

カオスニューラルネットワークを応用した自動リズム生成システム Automatic Rhythm generation System applying Chaos Neural Network

杉井 ひかり†
Hikari Sugii

石亀 昌明‡
Masaaki Ishigame

伊藤 慶明‡
Yoshiaki Itoh

小嶋 和徳‡
Kazunori Kojima

1. まえがき

音楽は誰にとっても身近なものであり、様々な楽しみ方がある。作曲も音楽の楽しみ方の一つであるが、多くの知識と経験が必要であり、誰でも気軽に楽しむという訳にはいかない。近年コンピュータの進歩によって、PC一台あれば作曲が出来る環境を構築できるようになり、作曲が出来るソフトウェアなどが多く存在する。しかし扱い方が難しく、音楽の知識を必要とするものがほとんどである。よって、音楽知識のない初心者でも作曲が楽しめるようなシステムが必要であると思われる。

このような事から最近では自動作曲に関する研究が行われてきている。カオスニューラルネットワーク(以下CNN)を用いた先行研究[3]では、CNNが音楽コードの自動生成において有効であるとしている。しかし先行研究ではリズムについては考慮されていない。そこで本研究ではリズムに着目し、リズムの自動生成を行う。本稿では、CNNのパラメータ値の変化によるCNNの想起の様子を観察し、カオス的想起の仕方と各パラメータとの関係を調べる。また、リズム生成におけるCNNのパラメータ値の検討を行う。音楽コードの自動生成を行った先行研究[3]にて使用されたパラメータ値が、本研究においても適切であるか検証実験を行う。モーツァルトのキラキラ星変奏曲のリズム想起実験についても報告する。

2. 自動リズム生成システム概要

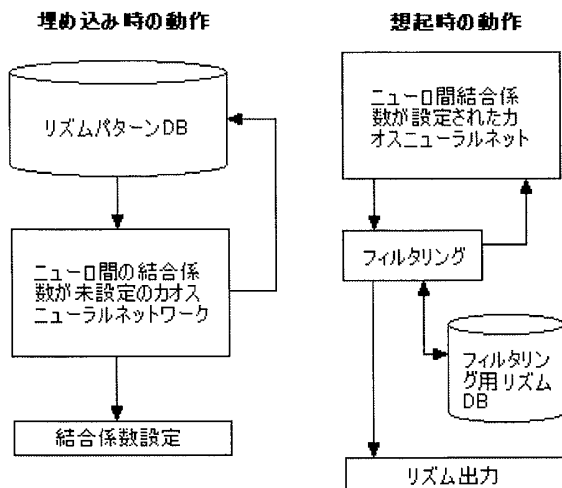


図1 自動リズム生成システム

構築した自動リズム生成システムを図1に示す。このシステムは埋め込み時の動作と想起時の動作の二つに分かれている。まず埋め込み時の動作として、リズムパターンのデータベースからCNNへリズムパターンを入力し、

†岩手県立大学大学院ソフトウェア情報学研究所

‡岩手県立大学ソフトウェア情報学部

ニューロン間の結合係数を計算して埋め込む。次に想起時の動作においては、リズムパターンが埋め込まれているCNNに未知パターンの外部入力を与えることで想起させ、想起結果をフィルタリング用データベースに登録されているリズムでフィルタリングすることで出力する。一般ユーザがこのシステムを使ってリズム生成をする場合は次のようにする。例えばモーツァルト風のリズム生成をしたい時は、リズムパターンデータベースにモーツァルトの曲を数曲用意し、モーツァルトの曲にあるリズムを登録してあるリズムデータベースを用いてフィルタリングを行うことで、モーツァルト風のリズムが出来る。つまり、ユーザは曲を数曲用意するだけで、その用意した曲と類似するリズム生成を行うことができるシステムである。

3. CNNについて

本研究でのCNNは相互結合型ホップフィールドネットワークにカオス動作として南雲・佐藤の神経モデルを取り入れたものになっている[1]。このCNNは初期値が未知パターンであれば埋め込まれたパターンと類似するパターンを次々想起する特徴を持つ。つまり、埋め込むパターンをユーザの意図を持ったものにする事で、その意図を反映したあらゆるパターンを得ることを期待し、本研究ではCNNを使用する。

カオスニューロン(以下CN)の出力は、外部入力の項 $\xi_i(t+1)$ 、ニューロンの相互結合の項 $\eta_i(t+1)$ 、ニューロン自身の不応性の項 $\zeta_i(t+1)$ の3項により、次式で定義される。

$$X_i(t+1) = f\{\xi_i(t+1) + \eta_i(t+1) + \zeta_i(t+1)\} \quad (1)$$

$$\xi_i(t+1) = \sum_{j=1}^N V_{ij} A_j(t) + K_e \xi_i(t) \quad (2)$$

$$\eta_i(t+1) = \sum_{j=1}^N W_{ij} h_j(X_j(t)) + K_f \eta_i(t) \quad (3)$$

$$\zeta_i(t+1) = -\alpha g_i(X_i(t)) + K_r \zeta_i(t) - \theta_i(1 - K_r) \quad (4)$$

ここで、 $X_i(t+1)$ はニューロンの時間 $(t+1)$ における i 番目の出力、 f はシグモイド関数、 N はニューロン数、 $A_j(t)$ は t 時間における外部入力、 V_{ij} : j 番目の外部入力から i 番目のCNへのシナプス結合係数、 W_{ij} : j 番目のCNから i 番目のCNへのシナプス結合係数、 h_j は活動電位の伝播に関する変数関数、 g_i は i 番目のCNの不応性の特性を表す関数、 K_e, K_f, K_r : 時間的減衰定数、 α はニューロンの出力と不応性の大きさの関係を与えるパラメータ、 θ は閾値である。本研究で検討したいパラメータは、 $K_e, K_f, K_r, \alpha, \theta$ である。これらのパラメータは、値を変

化させることで、カオス的動作に影響を与える為、適切なパラメータ値を検討し、設定する必要がある。

以上のように、現在のネットワークの状態から次のネットワークの状態を計算することで、各ニューロンが変化する。本研究では式(1)で定義されるCNを相互に結合させたCNNを用いている。

4. パラメータ値を検討するための実験

検討したいパラメータ値を変化させ実験を行い、想起の変化の様子を観察する。

想起の様子を観察するためフィルタリングは行わない。初期値で与えるパターンは想起の様子を比べやすくするためにランダムな、常に同じパターンを使用する。また想起は100回行う。適したパラメータ値であることの一つの目安として、収束せずに想起し続けることを考える。収束するという事は、想起し続けるうちに1つの埋め込むパターンあるいは何か別のパターンのみ想起するようになり、違うパターンを想起しなくなるということである。

4.1 図形パターンを用いた実験

4.1.1 図形パターンについて

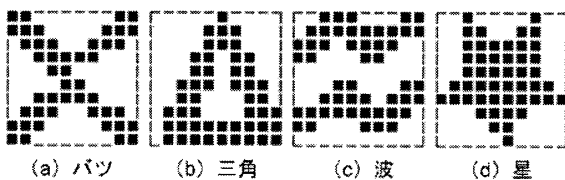


図2 埋め込む図形のパターン

はじめに、埋め込むパターンに、想起の様子が変わりやすい図形に見立てた図2の様なパターンを用いて、実験を行った。この図形は参考文献[2]で使用されているパターンを用いている。図形パターンはそれぞれ、横10個、縦10個のニューロン数100個である。

4.1.2 実験結果

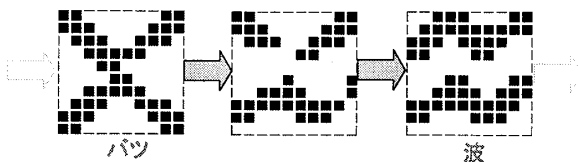


図3 想起の移り変わりの例

図形パターンを用いての実験結果について述べる。想起の様子を観察していると、埋め込むパターンを想起しつつ類似するパターンも想起したが、次の様な傾向が見られた。「バツ」から「波」、「波」から「星」、「星」から「三角」、「三角」から「星」、「星」から「波」、「波」から「バツ」へと変化しやすい傾向にあることが分かった。図3は、「バツ」から「波」へ変化する際の移り変わりの一例である。これは、パラメータ値を変化して想起した時も、同じ傾向にあった。

パラメータ値の変化と想起の様子については、 $Ke=0.1$, $Kf=0.2$, $Kr=0.9$, $\alpha=9.01$, $\theta=2.01$ の時、埋め込む図形パターンを思わせるような想起をしていたが、 α のみ $\alpha=20$ に変化させた時、埋め込む図形パターンからかけ離れた想

起の様子が観察された。このことから、想起数が多いだけでは適したパラメータであると判断できないことが分かる。埋め込むパターンから類似するパターンを想起するのがCNNの特徴であるが、埋め込むパターンからかけ離れた想起パターンをフィルタリングする場合、出力パターンを得られない(リズムデータとして成立しない)恐れがあるからだ。

表1 図形パターンにおける実験結果

| パラメータ | 調査範囲 | 想起し続ける値の範囲 |
|----------|-----------|------------|
| Ke | 0.01~0.99 | 0.1~0.5 |
| Kf | 0.01~0.99 | 0.1~0.5 |
| Kr | 0.01~0.99 | 0.8以上 |
| α | 0~30 | 9.0以上 |
| θ | 0~10 | 0.0以上 |

また収束せず想起しつづけるパラメータ値の範囲は表1の通りである。

4.2 リズムパターンを用いた実験

4.2.1 リズムパターンについて

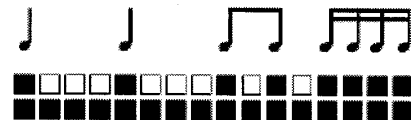


図4 リズムパターン

次に、本研究で用いているリズムパターンを埋め込み、実験を行った。この実験では、先行研究[3]にて使用されていたパラメータ値が、リズムの自動生成において適しているかどうかを確認する。先行研究[3]で使用されたパラメータ値は、 $Ke=0.1$, $Kf=0.2$, $Kr=0.9$, $\alpha=9.01$, $\theta=2.01$ である。本研究ではリズムを図4のような二段構成のデータとして扱う。黒マスが音符がある状態として扱い、白マスは音符がない状態として扱う。また上段でリズムの切り替え、下段でリズムの長さを判断する。横方向は時間軸(1マス16分音符単位)に変換して扱う。

実際に埋め込むリズムパターンには、「キラキラ星変奏曲」の伴奏のリズムを使用する。このリズムパターンは横192個、縦2個のニューロン数384個のデータである。

4.2.2 キラキラ星変奏曲について

「キラキラ星変奏曲」はモーツァルト作曲のピアノ曲である。temaと、temaを元にした12個のヴァリエーションを持つ。本研究ではこの中から特殊なリズムを除いたリズムデータ(9曲)を使用する。CNNを利用しての自動作曲は類似するパターンを想起するという点から、編曲と言うこともでき、本研究では「キラキラ星変奏曲」を例題に用いている。また本研究では「13個目、14個目のキラキラ星変奏曲を作る」ことを目標にしている。

4.2.3 実験結果

リズムパターンを用いての実験結果について述べる。収束せず想起し続けるパラメータ値の範囲は表2の通りである。表2より、先行研究[3]で使用されたパラメータ値が、範囲内に含まれているため、リズムパターンにおいても適していることが確認できた。

表2 リズムパターンにおける実験結果

| パラメータ | 調査範囲 | 想起し続ける値の範囲 |
|----------|-----------|------------|
| Ke | 0.01~0.99 | 0.1~0.33 |
| Kf | 0.01~0.99 | 0.1~0.28 |
| Kr | 0.01~0.99 | 0.9以上 |
| α | 0~30 | 9.0以上 |
| θ | 0~10 | 0.0以上 |

4.3 図形とリズムパターンの実験結果を比較して

実験結果から、リズムパターンより図形パターンの方が、想起し続ける範囲が広いことが分かった。リズムパターンと図形パターンの違いとして、ニューロン数が異なっている。リズムパターンはニューロン数 384 個、図形パターンはニューロン数 100 個であり、ニューロン数が大きいと、収束せず想起し続けるパラメータ値の範囲が狭くなると考えられる。

また、図形パターンでは想起の変化の様子に傾向が見られたが、同様にリズムパターンにも想起の変化の様子に何か傾向があると考えられる。

4.4 考察

表3 適したパラメータ値の範囲

| パラメータ | 値 |
|----------|---------|
| Ke | 0.1~0.3 |
| Kf | 0.1~0.2 |
| Kr | 0.9 |
| α | 9.0~12 |
| θ | 0.0以上 |

実験結果から、想起にはニューロン数が影響していると考えられる。また、図形パターンを用いた実験結果とリズムパターンを用いた実験結果を考慮した上で、表3の時リズムにおいて適したパラメータ値であると考えられる。

5. フィルタリングを行う実験

最後に、フィルタリングをしておいた実験を行った。パラメータ値には、先行研究[3]の値を用いる。想起したものがフィルタを通過し出力されたリズムを 30 個得るまで繰り返し、何個が新しく生成されたリズムであるか（出力パターン数）実験を行う。図4のリズムパターンを用いた実験同様、実際に埋め込むリズムパターンには「キラキラ星変奏曲」から 3~9 曲の埋め込むパターンの組み合わせを使用する。出力したリズムは音楽コードと合わせて伴奏として扱う。

5.1 フィルタリングの方法

フィルタリングには、2種類のフィルタリング用データベースを使用する。1つ目のデータベースは、キラキラ星変奏曲にある 1 小節毎の全てのリズムを格納した DB1 と、2つ目のデータベースは、リズムとして成立させるためにありとあらゆる 1 拍毎のリズムを格納した DB2 である。ランダムに出力するのは違い、DB2 を使用することで図4のようなリズムのデータ形式を守ることができる。

フィルタリングの方法は、まず想起結果と DB1 を 1 小節ごとに比較し、一致したら次の小節へ、一致しなかったら DB2 と比較する。DB2 と一致したら次の小節へ、一致しなかったら想起しなおすことにする。全部の小節が一致したら、リズムとして出力させる。

キラキラ星変奏曲に合うリズム生成を目指していたため、DB1 のみを使用しフィルタリングを行っていた。本稿では、出力パターンが部分的には、キラキラ星変奏曲には無いリズム生成があっても、全体を通してキラキラ星変奏曲に合うリズム生成を目指す。出力パターンの何%（全 24 小節分の何小節）を DB1 にあるリズムにするかを調節し、フィルタリングを行う。例えば、24 小節中 20 小節は DB1 にあるリズムが出力、4 小節は DB2 にあるリズムが出力されるように調節することができる。我々は DB1 にあるリズムが何%含まれているかということを含含有率と呼ぶ。

5.2 実験結果

表4 含有率と埋め込む数における出力数

| | 100% | 90~100% | 80~90% | 70~80% | 60~70% |
|----|------|---------|--------|--------|--------|
| 3個 | 12 | 3 | なし | なし | なし |
| 4個 | 11 | 10 | なし | なし | なし |
| 5個 | 19 | 24 | 21 | 27 | 20 |
| 6個 | 17 | 29 | 29 | なし | なし |
| 7個 | 21 | 24 | 24 | 15 | なし |
| 8個 | 20 | 25 | 29 | 30 | なし |
| 9個 | 17 | 28 | 27 | 30 | 30 |

含有率と埋め込む数における出力パターン数は表4の通りである。出力されるリズムにおけるキラキラ星変奏曲のリズムの含有率が減るにつれて、フィルタを通り難くなることが観察された。また、埋め込むパターンの個数が増えると、含有率が減少していても出力されるという傾向にあることがわかった。しかし、埋め込むパターン数が5個の場合は例外と考える。

5.3 聴音評価アンケート

実験から得た出力パターンに、キラキラ星変奏曲の tema の音楽コードを合わせて伴奏として扱い、さらに tema のメロディとあわせて 1 曲にした。埋め込むデータ数 5 個の各含有率帯から 1 曲ずつ、計 5 曲を作成し、聴音評価アンケートを行った。この作成した 5 曲のリズムは音楽的には選ばず、出力パターン内で生成されたリズムの種類が多い出力パターンを選んで評価用の曲にする。

聴音評価アンケートは合計 55 名の被験者に、キラキラ星変奏曲の伴奏として 1 「合っているー合っていない」、2 「面白いーつまらない」、3 「新しいーよくある感じ」、4 「曲としてまとまりを感じるー感じない」の 4 項目について 5 段階評価で回答してもらった。また 3 回にわたりアンケートを行ったため、聴かせる曲順を変更し行った。聴音評価に使用する曲は、特徴を含まない曲と、特徴を含む曲とに大きく分けることができる。特徴を含まない曲は、聴いていて全体的に目立つようなリズムが含まれ

ない曲, 逆に特徴を含む曲は聴いていて部分的に目立つリズムが含まれている曲である.

表5 評価アンケートの結果の傾向

| | 特徴を含まない曲 | 特徴を含む曲 |
|-----|----------|-----------|
| 項目1 | 合っている | 合っていない |
| 項目2 | 面白い | 面白い |
| 項目3 | よくある感じ | 新しい |
| 項目4 | まとまりを感じる | まとまりを感じない |

表5に聴音評価アンケートの結果の傾向を示す. 特徴を含まない曲は, キラキラ星変奏曲の伴奏として合っていて, まとまりを感じるが, よくある感じとの評価を多く得た. また, 項目2については「どちらともいえない」と評価する人が多かったが, 「つまらない」より「面白い」と評価する人が多かった. 特徴を含む曲は, キラキラ星変奏曲の伴奏として, 面白く, 新しいが, 合っていない, まとまりを感じないとの評価を多く得た.



図5 特徴を含む出力例 (含有率 70~80%)



図6 特徴のない出力例 (含有率 90~100%)

図5, 図6は聴音評価アンケートで聴かせた5曲のうちの2曲のリズムである. 図5は特徴を含んだリズム, 図6は特徴を含まないリズムである. 図5の8小節目と24小節目は, 他の小節と明らかに違い, 聴いていて部分的に目立ち, 特にそれを特徴と呼んでいる. この特徴の部分が, キラキラ星変奏曲の伴奏として合っていない, まとまりを感じないと評価されることが多かった.

5.4 考察

リズムとして成り立つものを対象に実験を行った限りでは, 埋め込むデータの個数が増えると, 出力されるリズムにおけるキラキラ星変奏曲のリズムの含有率が減少していても出力されるという傾向にあることがわかった. CNNは埋め込むパターン数が1個, 2個の場合, 出力パターンが埋め込むパターンに収束するため, 埋め込むデータの個数が少ない程出力パターンに限界が見られると考えられる. また, 例えば設定する含有率が70~80%の時に, 含有率が100%の想起があったとしても出力されないため, 表4のように出力されないという結果になったと考えられる.

聴音評価アンケートは曲の提示の順番により, 評価への影響を与えていたことを観察された. これは, 今聴く曲の前に聴いた曲と比較してしまう為と考えられる. 被験者の人数を増やし, 全てのアンケートで曲順を変更するのではなく, 同じ曲順での聴音評価アンケートも必要と考える. 今後は聴音評価アンケートの方法を確立する必要がある. また, 出力されたリズムの特徴(主にキラキラ星変奏曲には含まれないリズム)が聴音評価に大きく影響していることも観察された. そのリズムの特徴について賛否両論であった. この聴音評価アンケートでは, 出力した全てのリズムの評価を行えたわけではなく, 機械的に選出したリズムに限っての評価な為, アンケート以外での評価方法を確立する必要があると考える.

6. まとめ

本稿では, リズムに着目して自動リズム生成システムを構築し, 図形パターンとリズムパターンを用いて実験を行い, CNNのパラメータ値の変化によるCNNの想起の様子を観察した. また, 音楽コードの自動生成を行った先行研究[3]にて使用されたパラメータ値が, 本研究においても適しているか調査実験を行い, リズム生成におけるCNNの適切なパラメータ値の検討を行った. 最後に適切なパラメータ値を用いてフィルタリングを行っての実験を行い, 実際にリズムを生成して曲を作成し聴音評価アンケートを行った.

図形パターンを用いての実験では, 想起の変化の様子に傾向があり, ある埋め込むパターンから別のある埋め込むパターンへ移り変わりやすいといった傾向が観察された. リズムパターンを用いての実験では, 収束せず想起し続けるパラメータ値の範囲が図形パターンより狭くなった. これは埋め込むパターンのニューロン数に差があり, ニューロン数が大きいと, 収束せず想起し続けるパラメータ値の範囲が狭くなる為と考えられる. また, 先行研究で使用されたパラメータ値がリズム生成においても適していることを確認できた. 図形パターンでの実験結果と, リズムパターンでの実験結果を考慮した上で, 本研究における適切なパラメータ値の範囲を明らかにした.

フィルタリングを用いた実験では, 実際にリズムを生成し, 音楽コードとメロディを合わせることで曲を作成した. 同じ組み合わせの埋め込むパターンを用い, 含有率だけが異なる5曲で聴音評価アンケートを行ったところ, 曲順が評価に影響を与えていることが観察された. また, 曲にある特徴について賛否両論の評価を得た.

今後の課題として, 評価アンケートの確立と, 音楽コードとリズムを合わせたパターンの自動生成がある.

参考文献

- [1]合原一幸, “ニューラルシステムにおけるカオス”, 東京電機大学出版局, (1993).
- [2]出口, 石井, “カオスニューラルネットワークにおける特徴による連想ダイナミクスの制御”, 電子情報通信学会論文誌.D-II, 情報システム, II-情報処理 J78-D-2(8), pp.1223-1223 (1995).
- [3]原, 田頭, 石亀, 伊藤, 小嶋, “カオスニューラルネットワークを用いた自動音楽コード生成の有効性について”, 社団法人情報処理学会全国大会講演論文集, 第70回平成20年(2), pp.“2-447”-“2-448”, (2008)