのそれぞれについて、それぞれのサブセットにあるバッチ内の複数のトレーニング例のそれぞれに対する第 1 層出力の成分の平均を決定し、

第 1 層出力の複数の成分の複数のサブセットのそれぞれについて、それぞれのサブセットにあるバッチ内の複数のトレーニング例のそれぞれに対する第 1 層出力の成分の標準偏差を決定し、

バッチ内の各トレーニング例のそれぞれの正規化層出力を生成するために、正規化統計を使用して各第 1 層出力の複数のコンポーネントのそれぞれを正規化し、

各第 1 層出力および複数のサブセットのそれぞれについて、各サブセットの平均および各サブセットの標準偏差を使用して、各サブセットにある第 1 層出力の成分を正規化し、

正規化層出力から各トレーニング例のそれぞれのバッチ正規化層出力を生成し、

バッチ正規化層の出力を 2 番目のニューラルネットワーク層への入力として提供する。

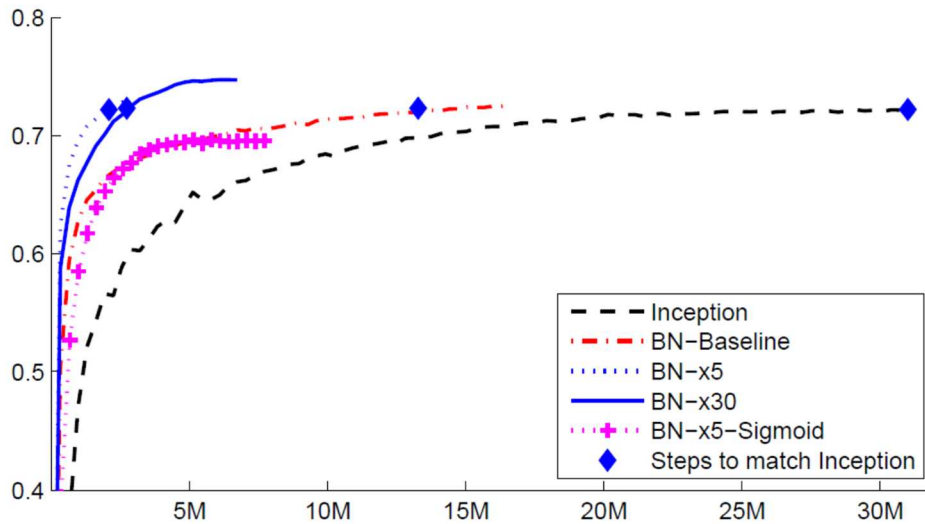
4. バッチノーマライゼーションに関する論文

Google の Sergey Ioffe 氏及び Christian Szegedy がバッチノーマライゼーションに関する論文¹を公表している。ニューラルネットワークの学習においては、前段層のパラメータが変化するため、学習中に各層の入力分布も変化し複雑化することとなる。これにより、学習率は低くなり、またパラメータの初期設定も難しくなる問題がある。

そのため上述したように正規化処理をネットワークの構成要素の一つとして組み込み、各トレーニングミニバッチの正規化を行なうことで学習率の向上及びパラメータの初期化簡素化を可能とし、場合によってはドロップアウトまでも不要としたものである。

¹ Sergey Ioffe, Christian Szegedy “Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift”

実験によればバッチノーマライゼーションを採用した BN-x5 は、従来の Inception と比較して、14 倍も少ないステップで、72.2%の精度を達成した。



また ImageNet 分類では、バッチノーマライゼーションを用いることで Top-5 エラー 4.9%を達成している。

Model	Resolution	Crops	Models	Top-1 error	Top-5 error
GoogLeNet ensemble	224	144	7	-	6.67%
Deep Image low-res	256	-	1	-	7.96%
Deep Image high-res	512	-	1	24.88	7.42%
Deep Image ensemble	variable	-	-	-	5.98%
BN-Inception single crop	224	1	1	25.2%	7.82%
BN-Inception multicrop	224	144	1	21.99%	5.82%
BN-Inception ensemble	224	144	6	20.1%	4.9%*

著者紹介

河野英仁

河野特許事務所、所長弁理士。立命館大学情報システム学博士前期課程修了、米国フランクリンピアースローセンター知的財産権法修士修了、中国清華大学法学院知的財産夏季セミナー修了、MIT(マサチューセッツ工科大学)コンピューター科学・AI 研究所 AI コース修了。

[AI 特許コンサルティング](#)の他、米国・中国特許の権利化・侵害訴訟を専門としている。著書に「世界のソフトウェア特許(共著)」、「FinTech 特許入門」、「[AI/IoT 特許入門 2.0](#)」がある。

以上