

# ラット聴皮質の時空間的神経活動のニューラルネットワークによる解析 Analysis of Spatio-temporal Neural Activities By Artificial Neural Network

内原 匡信

指導教員 神崎亮平教授

Masanobu UCHIHARA

(Professor Ryohei KANZAKI)

Keywords: Spatio-temporal activity, Artificial neural network, Auditory cortex, Rat

## 1. 序論

ニューラルネットワークは、簡易な構造で複雑な問題を扱え、優れた学習能力と、未知の入力に対しても正しい結果を出力できる汎化能力を有する。このような簡易性と汎化性を併せ持つネットワークの内部構造は、神経情報処理機構を解析するためのモデルとして考察に値すると考える。

本論文では、時空間的な神経活動パターンから、脳の情報表現方法を解明するための工学的手法を提案する。具体的には、ラットの聴皮質をモデルとして、微小電極アレイで計測した神経活動パターンを入力とし、それを誘発した音刺激の周波数の情報を教師情報として、ニューラルネットワークを構築する。まず、予備検討として、聴皮質での時空間的な神経活動パターンから、音刺激情報をより精度よく再構成するための、ネットワークの条件を決定する。さらに、学習したネットワークの構造を精査し、聴皮質の情報処理の生理学的な特徴を考察する。

## 2. 方法

### 2.1 聴皮質の時空間的な神経活動パターンの計測

ラットの聴皮質に、複数点の計測点をもつタングステン微小電極アレイを刺入し、様々な音刺激に対する聴皮質の神経反応を、多点同時計測した。同反応から、0.75 - 7.5 kHz と 0.3 - 500 Hz のバンドパスフィルタを用い、それぞれ発火電位と局所電場電位を抽出した。音刺激には、様々な周波数・音圧を組み合わせたトーンバースト音（立ち上がり・立下り時間, 5 ms; 音長, 15 ms）を用いた。計測時には、各刺激音をランダムに 20 回ずつ、任意の順番で、200 ms 間隔で提示した。

### 2.2 ニューラルネットワークの予備検討

聴皮質の神経活動パターンから、音刺激の周波数情報をより精度よく再構成するために、解析のビン幅、入力に用いるデータ（発火電位と局所電場電位）、構築するネットワーク（フィードフォワード型とリカレント型）を検討した。データ解析は、学習フェーズとテストフェーズに分けた。

学習フェーズでは、聴皮質の時空間的な神経活動パターンから作成したベクトルを入力とし、音刺激の周波数を教師情報として、ニューラルネットワークを構築した。テストフェーズでは、異なる試行のデータを用いて、学習フェーズで構築した各ネットワークの性能を比較した。

(i) 解析のビン幅を 5, 15, 45 ms として、各音刺激後の神経細胞の発火頻度から作成した 3 種類の入力ベクトルを用いて、ネットワークを構築した。

(ii) 音刺激後の局所電場電位の 16, 21.3, 32, 64 Hz 成分の 5ms ごとのウェーブレット変換を入力ベクトルとしてネットワークを構築し、発火電位を用いて作成したネットワークと比較した。

(iii) 時間的に変化する神経活動パターンから、音刺激の周波数の時系列データを再構成するために、フィードフォワード型ネットワークとリカレント型ネットワークを構築した。入力には発火電位を用い、各電極の発火頻度をビン幅 3ms で作成したデータを用いた。それぞれ、低、中、高周波数に、選択的に反応する部位に刺入した、3 つの電極の神経活動パターンを用い、各周波数で 20 回の試行を平均加算した、音刺激前後の発火頻度ヒストグラム(Peri-Stimulus Time Histogram; PSTH)から作成した入力ベクトル(図 1)を用いた。なお、学習フェーズでは、一部の周波数の純音から得た PSTH を用い、テストフェーズでは、全ての周波数から得た PSTH を任意の順序で並べたデータを用いた。

### 2.3 ニューラルネットワークの構造の解析

学習に成功したネットワークに対して、中間層ニューロンの結合の特徴を調べた。まず、学習したネットワークの各中間層ニューロンに対する入力を遮断して再構成し、誤差の変化を計算した。誤差が 10% 以上増加した重要な中間層ニューロンについて、その中間層ニューロンの特徴を、再構成される周波数情報の変化から分類した。さらに、これらの重要な中間層ニューロンについて、各計測点からの入力からの重みと中間層から出力層への重みの積を求め、その中間層ニューロンを介したネットワーク出力に対する各計測部位からの入力の貢献度と定義した。

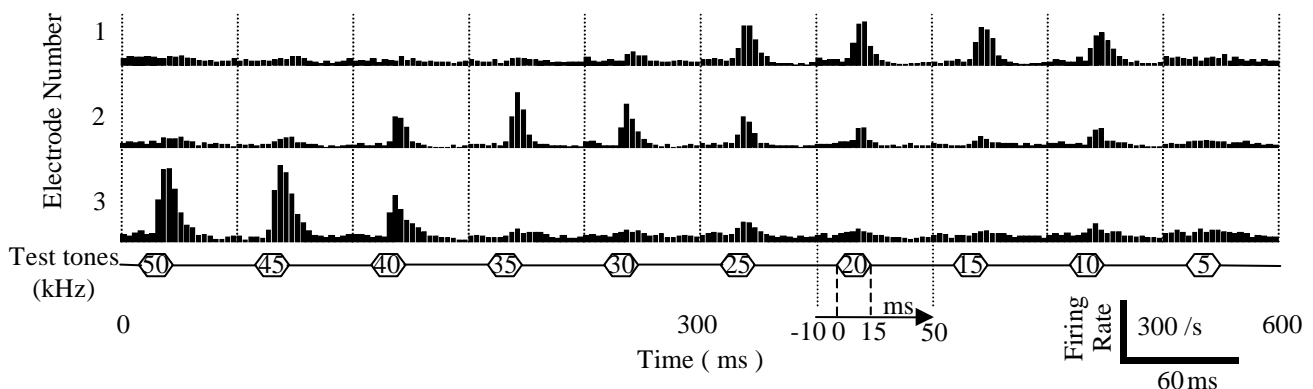


Fig.1. Input data set to feed forward network and recurrent network

### 3. 結果

#### 3.1 ニューラルネットワークの予備検討

ビン幅の異なる入力ベクトルを用いて構築したネットワークで、別試行の神経活動パターンを再構成したところ、ビン幅が小さいほど周波数の判別正解率がよい傾向が見られた。また、発火電位と局所電場電位を用いて構築したネットワークで再構成したところ、発火電位による判別正解率は、局所電場電位のそれよりも高かった。また、局所電場電位による学習は、膨大な時間がかかった。図2に示すように、リカレント型ネットワークは、フィードフォワード型ネットワークに比べ、音の立ち上がり・立ち下りのタイミングや周波数情報を、学習に用いていない周波数の情報も含めてほぼ正しく再現できた。

#### 3.2 ニューラルネットワークの構造の解析

前章の検討結果に基づき、発火電位を用いて、ビン幅 3ms で作成した入力ベクトルから学習した、リカレント型ネットワークの内部構造を解析した。図3に学習後のネットワークの例を示す。同図では、重みの正負を線種で、大きさを線幅で表している。なお、リカレント結合は省略している。このようなネットワークについて、入力を遮断した結果、誤差が 10%以上変化した重要な中間層ニューロンの特徴を調べ、出力層に対して興奮性入力を与えて周波数を調整するニューロン(図4(a)), 抑制性入力を与えて周波数を調整するニューロン(図4(b)), 部分的な周波数情報を形成するニューロン、その他、役割が不明なニューロンに分類した。

図5(a), (b) は、それぞれ、興奮性、抑制性入力で周波数を調整するニューロンについて、周波数帯の部位ごとに入力の貢献度を示す。興奮性入力で周波数を調整する中間層ニューロンを介した貢献度は、全ての周波数帯域からの入力に対して、ほとんど正值を示した。一方、抑制性入力で周波数を調整する中間層ニューロンを介した貢献度は、低周波数帯域の方が高周波数帯域よりも小さくなる傾向にあり、低周波数帯域からの入力に対して、全て負値を示した。この結果は、全ての周波数帯域からの興奮性入力と、低周波数帯域からの抑制性入力、周波数情報の選択性を調整していることを示唆する。このことは、視床からの興奮性入力、さらに、その選択性を向上させるために、主に低い周波数帯域から抑制性入力を受け取る、実際の聴皮質の情報処理の特徴によく一致する[1]。

### 4. 結論

本論文では、微小電極アレイを用いて多点同時計測した聴皮質の時空間的神経活動パターンを入力とし、それを誘発した音刺激の周波数の情報を教師情報としてニューラルネットワークを構築し、その構造から神経情報処理機構を考察する研究手法を提案した。

予備検討の結果、発火電位を用いて、ビン幅 3ms で作成した入力データからリカレント型ネットワークを構築した。構築したネットワークの各中間層ニューロンの情報処理の特徴を調べたところ、特徴的なニューロンが現れた。これらの中間層ニューロンの入出力

関係に注目したところ、周波数の選択性は、全ての周波数帯域からの興奮性入力と、低周波数帯域からの抑制性入力に主に依存していることが示唆された。

このように、ニューラルネットワークは、時空間的神経活動パターンから、神経情報処理機構の生理学的な特徴を抽出でき、同活動の解析手法として有用であると考えられる。

### 参考文献

- [1] L. I. Zhang, et al., "Topography and synaptic shaping of direction selectivity in primary auditory cortex.", *Nature*, Vol.424, pp.201-205 (2003)

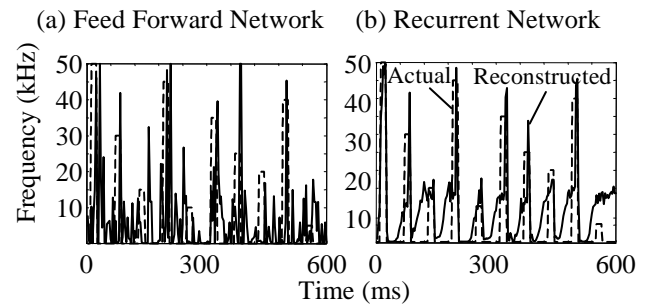


Fig.2 Reconstruction by artificial neural network

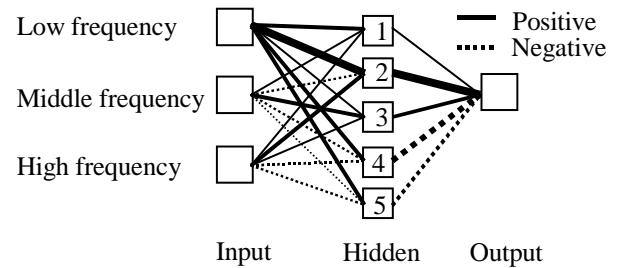


Fig.3. Structure of post-training ANN

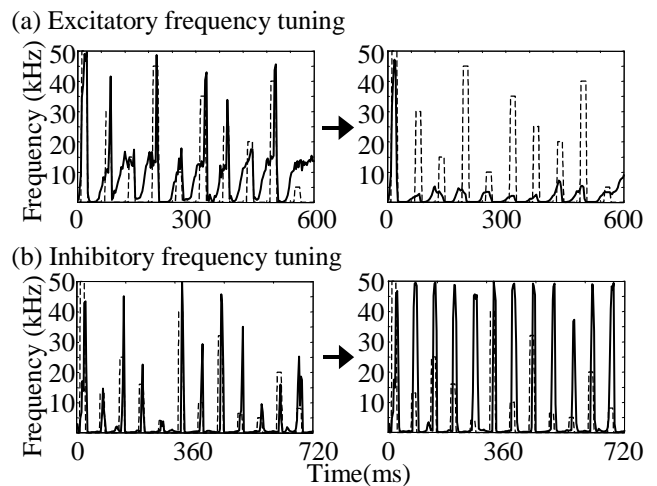


Fig.4. Functions of important hidden layer neurons.

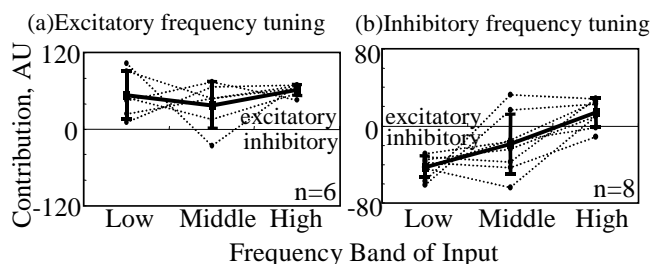


Fig.5. Contribution of frequency bands through each hidden layer neuron to reconstruction