

1 まえがき

言葉、言語について考えたことがあるだろうか。私たちは、第一次成長期に覚えた言語を使って、他者とのコミュニケーションを取っている。それは成長期に触れていた言語であり、日本語ならば日本語を学習し、英語ならば英語を学習する。では、なぜ言語を学習できるのだろうか。脳の構造的な理由からなのか、はたまた、形容できない理由からくるのか。今回の実験は、第一言語獲得の際、UG（ユニバーサルグラマー）がどのようにして関わっているかをエルマンネット、BP、GAを用いたシミュレーションを行い、出力されたデータを観測し、考察するのが目的である。

2 第一言語獲得について

第一言語獲得とは、一般的に2～3歳時であり、その時触れている言語を習得する事である。これは母国語を学習する、ということではなく、環境による言語を習得するという事である。例えばアメリカに住みながら、その時期に触れていた言語が日本語のみならば、日本語を習得するという事である。では、どのようにして習得するのか。それはUG（ユニバーサルグラマー）が関係していると言われている。UGの詳細は、確かな見解が今もって無いとされている。ただ、一般的にUGとは、入力された言葉を、内部パラメータを変化させることによって、いくつもの言語に変換して出力しているとされている。今回のシミュレーションでは、入力された言葉に関して、どのような変化をしているか観測し、それをUGとして捉えようとするものである。

3 エルマンネット

エルマンネットとは、エルマンが考案したニューラルネットワークである。英語の文章をいくつか用意し、ひとつずつ単語を入力し、文章の次の単語を出力させようとするのが目的である。次の単語が出力できるならば、それは言語を理解している、という表現である。エルマンネットは入力層、隠し層、中間層、文脈層、出力層の4層からなっており、隠し層に、時間軸的に、ひとつ前の入力を記憶しておき、次の入力の際、ひとつ前の入力と、今の入力があるので、文章として、次の単語を予測できる、という構造になっている。

4 遺伝的アルゴリズム

遺伝的アルゴリズム（GA）とは、二つの集合に対して、適応度を、評価関数を用い計算する。

ある確率3つの行動を起こす。1つは集合の中身の個体を、二つ選択し、交差（後に記述）を行う。2つ目は1つ選択して、突然変異を行う。3つ目は個体を一つ選択してそのままコピーする。以上の3つを、ある回数繰り返す。ひとつの集合を、もうひとつの集合に全て移す。最終的に、移された集合に対して、最も適応度の高い個体を解として出力する。

5 エルマンネット

以下にアルゴリズムの図を記載する。

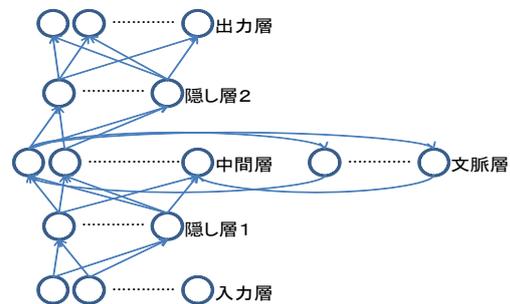


図1 実験のアルゴリズム

本実験は、文章をいくつか用意する（今、日本語の例題として、私は日本人です、を用いる）、その文章中の単語を1個ずつ入力層の各ニューロンに対応させる。出力層には、入力層と同じ単語をニューロンに対応させる。実験結果として、入力層に「私」というニューロンが発火した場合、例文に対応する次の単語である「は」が出力層から出力するまでを1サイクルとし、学習を続けていく。詳細なアルゴリズムとしては、隠し層1の一個のニューロンに注目する。このニューロンの値は、入力層の全てのニューロンにそれぞれ重みを掛けたもののシグマを取る事によって値を決める。他全てのニューロンも同様に、値を求める。重みをBPによって修正していくことで、出力の値を修正し、求めたい値を出力するようにする。

6 普遍文法とエルマンネットの 進化的獲得

本シミュレーションは、エルマンネットが主軸になっており、扱う例文が日本語と英語の2種類ある。その理由は、言語の本質についてである。例えば、「今日」という日本語は、英語にすると「today」である。これは見た目や構成などが違うが、基本的な意味として時間軸でみると、24時間以内、という意味である。つまり、本質的な意味としては同じであり、表現が違うだけとなる。このことから、2つの言語でシミュレーションした際に、意味が同じならば、本質的な部分の兼ね合い的な部分も同じものであるはず、という観点からのシミュレーションであり、結果的に、シミュレーションが終わった時、例題が日本語、英語の場合の、各重みの値、変化量、出力の値、正解の確率などから、類似的な数値、または推測ができる数値が出るのではないだろうか、そして、その類似点等がでた場合、それはUGを類似的に表現できるのではないか、というのがこのシミュレーションの狙いである。本シミュレーションでは、入力はある一定の単語からの出力を固定しているので、入力層から隠し層への重みや、出力値は、言語や文法に左右される可能性は明確である。しかし、隠し層1から中間層、中間層から隠し層2への重みや出力値は、圧縮されているので、言語、文法などによる規制はかからないと推測する。

次に本シミュレーションの進化的獲得について説明をする。（進化的獲得、以下GA）GAは隠し層1と中間層、中間層と隠し層

の重みに対して行われる。

GAを用いることにより、重みの修正速度を上げる事がまず利点である。もう一つは、人間の思考に基づく事である。たとえば、発想の転換や、勘などの現象を、GAで表そうと言う試みも含まれている。実際のGAの処理に関しては、出力層から隠し層1への処理、隠し層2から出力層への処理はしない。これは入力、出力の値による重みの半固定の可能性が高い為、ここでのGAの処理は行わない事とした。GAの処理は、上記の理由から、隠し層1から中間層、中間層から隠し層2への処理のみ行うようにしている。

各ニューロンからの出力された値はシグモイド関数を用いている。これは微分可能にする為であるとともに、出力からグラフにすることが可能である。出力層の値や、中間層の値、正解率（出力層の正しい値が出力された確率）などグラフにし、どのタイミングで単語がどのような分類にされているかなどをグラフから読み取ることも可能である。出力値から、例文の最後の単語が出力された時点で、終了となる。実験結果が出ると、次の例文の言葉を、入力値に入れ、同じ様にシミュレーションを繰り返す。

「参考文献」

平野広美：Cでつくるニューラル
ネットワーク 1991年

Distributed Representations, Simple
Recurrent Networks, and Grammatical
Structure
Elman:Machine learning vol.7 pp,195-225
1991年

コネクショニストモデルと心理学 2001年
守一雄, 都築 誉史, 楠見 孝

