

自己組織化ニューラルネットワークを用いた未知の音の検知

学籍番号 23413542 氏名 高崎 彰斗

指導教員名 黒柳 奨

1 はじめに

近年、人間の脳が持つ高度な仕組みを工学的に応用する、ニューラルネットワークの分野が注目を集めている。人間の脳の仕組みを応用しているため、ニューラルネットワークは内部に多数の神経細胞モデル(ノード)を持ち、それらの接続強度(結合重み)を変化させることで、人間と同様「学習」の能力を実現している。方程式化して解けないような複雑な解析対象であっても、膨大な教師データを学習することで対応できる点がニューラルネットワークの強みである。しかし、ニューラルネットワークを用いた多くのシステムでは、使用状況に応じた各種パラメータ調整や、システム使用前の教師データの学習が必要であり、システムを使用可能な場面は大きく限定される。そこで本研究は、機能は限定的でも、事前準備を必要とせず使用状況も選ばない汎用性の高いニューラルネットワークを用いたシステムの作成を目的とした。その具体的内容として、未知の音の検知を行うシステムを検討した。

2 未知の音の検知システムの概要

未知の音とは普段聞かない異常な音と捉えられるので、未知の音を検知することは、日常生活や工場などの生産現場において異常状態を発見することに役立つ。以下、未知の音の検知システムが満たすべき要件を挙げる。要件1は、未知の音の検知と学習の同時実行である。システム使用前に予め学習を行うのではなく、システム使用開始と同時に一から学習を始めることとする。これによりシステム使用者は「学習ステップ」と「検知ステップ」の違いを意識せずシステムを使用できる。要件2は、音の種類を限定しないことである。使用状況を限定しないために、音が何種類の環境でも学習できなければならない。要件3は、過去の学習結果を保持することである。リアルタイムで得る時系列データを一度過去のデータに戻って学習し直すことはできないため、折角過去に学習した記憶を、新たな入力データの学習によ

り上書きして消してしまう恐れがある。要件4は、ノイズ耐性である。検討しているシステムではノイズ入力を監視できないため、システムが自律的に除外しなければならない。要件5は、幅広い周波数帯域をカバーすることである。使用状況を限定しないシステムにするためには様々な帯域の音に対応する必要がある。

3 自己増殖型ニューラルネットワーク SOINN

前章の要件に適したニューラルネットワークとして、SOINN(ソイン)を挙げられる。SOINNは東京工業大学長谷川研究室で推進されているニューラルネットワークのことで、この研究で利用させて頂いたSOINNのバージョンは adjusted SOINN である[1]。SOINNには自己増殖型ニューラルネットワーク、オンライン学習、追加学習、不要ノードの一斉削除などの特徴があり、システムに適していると考えた。

4 未知の音の検知手法の提案

検討しているシステム中、SOINNによる入力音の学習とは別に、未知の音の検知手法を考える必要があった。SOINNの追加学習の機能に、入力データがSOINN内部のノードに似ているかどうか判定する仕組み(以降「類似判定」と呼ぶ)があるため、それを利用して未知の音を検知できないかと考え、次のような検知手法を考えた。類似判定1回毎の成否を未知の音の検知の有無とすると出力結果が不安定になるので、入力データの一定数について類似判定結果「類似」となる回数をカウントする。その数が小さい場合、未知の音として検知する。この手法で実験したところ結果は図1となった。図1上段は入力特徴ベクトル、図1下段は100入力毎の類似判定結果「類似」のカウント数を表している。図1を見ると、入力の変化直後、カウント数に大きな減少が見られず、未知の音の検知が困難な状況が分かる。この理由は、類似判定結果のカウント中に、未知の音であってもある程度学習が進行してしまい、類似判定

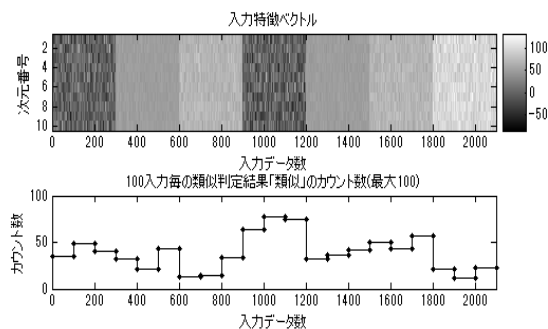


図1:類似判定のカウント数

結果「類似」となる回数が増加してしまうためだと言える。そこで、未知の音の検知手法を次のように改善した。SOINNの学習を一度止め、固定された状態の記憶(検知用の記憶と呼ぶ)を用いて類似判定結果のカウントを行う。しかし、新しい入力音に次々に対応するためには、いずれかのタイミングで検知用の記憶を更新しなければならない。そこで、更新タイミングはSOINNの機能「不要ノードの一斉削除」直後とした。その時の記憶が最も正確だと言えるからである。改善後の検知手法で、日常生活における音(流水音、掃除機の音、扇風機のモーター音)と異常音(水道管の共振による振動音)をシステムに入力したとき、異常音を未知の音として検知できるか実験した。入力音0.1[s]毎に周波数スペクトルを求め、入力特徴ベクトルを生成したところ、各音から得られた入力特徴ベクトルは図2となった。図2の特徴ベクトルを上段から順にシステムに入力したところ、図3の実験結果が得られた。図3上段は、改善後の検知手法による類似判定結果「類似」のカウント数、図3下段は学習中のSOINN内部のクラスタ構成を示している。まず図3下段を見ると、各音の学習に応じてクラスタの種類が増加しており、過去の学習結果を保持しつつ学習できていることが確認できた。図3上段を見ると、入力音の種類が変わるタイミング(300入力毎)でカウント数が0となっており、学習と検知を同時並行して行っても、未知の音が入力されるタイミングを明確に検知できることが確認できた。しかし、音種によって学習中のノードの増加率が異なり、4つ目の入力音について、学習が進んだ後もカウント数が0になってしまっている様子も確認できる。

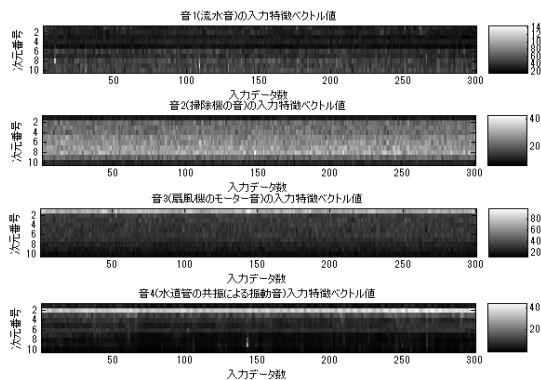


図2: 日常音から生成した入力特徴ベクトル

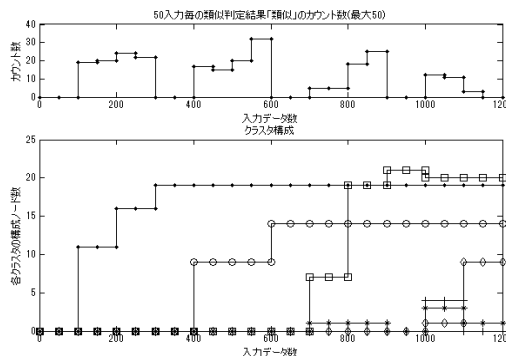


図3:改善後の検知手法による実験結果

5 まとめ

本研究では汎用性の高いシステムとして、未知の音を検知するシステムの作成を目指した。その要件に適する既存のニューラルネットワークにSOINNがあり、システムに用いた。SOINNの機能とは別に、未知の検知手法の検討を行い、SOINNの機能の一部「類似判定」の成否をカウントする手法を提案した。またカウント中は学習を一度止めることで、音が未知か既知かによってカウント数の差を明確にできるよう改善した。これにより、未知の音の検知を明確に行えることが確認でき、システムの有用性を示すことができた。今後は、音種によるノードの増加率の違いや、カウント途中に入力が始まる音に対してどう対処するかについて検討が必要だと思われる。

6 参考文献

- [1]山崎和博, 巻渕有哉, 申富饒, 長谷川修. 自己増殖型ニューラルネットワーク soinn とその実践. 日本神経回路学会誌, Vol. 17, No. 4, pp. 187{196, 2010.
- [2] T. コホネン. 自己組織化マップ改訂版. シュプリンガー・ウェアラック東京株式会社, 2005.