

相互情報量を用いた話題語集合による対話の応答選択

小磯拓也¹ 乾伸雄² 小谷善行²

tatsu@fairy.ei.tuat.ac.jp, nobu@fairy.ei.tuat.ac.jp, kotani@fairy.ei.tuat.ac.jp

本論文では、事例ベース自由対話システムの応答性能を上げるために、対話の話題を話題語集合という話題語と関連度の対の集合を用いる手法を提案する。話題語集合を対話前に決定しておくことが必要なため、テキストコーパスから得られる単語同士の相互情報量を用いる。得られた結果を使って対話に含まれるキーワードから話題語集合を推定することが可能となる。適切な対話事例を選択するために、得られた話題語集合の間のマッチングの度合いを表す関連度を導入する。話題語集合間の関連度と局所的なマッチングの関連度との重み付き和を取ることによって、応答の選択を行なった。システムの性能を評価するために、 α の値を変更して、アンケート調査を行なった。実験の結果、 $\alpha=0.5$ 、 0.25 の時に、 $\alpha=1, 0$ のときよりも有意に評価が高いことが示された。従って、本稿の提案手法は有効であることが示された。

Selecting Responses for Dialogues by Topic Word Sets using Mutual Information

Takuya KOISO

Nobuo INUI

Yoshiyuki KOTANI

This paper describes an improving method for selecting responses in a case-based dialogue system. This method uses a pair of a topic word and a degree of relation, called topic word set, for describing topics of dialogues. To infer a topic word set, we use the mutual information describing the degree of relation between two words. The mutual information can be calculated from large corpora. We define a matching score of two topic word sets. Dialogue system selects responses by matching score of previous user input sentence and topic word sets. We evaluate our method for response selection in a topic-free-dialogue environment by questionnaires. A result of questionnaires shows that a system with topic information is better than a system without topic information.

¹東京農工大学大学院工学研究科 (Grad school of Technology, Tokyo University of Agriculture and Technology)

²東京農工大学工学部情報コミュニケーション工学科 (Tokyo University of Agriculture and Technology)

1 はじめに

我々は[1]に示すように、対話事例を使って「人間とコンピュータの自然な自然言語対話を実現する」、という考えのもと、様々な対話システムを作成してきた。対話事例とは、実際に複数の人間間で会話されたテキストデータを指している。事例ベース自由対話システムはこの対話事例からマッチング用の文と応答用の文から成る応答対を取り出し、現在の対話に適切なマッチング用の文を検索し、応答用の文を出力する。応答対とは例えば、Q:今日は暑いですね A:そうですね」といったものである。

対話の方法としては、ユーザが入力したテキストと各事例のマッチング用表現、上記の例でいえば「Q:今日は暑いですね」の部分とを比較して、もっとも適切なマッチング事例を選択し、その応答、つまり「A:そうですね」にあたる部分をユーザに対して出力することによって、対話を行なう。過去の研究では、複数の事例でマッチングしたり、文生成によって応答文を出力する研究が行われた。この手法の利点は、対話事例を収集することによって、基本的なシステムを変更することなく、対応できる話題が広がることがあげられる。

適切な応答を事例から選択する方法に関してはいくつかの方法が研究されてきた。[1]と[2]では、文の内容を名詞、形容詞、動詞の3個の組によって表現していた。また[2]では個々の発話の働きを大まかに表す手がかりである Dialogue Act 情報の遷移情報をもとに適切な応答を選択する試みがなされた。

しかし、我々が作成してきた対話システムにおいては、局所的な対話から抽出される情報を重視していたために、全体的な対話の流れが見失われてしまうという傾向があった。

例えば、図1のような状況を考えてみよう。図1では、2つの事例のうちのどちらが適切かを選択する必要がある。このとき、局所的な応答、この場合はユーザの入力した一文、だけでは、どちらが適切か判断できず、ランダムに選択せざるを得ない。ランダムに選択した場合、どちらか一方だけが適切な応答であった場合、50%の確率でしか良い方が選ばれない。これに対して、これまでの話題の流れから判断して応答対の選択ができれば、より高い確率で適切な事例を選ぶことができると考えられる。

[4]では Lexical Cohesion として、共起ネットワークを使って得られた関連語を使って各セグメントの話題の傾向を推定し、テキストセグメンテーションを行なっている。本稿では、この手法を適切な応答対を選択するために利用する。そこで、本稿では話題の流れを話題語集合と言う概念によって表現し、それを使って話題に応じた応答対の選択を行い、事例ベース自由対話システムの出力する応答をより適切なものにする手法について述べる。

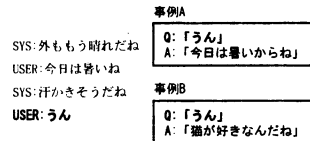


図1 局所的なマッチングで応答を選択できない局面

2 話題語集合による話題の表現

話題の定義に関してはその対話の処理する対象によって様々な種類が可能である。本稿では、話題を対話においてどの文においても明示的あるいは暗黙的に表現されている語と考える。対話の分野が限定されている場合には、木構造などによる表現が有効であると考えられる。しかし、本稿で対象とする対話は自由対話であるために、緻密な表現を行なうよりは、ロバストな構造であることが要求される。そこで、本稿では話題を話題語とその関連度の対の集合によって表現することにした。表1は携帯電話に関する対話の話題語集合を示している。このように、電話に関するような単語(話題語)の集合を用意することによって、その対話がどのような分野に関係しているのか、というような概念を表現する。

表1 話題語集合の例

話題語	関連度
PHS	1.97
通話	1.7
セルラー	1.66
簡易	1.52
NTTドコモ	1.5
パソコン	1.37

3 相互情報量による話題語集合の推定

話題語集合を推定するためには、何らかの知識が必要である。すなわち、単語間の関係を示す指標が必要となる。本稿では、共起関係を求められ

る単語間の相互情報量をこの指標として用い、相互情報量から対話の話題語集合を推定する。

3.1 共起確率の計算

我々の提案する手法において、共起関係を段落内に限った単語の出現から求める。段落は、一般の新聞などでは字下げや改行の情報によってえられる。ある段落を選んだときに、その段落に含まれる単語（自立語）を抽出する。複数回現れた単語があったとしても 1 回生起したものと見なすことにし、段落内での単語の出現頻度は用いない。例えば、ある段落 D に a,b,c と単語が現れていた場合には a,b,c と見なすことになる。

このようにして得られた段落の単語から、単語対を取り出す。例えば、段落 D に単語 a,b,c と 3 個の単語が含まれている場合、「a,b」「a,c」「b,c」の 3 つの単語対を取り出す。また、同様にそれぞれの単語 a,b,c が生起した回数も調べる。

共起確率は「ある段落内でその単語対が含まれている確率」という形で表現するため、次の式で求められる。 $P(a,b)$ は単語 a と単語 b の対の生起確率、全段落において、 $C(a,b)$ は単語 a と単語 b の対が現れた回数（共起数）、 W は段落の総数（段落数）を表す。このような単語間の共起関係を表したものを共起ネットワークと呼ぶ。 $P(a)$ は「ある段落を取った時、その中に単語 a が含まれている確率」であり、単語 a の生起数 $C(a)$ と段落数 W によって求められる。

$$P(a,b) = \frac{C(a,b)}{W}$$

$$P(a) = \frac{C(a)}{W}, P(b) = \frac{C(b)}{W}$$

図 2 は、あるテキストコーパスにおける共起確率の例である。このコーパスには 3 個の段落があり、a,b,c,d は単語を示している。それぞれの段落の中には 3 つの単語が含まれている。共起はこの段落に含まれる単語の集合から 2 個ずつ取り出すことによって得られる。例えば段落 1 に含まれる共起は[a,b],[a,c],[c,c]の 3 個である。こうして得られた共起数と段落数から、 $P(a,b)=2/3$ という共起確率が得られる。他の共起も同様に計算する。

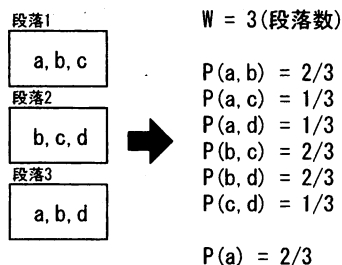


図 2 段落内共起から共起確率を求める

3.2 相互情報量の計算

3.1 節で単語対の共起確率と、単語の生起確率を得ることができた。次に、この共起確率を使って次の式で相互情報量を定義する。相互情報量とは、単語間の共起する度合いを示す指標のことである[3]。

$$I(a,b) = \log \frac{P(a,b)}{P(a)P(b)}$$

相互情報量では、関連のある単語の値が高くなる。つまり、この値を用いることによって単語間の関連の強さを表す関連度を表現することができる。

本稿では新聞記事 2 年分をもとに、段落内共起を調査して、相互情報量を計算した。その結果、単語数で約 18 万単語、約 300 万単語の共起ネットワークを構築した。

3.3 対話からの話題語集合の推定

相互情報量を用いて対話から話題語集合を求める方法について述べる。[4]はテキストセグメンテーションのために、書き言葉テキストに対して処理を行なっているが、本稿で対象にする対話の場合、省略によって対話事例に出現するキーワードが書き言葉テキストに比べて少ないため、[4]に較べると制約条件を緩やかにしている。

3.3.1 キーワードリストの生成

対話に含まれるキーワードとして、自立語を抽出する。すなわち、対話に対する話題の集合は、あるテキスト集合に含まれる単語の集合となる。キーワードとして使われる自立語を、本稿では名詞とした。[4]においても名詞を中心に扱われているため、対話の内容を表すための要素として名詞は重要であると考えられる。

3.3.2 キーワードリストからの話題語の推定

キーワードリストに含まれるキーワードと関係するキーワード、つまり話題語を1つ選択する。全てのキーワードと関連する話題語を取り出すことになる。しかし、キーワードリストに含まれるキーワードが多くなると、全てのキーワードと関係するような話題語を得ることができなくなるので、以下のような定義を行なう。すなわち、キーワードリストとの相互情報量の平均を取り、最大の情報量を持つ単語を話題語とする。

$$REL(X, [A_1, \dots, A_n]) = \begin{cases} \frac{\sum_{i=1}^n I(X; A_i)}{i} \\ 0 \dots [1] \end{cases}$$

[1] A1, ..., An のうち 1 つの単語だけと相互情報量を持つ場合

3.3.3 話題語集合の推定

共起ネットワークに含まれる、全ての単語に対して 3.3.2 で述べた処理を行なう。その結果話題語とその関連度の対の集合を得ることができる。これを関連度の大きさによってソートする。得られた集合を話題語集合とする。実際にはこの中から上位 n 個の要素を取り出して対話に対する話題語とする。図 3 に推定した話題語の例を示す。左上の対話から、「電話、携帯、持」というキーワードを抽出して、それらのキーワードから話題語集合として、PHS や通話の含まれる話題語集合を推定する。

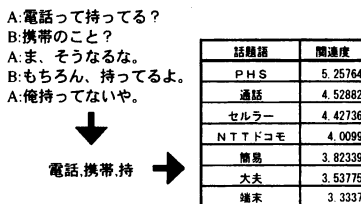


図 3 対話に対する話題語集合

4 話題語集合を用いた応答選択の改良

1章で述べたように、話題の流れを判断することによって、局所的な選択評価では分からなかった適切な応答を選ぶことができるようになる。本章では話題語集合を使って応答選択能力を向上する手法について述べる。

本稿では、局所的な対話の関係を表すマッチング用の文と応答用の文の対の事例に加え、その事

例が現れる前までに行われた話題語集合のデータを用いて行なう。

4.1 学習用の対話事例

話題語集合、つまり話題の流れをデータに付加するためには、これまでの対話の流れが必要である。そこで、本稿で利用する対話システムでは、対話事例としてある程度のまとまりのあるテキスト、例えば図 4 のような対話事例を用意する。発話(1)と発話(2)の応答対を作り、また発話(2)と発話(3)の応答対を作り、...、最後発話(7)と発話(8)の応答対を作るというプロセスで事例を作成する。

4.2 話題語集合を付加した事例の表現

局所的な応答用のマッチング事例に対して、話題語集合を付加することによって、話題情報を含んだ応答事例を生成することができる。話題語集合を求めるためには、ある程度の発話の集合が必要になるが、学習対象の発話の過去 n 個の発話(ただし、キーワードを含まない単語に関しては個数に数えない)から得られる話題語集合を、対話事例に付加する。

例えば、図 4 のような対話があった場合に対話事例を作る場合を考える。このような対話事例を学習データとして入力する。対話は A と B が交互に行なう形によって行われる。左端についた番号は対話の区別を行なうための見出し番号である。ここでは、発話(7)を学習する場合を考える。まず、局所的な応答事例データを作成する。つまり、発話(7)をマッチング用のパターンとして、発話(8)を応答のための発言とする一対の事例を構築することができる。

このような局所的な対話事例データに対して、話題語集合を付加する。発話(7)を含む、過去 n 発話に対する話題語集合を求める。仮に n=4 とした場合、発話(4)にはキーワードが含まれないのでこれをカウントせずに、発話(3)から発話(7)までの対話を対象に話題語集合を求めることになる。

その結果、図 5 の事例を得ることができる。このように局所的なマッチング情報を表す事例に対して、全体的な話題を表す話題語集合を付け加えている。したがって、対話事例の単位としては局所的な「マッチング用の文」「応答用の文」のデータ対になる。そのため、これまでわれわれが開発してきた対話システムに容易に導入することができる。

表 2 2つの話題語集合

- (1) A:寒い。
 (2) B:一体何度なんだろう。
 (3) A:マイナスだったりして。
 (4) B:おいおい。
 (5) A:あり得るぞ。北海道なら。
 (6) B:ここは横浜だ。
 (7) A:じゃあ、マイナスは無いな。
 (8) B:そうだろうな。

図 4 学習用の対話事例の例

話題語集合X		話題語集合Y	
話題語	関連度	話題語	関連度
PHS	1.9	携帯	2
通話	1.7	AU	1.5
セルラー	1.6	通話	1.4
簡易	1.5	PHS	1.3
NTTドコモ	1.5	NTTドコモ	1.3
パソコン	1.3	通信	1.2

表 2 の 2 つの話題語集合 A と B の間の得点を求めようとした場合、それぞれの話題語集合を調べると、共通している話題語は「PHS」と「通話」と「NTT ドコモ」であることが分かる。これらの関連度を計算すると、0.87 という関連度が得られる。このように、2 つの話題の間の関連度を得ることができる。関連度は値が多いほどその 2 つの話題語集合に近い話題を持つことを表し、全く関係のない話題の場合は 0 である。

- Q:「うん」
 Q.WADAI: [[アシスタント, 2.57684], [快晴, 2.4118], [天気, 2.17489], [夕焼け, 1.67078], [寒い, 1.63973]]
 A:「こんな日は家にいるに限る」
- Q:「うん」
 Q.WADAI: [ブーム, 2.48904], [著者, 2.05768], [用, 1.78812], [ヒット, 1.557], [音楽, 1.21669]]
 A:「どんな歌歌ってんの？」

図 5 話題語集合を付加した対話事例の例

4.3 話題語集合のマッチング

4. 2節で得られた話題語集合同士が関係しているかどうかを判断するために、話題語集合の間の関連度を定義する。

X と Y の 2 つの話題語集合があり、 $X=\{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ と $Y=\{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ とする。x, y は話題語を示す。また、 x_i に対応する話題語関連度として g_i を、 y_j に対する話題語関連度として h_j を定義する。X と Y の話題語集合間の関連度を定義するために、以下の式を定義する。SCORE が X と Y の間の話題語集合関連度を表す。最終的に関数 f を利用して、極端に大きな値が現れた場合などの話題語集合の関連度の修正を行う。本稿では、 $f(x)=\sqrt{x}$ として、定義を行った。

$$SCORE([g_1 \dots g_m], [h_1 \dots h_n]) = f \left(\frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n rel(g_i, h_j)}{\max(m, n)} \right)$$

$$rel(g_i, h_j) = \begin{cases} \frac{g_i + h_j}{2} \dots [x_i = y_j] \\ 0 \dots [x_i \neq y_j] \end{cases}$$

5 局所的なマッチング手法

入力文のマッチング方法について、簡単に説明する。局所的なマッチングでは、テキスト文を文節の集合に変換して、それを比較してマッチングを行っている。そのため文を文節の集合（文節集合表現）で表現する。それぞれの文節には、文節に含まれる自立語の集合、係り受け関係によって得られた重みの情報と、係り受け関係を示す格助詞の情報が含まれている。

自立語は、その文節に含まれる自立語のリストである。重みは係り受け関係の構文上の位置によって得られるもので、浅い階層にあるものは、高い値になり、深い階層にあるものほど値が小さくなる。格助詞は、係り受け関係を示す格助詞を保持する。表層的な情報をそのまま使うので、格助詞が省略されている場合は「none(省略)」関係で結ばれているとして、格の推定は行わない。

重みは、係り受け解析においてもっともルートに存在する文節（他の文節に係らない）の重みを 1 とする。その他の文節の重みは、その文節が係り受け先としている文節の重みの β 倍（本稿では 0.1）として、文節に構文上の重み情報を付加する。

マッチングの場合には、文節を比較し、各文節が持つキーワードの比較を行う。もしも同じキーワードを持つ文節があった場合、それぞれの持つ重み情報の平均を取る。このとき、係り受け関係（双方ともガ格であった）場合は、さらに得点が

高くなる、逆に、格が異なっていたり、格が省略されていた場合には得点が低くなる。

このようにして文節同士を比較し、得られた結果の和を取る。最後にこれらの値に対して、関数 f_1 を使って、マッチング点の修正を行う。極端にマッチング得点が高くなってしまった場合に、悪影響を与えないために導入するものであり、ここでは $f_1(x) = \sqrt{x}$ とする。このようにそれぞれの文に対して、構文情報を考慮したマッチングを行う。

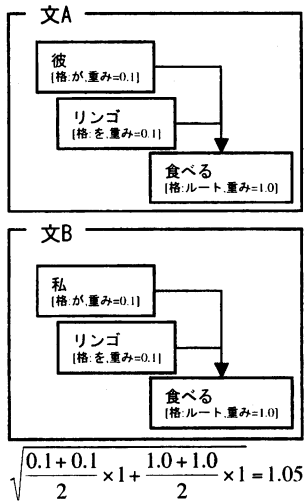


図 6 局所的なマッチングの例

図 6 は、2つの文、「彼はリンゴを食べる」と「彼はミカンを食べる」それぞれの文節集合表現を示している。文節の重みは、「食べる」が 1 点であり、その「食べる」に係る残りの文節は 0.1 点となる。係り受け関係を表す格助詞は、「リンゴ」の場合「ヲ」となり、「私」「彼」は「ガ」であることが分かる。

この 2つの文節集合間のマッチング点は、次のようにして求められる。まず、それぞれの文節同士を比較し、共通するキーワードがあるかどうかを調べる。この場合「リンゴ」と「食べる」が共通していることが分かる。このとき、共通する文節同士の重みを調べ、その重みを平均した得点 s を求める。 s に対して各々の文節の持つ格助詞によって、さらに係数を掛け合わせる。状況による係数は表 3 の通りである。この場合どちらも格助詞が一致しているため、得点は 1 倍となる。それ

らを足し合わせ、関数 f_m を適用した結果最終的なマッチング点は 1.05 点となる。

表 3 格助詞による得点への倍率

係り受け関係の条件	得点
格助詞が等しい	×1
どちらか一方が none	×0.5
格助詞が異なる	×0.25

6 統合マッチング

局所的な応答と、話題の流れを考慮した応答とを組み合わせることでマッチングを行なうことによって、応答性能の向上を図る。それぞれのマッチングの結果を足し合わせて最終的な結果を得る。重み α を定義して、どちらのマッチング結果を優先するかを決定する。

$$SCORE = \alpha \times X + (1 - \alpha) \times Y$$

X: 局所的なマッチング結果

Y: 話題語集合によるマッチング結果

$\alpha = 1$ の場合、Y がどのような値であっても 0 なので、局所的なマッチングによる応答選択になる、逆に $\alpha = 0$ の時には、話題語集合によるマッチングだけを利用した応答選択になる。

7 実験

本稿における提案手法を評価するために、実験を行った。6章において述べた統合マッチングの、 α の値を変更することによって行った。今回の実験では、 $\alpha = 0, 0.25, 0.5, 0.75, 1.0$ の 5 種類用意して実験を行った。このうち α が 1.0 の時は話題語集合のマッチングを全く使わない場合、逆に $\alpha = 0$ の時は局所的なマッチングを全く用いない場合である。

実験は、インターネット上から収集した約 16000 発話の対話コーパスを使って行った。このうちの 13000 発話を対話システム用の事例に、そののこりのうちからランダムに 20 題選択し、その応答に対応する対話としてそれぞれのシステムが出力した応答について、被験者に 1 点から 5 点までの点数付けを行ってもらった（点数は自然数に限定し、小数は含まない）。なお、順序効果を排除するために、各問ごとの応答の順番ランダムになるようにしている。

アンケートは 24 人、主に 20 代から 30 代の被験者からとったものを利用した。24 人にとった

各問の評点の平均値と標準偏差を表 4 に示す。また、評点のグラフを図 8 に示す。なお図 8 では分かりやすさのために $\alpha=0$ における評点を昇順でソートを行っている。また、図 7 は各問の評点を平均したグラフである。

表 4 を分散分析した結果、 α を変更することによってシステムの性能に有意な差が出る事が分かった ($F(4, 92)=23.86, p<.01$)。LSD 法による多重比較の結果、 $\alpha=0.5$ と $\alpha=0.25$ の場合がもっとも性能が高いことが示された。従って、本稿提案手法は有意な差を持つといえる。

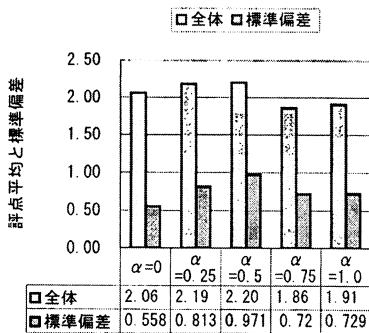


図 7 各問の評点と標準偏差を平均したグラフ

8 考察と展望

実験の結果、提案手法は応答の性能に貢献することが示された。それは、話題語集合だけを使ったマッチングよりも、また局所的な応答だけを使ったマッチングよりも、性能が高いことが示されているため、局所的なマッチングと、話題によるマッチングの両方を使うことによって応答性能が向上することが分かる。各問ごとの実験結果を見た場合、局所的なマッチングによって応答を決定するほうが適切な応答が導ける場合と、逆に話題語集合によるマッチングによって応答を決定するほうが、適切な応答が導ける場合の 2 種類の傾向があることが分かる。提案手法はそれぞれの状況に対して適切に対処することができていることが分かる。

従って、どのような対話がそれぞれの性質を持つかについて、研究を行う必要が出てくるだろう。この 2 つの条件を適切に推定することができれば、応答性能のさらなる向上が期待できる。

また、局所的なマッチングと話題語集合によるマッチングのそれぞれのマッチング手法の改良によっても、応答性能が向上するだろう。例えば、話題語集合の推定の場合、対話から取得するキーワードに対して意味解析や文法上の性質から、主題に当たるキーワードを重視することによって、適切な話題語集合を得ることができると考えられる。また局所情報や話題語集合のマッチング方法として、ベクトルの内積やコサイン類似度をとることを検討している。

9 おわりに

本研究では、対話の話題の流れを利用することで、事例ベース自由対話システムの応答能力の向上を目指した。話題を話題語集合によって表現し、その話題語集合同士のマッチングと局所的なマッチングと組み合わせて応答選択を行う。それらのどちらを重視するかを α によって表現した。

どちらのマッチングを優先するか、重み α を変えて実験を行った結果、 $\alpha=0.25, 0.5$ の時に有意に性能が高いことが示された、これらの結果から、本稿で提案した話題語集合を併用した応答選択手法は効果があることが示された。

参考文献

- [1] 江部、小島、乾、小谷：会話データとのキーワードのマッチングを行い、応答文を決定する対話システム、情報処理学会第 58 回全国大会講演論文集 (2), pp. 281-282
- [2] 江部、小島、乾、小谷：発話の働きとキーワードから応答生成を行う事例ベース自由対話系
- [3] Church K. W. and Hanks P. (1990) Word Association Norms, Mutual Information, And Lexicography. Computational Linguistics, 16/1, pp. 22-29.
- [4] Ferret O, (1998) How to thematically segment texts by using lexical cohesion?, ACL-COLING 98, pp. 1481-148

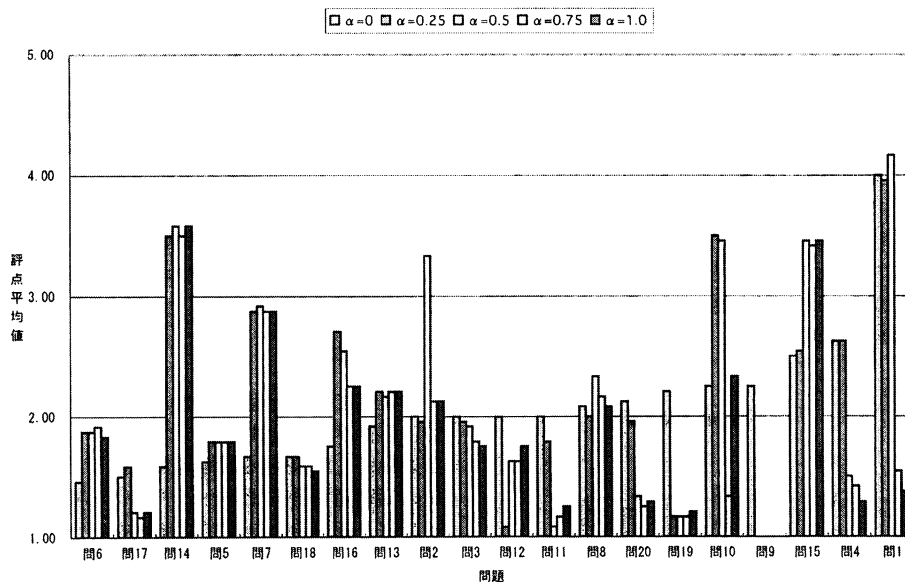


図 8 評価実験における各設問の評点の平均値のグラフ ($\alpha=0$ でソート)

表 4 アンケート各問の評点の平均値と標準偏差

問題	平均値					標準偏差				
	$\alpha=0$	$\alpha=0.25$	$\alpha=0.5$	$\alpha=0.75$	$\alpha=1.0$	$\alpha=0$	$\alpha=0.25$	$\alpha=0.5$	$\alpha=0.75$	$\alpha=1.0$
問1	4.00	3.96	4.17	1.54	1.38	1.10	1.12	0.96	0.88	0.71
問2	2.00	1.96	3.33	2.13	2.13	1.32	1.33	1.31	0.99	1.03
問3	2.00	1.96	1.92	1.79	1.75	1.14	1.12	1.10	1.10	1.11
問4	2.63	2.63	1.50	1.42	1.29	1.28	1.28	0.83	0.88	0.69
問5	1.63	1.79	1.79	1.79	1.79	0.97	1.06	1.06	1.06	1.06
問6	1.46	1.88	1.88	1.92	1.83	0.88	1.23	1.15	1.18	1.17
問7	1.67	2.88	2.92	2.88	2.88	1.05	1.36	1.32	1.36	1.36
問8	2.08	2.00	2.33	2.17	2.08	0.93	0.93	1.31	1.31	1.14
問9	2.25	1.00	1.00	1.00	1.00	1.15	0.00	0.00	0.00	0.00
問10	2.25	3.50	3.46	1.33	2.33	1.39	1.18	1.18	0.92	1.34
問11	2.00	1.79	1.08	1.17	1.25	1.10	1.10	0.28	0.48	0.68
問12	2.00	1.08	1.63	1.63	1.75	1.14	0.28	0.97	0.92	1.15
問13	1.92	2.21	2.17	2.21	2.21	1.14	1.18	1.17	1.18	1.18
問14	1.58	3.50	3.58	3.50	3.58	1.06	0.98	0.93	0.98	0.93
問15	2.50	2.54	3.46	3.42	3.46	1.25	1.28	1.41	1.44	1.41
問16	1.75	2.71	2.54	2.25	2.25	0.94	1.40	1.06	1.48	1.48
問17	1.50	1.58	1.21	1.17	1.21	0.93	0.65	0.41	0.38	0.41
問18	1.67	1.67	1.58	1.58	1.54	1.01	1.01	1.02	1.02	0.93
問19	2.21	1.17	1.17	1.17	1.21	1.18	0.48	0.48	0.38	0.41
問20	2.13	1.96	1.33	1.25	1.29	1.30	1.08	0.64	0.53	0.55