

ニューラルネットワークによる質問文の処理

田中真由美, 田中一

大学における講義の新しい形態として会話型多人数講義が試みられている。これは講義ごとに講義内容の質問をB5版の用紙に記載してうけとるもので、質問書の質問に次回の講義で答えるだけでなく、質問書の質問を評価し、この評価によって当該科目の単位取得の是非と成績を決めるものである。この方式は効果的な講義方式と思われるが、講義ごとの事後処理にかなりの時間を要するため、十分な広がりを持たないのが現状である。もし、質問書の質問の処理を機械的に行い、講義後の事後処理が短時間ですますことができれば、質問書方式の利用者はより多くなるであろうと考えられる。この試論では質問文の処理をニューラルネットワークで行うことを試みる。学生からの質問は必ずしも論理的で意味の明確なものばかりではないので、そのままでは機械的処理に向いていない。質問文の機械的処理の第1歩として、同類の質問文の集合をモデルとして導入し、このモデルの特徴とニューラルネットワークによる処理の結果を述べる。

§1 はじめに

大学における教育の形態として論議の対象となるのは、講義者が作成したノートの講読方式である。著者はこの方式もまた意義あるものと考えている。しかしながら、この方式が教育形式として有効であるのは、講義者が絶えず創造的な思索を行いその結果に基づいてノートを作成するとともに、一方講義を受ける者がこの講義を理解し得る素養を持ち、知識の獲得に熱意を持つことが必要であろう。よく知られているように、現在では大学への進学率が40%に達しようとしている。この進学率に対応する膨大な数の大学在学者と大学教員の全てに上記の条件を求めるることは、現実的でないばかりかむしろ酷というべきであろう。

Mayumi TANAKA, Hajime TANAKA
札幌学院大学社会情報学部

この事態すなわちいわゆる大衆化した大学の教育を効果的にするためにには、大学の教育形態に新しい要素を導入しなければならない。そのような要素の重要なものの一つは講義者がこれを受ける側のレスポンスを絶えず受け取りこれを間断なく教育の実際に反映させることである。

その一例が著者の一人田中一によって試みられている。田中一は札幌学院大学に赴任以来、質問書による会話型多人数講義¹⁾と称する方式を試みてきた。この方式では、毎回の講義の最初に教務課の職員がB5版の質問書を配布する。聴講する学生は講義の内容に関する質問と質問の背景やどのような質問であるかの説明を記し、講義後直ちに提出する。田中一はこの質問書を二様に用いる。

その第一は、学生の講義に対する理解状況を把握して次回の講義に備えるとともに、約

50個の質問を選び、質問とその解答を添えたA4版裏表で約4,000字のものを準備して印刷に回し、次回の講義の最初に配布し必要な説明を加える。その第2は各質問書を評価し0, 0.5, 1の点を与え、試験を行わず、質問書の評価の総計のみで単位取得の可否と成績を決める。学生に対する従来の評価は与えられた質問に対する解答で行ってきたが、この場合、どのような質問をするかで行っている。

この方式では講義に対する学生からのレスポンスを絶えず受け取ってこれを生かしているだけでなく、そこには新しい局面が現れている。それは質問書が講義する側と講義を受ける側との間に会話を成り立たせていることである。すなわち、質問書に記載する質問には前回の質問に対する解答に対して行ってもよいため、前回の質問に対する解答に対してさらに質問が行われ、これが繰り返されることである。履修する学生の80%はこの方式の継続を望んでいる。とくにこの方式が「考える力を増し、他の学生の質問から一つのことに対する多面的な見方が得られる」ことを強調している。この方式、会話型多人数講義は田中一によって7年間継続されており、質問書の総計は6万5千枚を越える。

この方式は徐々に広がりを見せている²⁾。しかしながら、その広がりは決して著しくはない。その理由の最大なものは、講義後の事後処置に相当な時間を要することである。田中一は毎週約400枚の質問書を扱うが、これに要する時間は約10時間である。この時間を短縮する方法を見いだすことが、この方式が広がっていくために必須のことであると思われる。

学生からの質問を各学生からノート型パソコンで受け取ることは比較的簡単で、小規模ではあるが既に試みたことがある。問題はこれらの質問文から典型的な質問文を取り出すこと、あるいは質問文を多くの類型に分類することである。この分類を機械的に行うこと

ができれば、質問書を受けた後の処理如何が相当減少するように思われる。実際の場合をみると50個の質問の解答を入力する時間は質問の入力を含めて2時間ばかりである。したがって、質問事後処理時間は質問の機械処理によって3分の1以下にはなることが期待されよう。

そのような機械的処理の方法として、ニューラルネットワークによる質問文の分類を試みる。

学生からの質問文は100文字から時に1,000文字の長さにおよぶ。またその表現にも、文意がきわめて明確なものから感想を曖昧な表現で述べたようなものまであって、多種多様である。これらの文を分類することは容易なことではない。そのため、この論文では、質問文を分類する第一歩として、学習用の質問文によって学習したニューラルネットワークによって分類可能な文を、学習に用いた文から出発して、種々これを変形し、分類可能な質問文の範囲を見いだしていくことにする。このようにして、与えられた一群の質問文を分類し得る学習用の質問文の設定の仕方と分類可能な質問文の範囲を推定することにする。

§2では与えられた質問文からいかに入力情報を作成するかを述べ、使用するニューラルネットワークについて簡単に触れる。§3では質問文が学習可能などを述べ、§4では学習用質問文のセットと分類可能な質問文の範囲について論ずる。§5では以上の結果を類という概念によってまとめる。

§ 2 入力情報とニューラルネットワーク

入力情報 学習用質問文および分類の対象とする質問文を入力情報として用いるが、これらは著者の1人である田中一が、札幌学院大学の社会情報学部の第一学年に対して行った情報学概論の講義後、聴講した学生が提出し

た質問書を利用した。実際に用いたのはその中の1991年5月23日の講義に関する質問書で、そこでは情報量や、ビット、記号化に関する質問が多くあった。質問文の総数は304である。これは一人の学生が2個または3個の質問を書いている場合もあるため、この総数は聴講した学生数とは異なっている。これらの質問はファイルの形でディスクに保存されている。

質問文にはきわめて長いものもあれば短いものもあるので、1質問文中の語句数が25までの質問のみを扱うようにする。その結果、実際用いた質問文の個数は257になった。

質問文をそのまま入力しデータとして用いると、入力データが長くなつて処理に時間がかかるので、実際の入力データを次のような仕様で作成した。

- a. 入力情報は質問文の語句のうちの漢字とカタカナのみとし、数字やアルファベット、その他の文字は除く。ただし漢字やカタカナの並びは、原文のままとする。
- b. 上記のa. の語句に番号を与える。そのため、予め当日学生が提出した304個の総質問文における使用頻度を求め、各語句にこの順位と順位に応じた番号を与えておく。使用頻度が同じ語句に関しては、適当に異なる番号を付ける。こうして全ての語句に異なる番号が与えられる。異なる語句の総数は1回の講義あたり約1,000個である。したがって、各語句には1から1,000までの番号が与えられている。

つぎに、実際に用いる語句の番号の上限を200程度に便宜的に選ぶ。この上限以上の語句は全て番号0とする。使用頻度が一度だけの語句も多い。番号が200番という条件で取り出される語句は、304個の全質問文の中の使用頻度が5以上のものである。

ここで語句と呼んでいるのは、通常の意味の語と句というものではない。語の使用

頻度を求める場合、一続きの漢字をまとめた単位の語として扱っている。そのため意味から考えれば異なる単語が1つの語として扱われることがある。このようなことを考え、敢えてここでは語句という用語を用いている。

- c. 語句の番号をそれぞれ8桁のビット列に変換する。質問文の長さはまちまちであるのが普通であるが、ここでは質問文の長さを語句数25に決める。この長さに満たない質問文は同一の質問文と同じ長さになるまで繰り返す。25を越える語句数の質問に関してはここでは取り扱わない。

このようにして得られたデータを質問文の入力データあるいは単に入力データと呼ぶことにする。図1は質問文の原型から入力データへの例である。

ニューラルネットワーク ここではニューラルネットワークとして誤差逆伝搬パーセプトロン(以下BBPという)を用いる。入力層の各ユニットおよび隠れ層の各ユニットは、それぞれ隠れ層の各ユニットおよび出力層の各ユニットにリンクしている。入力層、隠れ層および出力層のユニット数は200個、100個および4個である。

入力データとそれに対する教師情報の組をいくつか順に与え、入力データに対してこのニューラルネットワークを用いて出力層のユニットの出力値を求める。通常行われるように、入力データに対する出力値と教師情報の差に基づいて、リンクの重みを以下の関係式にしたがって変化させる。ここで評価関数は、 j を出力ユニット、 r_{kj} をk番目の出力ユニットに対する教師情報、 O_{kj} を実際の出力値として、

$$E = \sum_k E_k \quad (1)$$

$$E_k = \frac{1}{2} \sum_j (r_{kj} - O_{kj})^2 \quad (2)$$

で与えられる。ただし E_k は、 k 番目の出力

学習用質問文の例

人間には間違いがあるのは分かりますが、機械やコンピュータにも間違いがあると聞きましたがどう言う事でしょうか。コンピュータの中で間違う事はないと思っていたのでどういう間違いなのかと言う事です。

作業a 語句を取り出す

人間	間違	分	機械	コンピュータ	間違	聞	言	事	コンピュータ
中	間違	事	思	言	間違	言	事		

作業b 数値に変換

5 7	1 0 9	6	7 5	3 2	1 0 9	4 2	1	4	3 2
4 3	1 0 9	4	1 1	1	1 0 9	1	4		

作業c-1 文字長さをそろえる

5 7	1 0 9	6	7 5	3 2	1 0 9	4 2	1	4	3 2
4 3	1 0 9	4	1 1	1	1 0 9	1	4	5 7	1 0 9
6	7 5	3 2	1 0 9	4 2					

作業c-2 2進数データに変換

0 0 1 1 1 0 0 1 0 1 1 0 1 1 0 1 0 0 0 0 0 1 1 0 0 1 0 0 1 0 1 1 0 0 1 0 0 0 0 0
0 1 1 0 1 1 0 1 0 0 1 0 1 0 1 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0
0 0 1 0 1 0 1 1 0 1 1 0 1 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 1 0 1 1 0 0 0 0 0 0 1
0 1 1 0 1 1 0 1 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 1 1 1 0 0 1 0 1 1 0 1 0 1
0 0 0 0 0 1 1 0 0 1 0 0 1 0 1 1 0 0 1 0 0 0 0 0 0 1 1 0 1 1 0 1 0 0 1 0 1 0 1 0

図1 質問文の原型から入力データを取り出す過程

質問文の作業過程をa b cの順に示す。a語句を取り出す、bそれを数値に変える、c文字長さをそろえ2進数データに変換する。cの作業は2段階があるので、c-1文字長さをそろえる、c-22進数データに変換、と分けて示している。

データに対する誤差である。

k 番目の出力データに対して、ユニット*i*から*j*への重みの変化量 Δw_{ji} を

$$\Delta w_{ji}(t) = \eta \delta_{kj} O_{kj} + \alpha \Delta w_{ji}(t-1) \quad (3)$$

とする。 δ_{kj} は出力ユニット*j*の出力誤差である。これより更新される重み w_{ji} は

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \Delta w_{ji}(t) \quad (4)$$

となる³⁾。

評価基準として誤差関数の値が $\sum_k E_k < 0.08$ のとき学習終了と見なすことにする。学習を終了したとき収束したという。学習用入力データの数をNとすれば、出力値と教師情報とは平均 $\sqrt{0.08/N}$ だけずれている。N=4とすればこの値は0.14となる。

重みの初期値は乱数で与える。乱数は、Numerical Recipes Software (1986-92) の中の乱数発生関数を用い、±0.3の範囲で変

化させる。教師情報としては1000, 0100, 0010, 0001を用いる。

§3 学習可能性と学習用データ

パラメータについて 亂数やパラメータ α , η を変えて学習終了までの学習回数を調べた。表1にその結果を示す。乱数列の欄の値はそれぞれ異なる乱数列を示す。同じ値に対する乱数列は同一である。 α の値としては0.6を用いた。 α を1.0にした場合は、乱数列や η の値を変えてほとんどの場合収束しない。 \times 印は学習回数が3,000回を越えても学習終了条件に達しなかった場合である。このような場合、出力層の各ユニットの出力値は学習回数を重ねてもほとんど変化しない。

表1に示すように、 η が大きくなると乱数による学習回数の違いが現れる。

表1 亂数列を変えた場合の収束回数の変化

乱数列	$\eta=1.0$	$\eta=0.6$	$\eta=0.2$
3	536	16	11
6	×	17	11
9	42	12	11
14	5	4	11
20	93	8	11
25	×	6	11
31	1266	13	10
38	1741	15	10
42	×	6	11

1列目は乱数列を表し、2列目以降は用いたパラメータ η の値である。このときパラメータ α の値は0.6である。

パラメータ値を適当に選ぶと学習が終了する。その際の出力値は多くの場合0.9以上の値になる。この意味で、前節で述べたように入力データを作成した場合、質問文は学習可能であるといってよい。

しかしながら、表2に示すように、学習後、分類用質問文を任意に選んで入力しても、ほとんどの場合、どの出力ユニットに対する出力値も0.5を越えない結果を出す。またある出力ユニットだけが0.5を越える場合でも、もとの質問文に照らし合わせると全く似てないものが多い。

これらの結果について、次のようなことが考えられる。

- a. 質問の長さがまちまちなので、かなり短い質問に関しては同じ語句が強調されすぎ、たまたまその語句を含む学習用質問文に似てると判定されやすい。
- b. 同じ意味の文章でも語句の並びや、分脈の配置が前後していたり、良く似た違う語句を使用している。
- c. 質問文そのものがかなり曖昧な表現を取っているため、一つの質問文中にも学習用情報と似ている部分と異なる部分がある。

そこで、学習用質問文とは独立に任意の分類用質問文を選ぶのではなく、与えられた学習用質問文に対して、分類可能な質問の範囲を明らかにすることにした。そのため、学習

表2 学習用質問文での学習結果と、その結果を用いた分類用質問文での分類例

学習用質問文 の番号	学習後の各出力ユニットに対する出力値			
	1	2	3	4
1	0.959	0.033	0.005	0.031
2	0.037	0.999	0.029	0.034
3	0.002	0.164	0.955	0.045
4	0.029	0.054	0.043	0.938

分類用質問文 の番号	分類用質問文でテストしたときの各出力ユニットに対する出力値			
	1	2	3	4
23	0.079	0.451	0.205	0.139
121	0.148	0.435	0.067	0.120
183	0.042	0.887	0.042	0.120
198	0.553	0.369	0.048	0.086
244	0.320	0.241	0.020	0.236
245	0.349	0.527	0.054	0.218
258	0.475	0.217	0.065	0.084
260	0.124	0.436	0.204	0.046

1列目は、学習用質問文の番号と、分類用質問文の番号である。2列目以降はそれぞれ学習終了時の各出力ユニットの出力値と、できたネットワークを用いて行った分類用質問文の各出力ユニットの出力値である。それぞれのもとの質問文を以下に示す。質問文の前の数字が表の1列目の質問文の番号に対応する。パラメータは $\eta=0.60$, $\alpha=0.60$ である。

学習用質問文

1 情報量とは人間が上限と定義した量だけが情報量と言う事ですか。一般に流れている情報は数え切れない程あると思いますがそれらは量としては、計れないと言うのではないかと思います。

2 人間には間違いがあるのは分かりますが、機械やコンピュータにも間違いがあると聞きましたがどう言う事でしょうか。コンピュータの中で間違う事はないと思っていたのでどう言う間違いなのかと言う事です。

3 抽象と捨象との区別がはっきりしません。現実に存在する物が何かだと、空想の物が何だと言っていましたが、今ひとつ理解し難い物がありました。

4 フロッピーディスクからコンピュータへの様な仕組みで情報(DATA)が変換されるのか、コンピュータからフロッピーディスクへの様な仕組みで情報が(DATA)が変換されるのか教えてほしい。

分類用質問文

23 質問の「ASCII記号はなぜ7行ですか。」に対する答で、コンピュータもミスをするとおっしゃいましたが完全にミスをしないコンピュータを作る事は出来ませんか。

121 量がある事を説明する時の例でフロッピーディスクやカセットテープの事をあげていました。「コンピュータがパンクしてデータが消えてしまった」と言う話をたまに聞きますが、それはコンピュータに入る情報量を越えてしまったと言う事でしょうか。

183 資料・11のASKIIとはASCIIの間違いでは?
198 情報量の単位ビットは世界中で一定した単位なのですか。

244 「未確認事態+情報=確定事態」とありますが未確認事態に加わる「情報」と言うのはどの様な物でしょうか。「情報」の内容によっては「確定事態」にならない物もあるのではないかでしょうか。情報量の事ですが、情報とは見る事、聞いた事、触れた事全てが情報になりますね。だからすべてが情報と言う事なので無限ではありませんか。

258 四面体が2ビットで、八面体が3ビットと言いましたが、それでは、五、六、七、面体も3ビットで良いのですか。十六面体で四ビットで良いのですか。

260 抽象と捨象と言う言葉が出てきましたが、使い分けをする事はとても難しいと感じました。何が例を上げれば、言葉の意味を理解する事が出来るのではないですか。

用質問文と分類用質問文からなる質問集合を構成して、分類可能な範囲を調べることにする。これを質問集合モデルと呼ぶことにする。

§ 4 質問集合モデル

まず次のようなモデルを設定した。

モデル 1 学習用の質問を 4 題用意する。1 質問中にはカタカナまたは漢字の語句を 12 個含む。これらの語句の全ては、適当な番号置き換えられて、8 桁 2 進数データに変換される。これを学習用データとする。なお、このモデルでは質問文中の語句を省かないで、出現頻度についてのソーティングは必要がない。この場合の入力層のユニット数は 96、隠れ層のユニット数は 48 となる。分類用質問文は、各 4 題の学習用質問ごとに同数ずつ次のような基準で用意する。できたものを分類用データとする。

A 学習用質問文の語句を適当に別の語句に差し替える。差し替えに使う語句はもとの 4 題の学習用質問文には無いものである。差し替え箇所の位置と差し替えの数をいろいろ変えて試みる。

B もとの学習用の質問文の語句を変えずに文脈を入れ替える。入れ替えは前半、後半の間で行うものや、1/3 区切りで入れ替えるものなどいろいろな場合を試みる。

上記の 2 つの場合は学習用データと分類用データの長さは変わらないが、つぎの C では分類用データの長さが学習用データの長さと異なる場合を取り上げる。

C 学習用のもとの質問文から適当に語句を抜いて、短い質問文を作る。4 カ所抜いたときその質問の長さは学習用の質問の長さの 2/3 になる。この場合は分類用データの前部に 1/3 の文を付加して文の長さを同一にする。このようにして分類用文の長さの足らない部分は、先頭から同じ質問文が繰り返される。この時の抜き方としてもいろいろな場合を取り上げる。例えば抜く箇

所が 1 つの時にはその場所を変えてみる。複数のときもバラバラに抜いたり、まとめて抜いたりする。

D 上記の C の文章の分脈の前後を入れ換える。図 2 は A, B, C および D の例である。

モデル 1 の結果 表 3 に学習結果とテストの判定結果を示す。ここでは式(3)のパラメータの値を $\eta = 1.0$, $\alpha = 0.2$ とした。10 回で収束し、出力値は表 3 のようになった。学習終了後の誤差関数の値は 0.062 である。

この学習の後、各学習用質問文ごとに上記 A から D の基準を用いて 62 個ずつ計 248 の分類用質問文を作成し、分類が可能か否かを試みた。表 4 に各分類用質問文の基準を示す。表 4 の 1 列目は図 2 の基準枠組み A, B, C, D の分類を示す。その内容は 4 列目に示されている。2 列目は、それらをさらに細かく規定したときの番号を示す。3 列目は個々の学習用質問文に対する、それぞれの基準番号における分類用質問文の数である。

A 語句の差し替えの結果

図 3 に差し替えた語句の数と、その場合の出力値との結果を示す。ここで出力値とは差し替えた語句の数に対する各分類用データの出力値で、出力層の 4 つのユニットのうち、もとにした学習用データが 1 に近い値をもつユニットの出力値である。横軸は差し替えた語句の数、縦軸は出力値を表す。○□◇× の各印はそれぞれ学習用データに対応する。

その値を出力層のユニットごとで異なる記号でプロットする。

差し替えが多くなるにつれて出力値は下がるが、それでも分類可能であることが分かる。学習用データは 12 個の語句からできているので、6 個差し替えると半数が変わる。96 題の分類用データの中で、出力値がどれも 0.5 未満で分類できなかったものは 5 個と 6 個の差し替えのあった中の 2 例だけである。また、複数の学習に対して 0.5 以上の出力を出すものはない。従って、ここで 0.5 以上の出力値

学習用質問文 3

抽象と捨象の区別が難しくわかりません。現実に存在する物と、空想の物というのですか。何か例で示してもらえませんか。

A の作成例（差し替えに使った漢字の下には を付けて示す。）

- 1 カ所差し替え 抽象と捨象の区別が難しくわかりません。仮に存在する物と、空想の物というのですか。何か例で示してもらえませんか。
- 4 カ所差し替え 仮と捨象の区別が偽しくわかりません。現実に存在する虚と、空想の物というのですか。何か変で示してもらえませんか。

B の作成例

前半後半入れ換え（もとの前半部を で示す）

物と、空想の物というのですか。何か例で示してもらえませんか。抽象と捨象の区別が難しくわかりません。現実に存在する

1／3 区切りで入れ換え（もとの先頭1／3を 、最後の1／3を で示す）

現実に存在する物と、空想の抽象と捨象の区別が難しくわかりません。物というのですか。何か例で示してもらえませんか。

C の作成例（抜いた場所には、データに採用しないアルファベット d を抜いた文字数だけ入れる。）

2 カ所バラバラに抜く

抽象と捨象の d d が難しくわかりません。現実に存在する物と、空想の d といふのですか。何か例で示してもらえませんか。

2 カ所まとめて抜く

抽象と捨象の区別が難しくわかりません。d d に d d する物と、空想の物といふのですか。何か例で示してもらえませんか。

D の作成例（もとの前半部を で示す）

2 カ所バラバラに抜いたものを入れ換え

物と、空想の d といふのですか。何か例で示してもらえませんか。抽象と捨象の d d が難しくわかりません。現実に存在する

2 カ所まとめて抜いたものを入れ換え

物と、空想の物といふのですか。何か例で示してもらえませんか。抽象と捨象の区別が難しくわかりません。d d に d d する

図2 分類用質問文の作成例

一つの学習用質問文を例に、それに対する分類用質問文の作成例を示す。分類用質問文は学習用質問文をもとに、A, B, C, Dと基準の枠組みを設定して作っている。Aは語句の差し替えを行った例、Bは文脈の入れ換えを行った例、Cは語句を抜いてデータの長さを短くした例、DはCのそれぞれの文脈を前後入れ換えた例を各2例示す。

がプロットされているものは、すべて正しく分類されたものである。

この結果は、差し替える場所によらないで正しく分類されることを示している。従って、いくつかが別の語句で表現されていても全体の並びが変わらなければ、分類可能である。

B 分脈の入れ替えの結果

文脈を入れ換えた分類用データに対して分類可能であったデータの数を表5に示す。2列目のテスト数は各学習用データ1個の当たりの分類用データの数である。各基準番号の基準ごとに学習用データが4個ずつ作成され

表3 モデル1の学習用質問文での学習結果と、その結果を用いた分類用質問文での分類例

学習用質問文 の番号	学習後の各出力ユニットに対する出力値			
	1	2	3	4
1	0.891	0.089	0.086	0.055
2	0.068	0.902	0.048	0.089
3	0.066	0.031	0.901	0.182
4	0.044	0.064	0.074	0.902

分類用質問文 の番号	分類用質問文でテストしたときの各出力ユニットに対する出力値			
	1	2	3	4
24	0.673	0.157	0.123	0.061
32	0.272	0.059	0.346	0.422
98	0.109	0.574	0.317	0.126
102	0.159	0.697	0.151	0.085
140	0.039	0.055	0.823	0.193
160	0.395	0.249	0.188	0.150
209	0.326	0.128	0.105	0.335
234	0.082	0.085	0.113	0.808

1列目は、学習用質問文の番号と、分類用質問文の番号である。2列目以降はそれぞれ学習終了時の各出力ユニットの出力値と、できたネットワークを用いて行った分類用質問文の各出力ユニットの出力値である。それらのもとの質問文を以下に示す。質問文の前の数字が表の1列目の質問文の番号に対応する。

学習用質問文

- 情報量の事ですが、情報とは、見ること、聞いた事、触れた事全てになります。だから全てが情報なので量としては無限ではありませんか。
- 1ビットという単位は、二つの場合のどちらかを決めるということですが、偶数の場合は分ける事ができますが奇数の場合できないのではないかと思うのですが。
- 抽象と捨象の区別が難しくわかりません。現実に存在する物と、空想の物というのですか。何か例で示してもらえませんか。
- 記号とは脳が決定するものではなく発見するものだと言いましたが、ある模様に共通の意見を持たせたものが記号ならそれは決定だと思うのですが。

分類用質問文

- 仮の事ですが、偽とは、見ること、虚いた事、変れた事全てになります。だから美てが情報なので又としては無限ではありませんか。
- dddの事ですが、情報とは、見ること、dいた事、触れた事全てになります。だからdてが情報なので量としては無限ではありませんか。
- 1ビットという単位は、二つの場合のどちらかをdめるということですが、ddのddはdける事ができますが奇数の場合できないのではないかと思うのですが。
- 1ビットという単位は、二つの場合の事ができますが奇数の場合できないのではないかと思うのですが。どちらかを決めるということですが、偶数の場合は分ける
- 仮と捨象の区別が偽しくわかりません。現実に存在する虚と、空想の物というのですか。何か変で示してもらえませんか。
- 物と、空想の物というのですか。何か例で示してもらえませんか。抽象と捨象の区別が難しくわかりません。現実に存在する
- ddとは脳が決定するものではなく発見するものだと言いましたが、ある模様に共通の意見を持たせたものが記号ならそれは決定だと思うのですが。
- 記号とは脳が決定するものではなく発見するものだと言いましたが、ある模様に持たせたものが記号なら共通の意見をそれは決定だと思うのですが。

ているが、それぞれの学習用データに近いものとして分類可能になった分類用データの数を3列目に示す。4列目はそれぞれの基準を用いて分類可能になった分類用データの総数である。

ここで基準番号7では、もとの学習用データを前半と後半の2つに分け前後を交換したものであって分類可能でないことを示している。基準番号10では、学習用の文の2/3をもとのままにして残りを1/6ずつ入れ替えたものであるが、1/6を選ぶ場所に限らず分類することができる。

C 語句を抜く場合

図4は抜いた語句の数と、その場合の分類用データの出力値との結果を示す。横軸に抜いた語句の数、縦軸は出力値を表す。○□◇×の各印はそれぞれ分類用データを作る際もとにした学習用データに対応する。

この場合、分類可能であったものは48個の分類用データ中のわずかに14個のみであった。とくに、先頭の語句を抜いた場合、出力値は低くなる。また、同数の複数の語句を抜いた場合、任意に抜くと分類できないが、まとめて1カ所で抜くと、分類可能であることが分かった。

先頭の語句を抜くと分類できないことは、全体のパターンのずれに対してこのネットワークが弱いことを表していると思われる。そこで、試みに1つ語句が余分に入ったときの結果がどうなるか調べてみた。その結果を図5に示す。もとの12の語句はそれぞれ仮にアルファベットで示し、加える余分の1語句を●で示す。分類用データの作り方はどの学習用データについてでも同じである。正しく分類できたものは○、できないものは×、他の学習のパターンだと認識したものは[他]とした。

●印より左側がもとのパターンと同じものである。もとと同じ位置での同じパターンが2/3あれば、学習用データに関わらず分類可能である。同じ位置での同じデータが1/3な

表4 分類用質問文の作成基準

基準の 枠組み	基準 番号	その基準における 分類用質問文の数	基 準 の 内 容
A	1	6	学習用質問文の1カ所の語句を別の語句で差し換える
	2	6	2
	3	4	3
	4	2	4
	5	4	5
	6	2	6
B	7	1	学習用質問文の文脈の前半、後半を入れ換える
	8	5	学習用質問文を1/3で区切って入れ換える
	9	3	学習用質問文の1/2は変えず、残りを1/4ずつ入れ換える
	10	5	学習用質問文の2/3は変えず、残りを1/6ずつ入れ換える
C	11	3	学習用質問文から1カ所語句を抜く
	12	3	2
	13	3	3
	14	3	4
D	15	3	基準番号11の前半、後半を入れ換える
	16	3	12
	17	3	13
	18	3	14

1列目は基準の枠組みA, B, C, Dで、2列目にそれをさらに細かく規定したときの番号を示す。その内容は4列目に示す。3列目は個々の学習用質問文に対する、それぞれの基準番号における分類用質問文の数である。

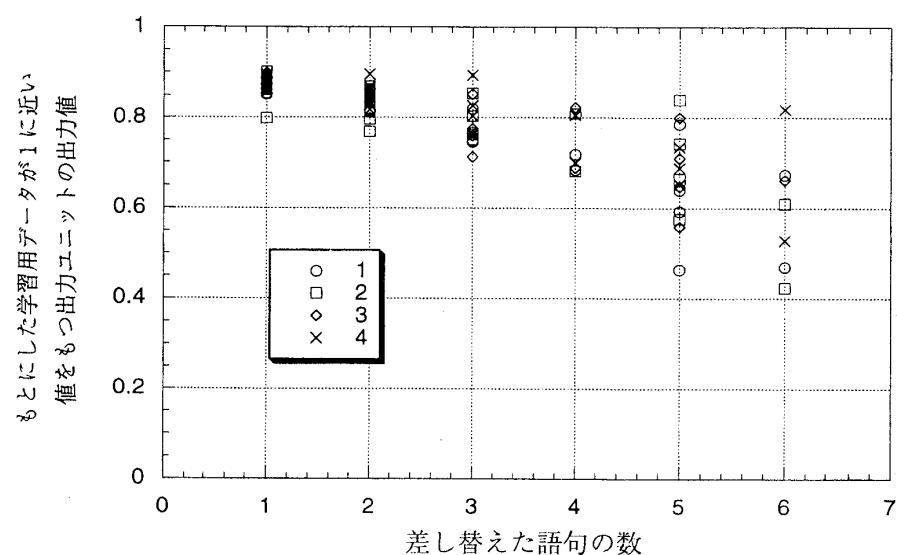


図3 差し替えた語句の数に対する出力ユニットの値

4つの出力ユニットのうち、分類用データがもとにした学習用データが1に近い出力値を持つユニットの値を示す。縦軸は出力ユニットの値、横軸は差し替えた語句の数。○□◇×は、それぞれの学習用データに対応する。

表5 文脈を入れ換えた分類用データに対して分類可能だったデータ数

基準番号	テスト数	学習用データ	1	2	3	4	計()内はその基準でのテストの総数
			1	2	3	4	
7	1		0	0	0	0	0(4)
8	5		2	1	1	4	8(20)
9	3		1	2	3	3	9(12)
10	5		5	5	5	5	20(20)

1列目は分類用データの基準番号、2列目は各学習用データ当たりの分類用データの数。3列目はそれぞれの学習用データごとに分類が可能だった分類用データの数である。4列目はそれぞれの基準を用いて分類可能になった分類用データの総数である。

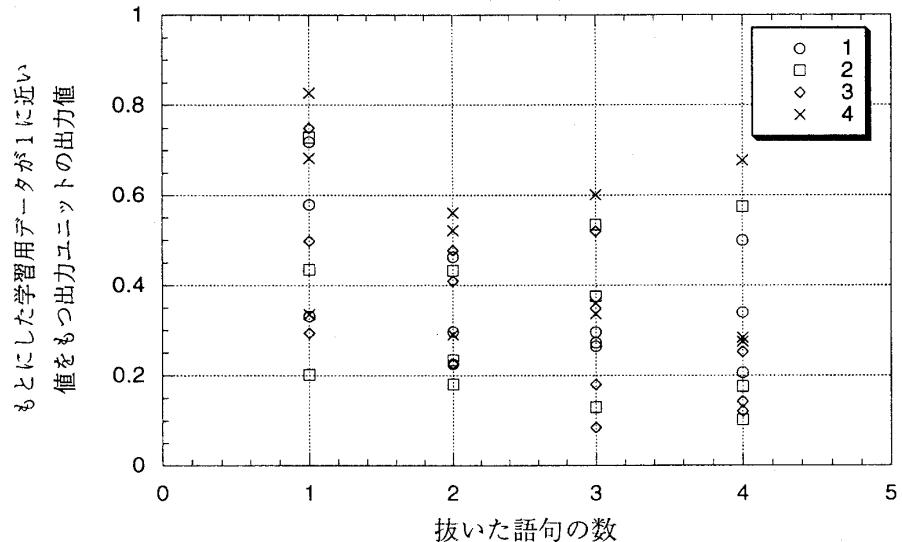


図4 抜いた語句の数に対する出力ユニットの値

4つの出力ユニットのうち、分類用データがもとにした学習用データが1に近い出力値を持つユニットの値を示す。縦軸は出力ユニットの値、横軸は抜いた語句の数。○□◇×は、それぞれの学習用データに対応する。

学習用質問文	パターンの並び	学習用質問文の番号				
		1	2	3	4	
テスト 1	a b c d e f g h i j k l	● a b c d e f g h i j k	他	×	×	×
テスト 2	a ● b c d e f g h i j k	a ● b c d e f g h i j k	他	×	×	×
テスト 3	a b ● c d e f g h i j k	a b ● c d e f g h i j k	×	×	×	×
テスト 4	a b c ● d e f g h i j k	a b c ● d e f g h i j k	×	×	×	○
テスト 5	a b c d ● e f g h i j k	a b c d ● e f g h i j k	×	○	×	○
テスト 6	a b c d e ● f g h i j k	a b c d e ● f g h i j k	○	○	×	○
テスト 7	a b c d e f ● g h i j k	a b c d e f ● g h i j k	○	○	×	○
テスト 8	a b c d e f g ● h i j k	a b c d e f g ● h i j k	○	○	×	○
テスト 9	a b c d e f g h ● i j k	a b c d e f g h ● i j k	○	○	○	○
テスト 10	a b c d e f g h i ● j k	a b c d e f g h i ● j k	○	○	○	○
テスト 11	a b c d e f g h i j ● k	a b c d e f g h i j ● k	○	○	○	○
テスト 12	a b c d e f g h i j k ●	a b c d e f g h i j k ●	○	○	○	○

図5 パターンのずれに対する分類テストの結果

4個の学習用質問文に対して、語句をいろいろな位置に1つ余分に入れたそれぞれの分類用質問文を使った分類結果。もとの語句はアルファベットで示し、加える余分の語句を●で示す。○は正しく分類できたもの、×はできなかつたもの、また分類結果が他の学習用質問文だと判定したときは「[他]」とした。

い場合は、分類できない、または違った分類結果を示す。この結果は現在の BPP を用いて先頭から順に入力出力をしていく方法の限界かもしれない。

このような目で以上の事実をもとにモデル 1 の結果を調べると、基準の枠組み C での分類可能な 14 個の中で、もとの長さの 1/3 づつの同じ並びの組が 2 組あり、且つ 1 組はもとと同じ位置にある場合が 9 個、2 組とも同じ位置にある場合が 4 個である。

モデル 1 の分類結果をまとめると、表 6 のようになる。基準の枠組み D についてはここでの処理は行ってはいない。

この結果から次の問題点が分かった。自然言語は同じ意味の内容を表現していても、少し違う語句を使ったり、文脈が前後したり、長さが異なったりする。そこでそのような文章も、同じ意味である事を学習させる必要がある。そのため複数の学習用データが一つの出力の組を持つような入力データを取り上げることにする。

モデル 2 まず 4 つの学習用データに同じ教師情報を与えることにし、これを一組としてそのような組を 4 組作成した。この 1 組の学習用データは、1 つがもとの学習用データで、残る 3 つを今までの分類用データから選ぶことにする。まず最初に表 4 の A, B, C, D の基準に属する分類用データからそれぞれ 3 個づつを学習用データとして選び、学習させ分類用データを分類して、モデル 1 の結果と比較する。パラメータの値や乱数列はモデル 1 と同じにとることにする。その結果は以下

表 6 モデル 1 の分類結果

基準の枠組み	枠内の分類用データの数	分類できた数(%)
A	96	94(97.9)
B	56	37(66.1)
C	48	14(29.2)
全体	200	145(72.5)

1 列目は基準の枠組み、2 列目はその枠内の分類用データの数、3 列目はその中の分類可能なデータの数、() 内はパーセンテージである。

のようである。

A 語句差し替えの中から、どれを 3 個の学習用データとして選んでも、分類の結果はあまり変わらない。

B 文脈入れ替えの場合は、1/3 づつ入れ替えた 3 個の学習用データを加えたものが最もよい分類結果を与える。すなわち、追加する 3 個の学習用データとして、1/2 づつ入れ替えたものを 1 個、1/3 づつ入れ替えたものを 1 個、および 1/4 入れ替えもの 1 個の計 3 個用いた場合よりも良い結果になっている。

C 語句を抜き取っていく場合は、2 語抜いた 3 個を学習に加えたものがよい分類結果を与える。試みに、抜き取る個数が 1 箇所から 4 箇所までの質問を 1 つづつ含め、5 個の学習用データを 1 組にしたところ、最も良い結果が得られた。

D 語句を抜いて、且つ前後入れ替えた場合は、2 カ所抜いて入れ替えた 3 個を学習用データに加えたものが最もよい分類結果を与える。学習の組の数についてはここでは 1 組の学習用データ数を、2 個、3 個、4 個と変えた場合をそれぞれ比較したところ、データ数の多いほうが良い結果を得ることができた。

これらの結果から次のことを導くことができる。それぞれの枠組みの基準条件を満たす文を学習用の文として選んで学習用データとして用いる場合、基準条件を満たすものからどのデータを学習用データに選ぶかで、その枠組みの中の分類結果が変わるが、何れも基準条件を満たす文を分類することができる。しかもその結果は、他の基準条件の枠内の質問文の分類にはあまり影響を及ぼさない。また学習にかかるサイクルはどれも 12~17 回程度である。

分類用データを、どのように組み合わせて学習用データの組とすれば、最もよく分類できるかを調べたものが表 7 である。

表7 分類用データを組み合わせて作成した学習用データの組と、それによる分類結果

学習用データの組み方	O	I	II	III	IV	V
全学習用データの数	4	16	20	28	28	24
分類できた数 Aの分類用データの数	94 96	89 96	92 96	92 96	87 96	89 96
分類できた数 Bの分類用データの数	37 56	35 52	32 48	37 48	39 48	41 52
分類できた数 Cの分類用データの数	14 48	33 44	38 44	32 40	36 40	31 40
分類できた数 Dの分類用データの数		28 44	30 44	33 40	32 40	28 40
分類できた総数 全分類用データの数	145 200	185 236	192 232	194 224	194 224	189 228

2列目は比較用にモデル1の結果を示し、3列目以降は学習用データの組み合わせである。2行目は組み合わせたときの学習用データの数、3行目以降は各基準枠での分類できたデータ数と、その枠内での全分類用データ数、最下行は各組み合わせごとの総数である。学習用データの組み合わせは次のように行っている。

O モデル1の場合を比較用に載せたもの

I 1つの学習用データと、それに対して前半後半入れ換えたもの（基準番号7）、2語抜いたもの（基準番号12から1題）、学習用に採用した2語抜いたものの前半後半入れ換えたもの（基準番号16の中の1題）

II Iに1/3区切りで前半後半入れ換えたもの（基準番号8から1題）を加える

III IIに次の2題を加える

3語抜いたもの（基準番号13から1題）、学習用に採用した3語抜いたものの前半後半入れ換えたもの（基準番号17の中の1題）

IV IIに次の2題を加える

4語抜いたもの（基準番号14から1題）、学習用に採用した4語抜いたものの前半後半入れ換えたもの（基準番号18の中の1題）

V IVから1/3区切りで前半後半入れ換えたものを除いたもの

§5 まとめ

よく似たあるいは関連の強い文の集合を類と呼ぶことにする。この試論で示した第一のこととは、類の中から学習用の質問文を選びニューラルネットワークで学習させたとき、類に属する質問文を分類することができるということである。さらに第2として、質問文を構成する数個の語の入れ替えと、質問文を構成する文の入れ替えによって得られる質問文の集合が、このような類であることが分かったことである。

質問文をそのままビット列に変換しても質問文の分類を広く可能にする有効な学習用データが得られるのではない。現実の質問文と有効な学習用データの間には相当な距離があるように思われる。類という考えは、この距離を埋めるのに役立つ概念かもしれない。

この試論の結果をよりまとめていえば、以上のような類が存在することを示したことである。

一般の質問文の分類を行うことができるような類の構成がどの程度可能であるか否かが今後の問題であろう。

感謝 この問題に関心を持ち課題設定に関して討論された長尾真氏に感謝の意を表明する。

文献

- 1) 田中 一：会話型多人数講義と情報学教育の現実的目標、情報科学、No.10, pp.1-13, 札幌学院大学情報科学研究所, 江別, (1990).
- 2) 田中 一, 勝井義雄, 田中二郎, 千葉正喜：大学教育におけるドキュメントレスポンスと教育業績に関する考察、社会情報、Vol.4, No. 2, pp.123-136, 札幌学院大学社会情報学部紀要, 江別, (1995).
- 3) 安西佑一郎：認識と学習、岩波講座ソフトウェア科学、Vol.16, pp.330-346, pp.373-379, 岩波書店, 東京, (1989).