電気学会論文誌 C（電子・情報・システム部門誌）
IEEJ Transactions on Electronics, Information and Systems
Vol.135 No.6 pp.594–601　DOI: 10.1541/ieejeiss.135.594

論　文

学習者回答判別に対する信頼度分類を用いた事例研修のための助言ルール選択方式

非会員　久兼　大知*　非会員　大月みなみ*　上級会員　鮫島　正樹*a)

A Tutoring Rule Selection Method for Case-based e-Learning by Confidence Classification on Learner's Answer Discrimination

Daichi Hisakane*, Non-member, Minami Otsuki*, Non-member, Masaki Samejima*a), Senior Member

（2014年9月22日受付，2014年12月31日再受付）

We develop an intelligent tutoring system on learners' answers to problems in case-based e-learning. A facilitator instantiates answers and tutoring advice as a tutoring rule preliminary, and the system automatically identifies an appropriate instantiated answer which corresponds to the input sentence of an answer from the learner. Although various kinds of tutoring rules are given on a certain problem, the instantiated answers are very similar to each other among tutoring rules, even if tutoring rules are different. So the input sentence is similar to the wrong instantiated answer of the tutoring rule, which makes it difficult to select the tutoring rule correctly. The proposed method selects the tutoring rule for the input sentence by machine learning of selecting the tutoring rules with the multi-class SVM (Support Vector Machine). The experimental result shows that the proposed method can improve the accuracy of selecting tutoring rules by 21% compared to the method that selects the most similar instantiated answer.

キーワード：助言提示システム，多クラス SVM (Support Vector Machine)，*k*-means 法
Keywords: Intelligent Tutoring System, Multi-class SVM (Support Vector Machine), *k*-means clustering

1. はじめに

問題解決能力を向上させる人材育成手段の一つとして，過去の事例を用いた事例研修が一般的に実施されている[(1)]。事例研修は，1名の指導者と多数の学習者によって行われる。まず，学習者の問題解決能力の向上に有用な事例を，指導者があらかじめ選定し，事例を説明する文章を作成する。学習者は用意された事例の文章を読み，事例における問題点やその対策について考える。指導者は，問題点や対策に関する学習者の回答を確認し，回答の内容に応じて適切な助言を行う。学習者が正しく回答できなかった場合，指導者は正解を提示するのではなく，正解を引き出すためのきっかけとなる助言を与え，学習者の問題解決能力を向上させる[(2)]。

事例研修において，指導者の助言は必要不可欠であり，指導者が不在の場合，学習者は助言を受けることができず，十分な学習効果を得ることができない。指導者が行うような適切な助言を，自動的に学習者に提示することができれば，指導者の負担を減らすことができる。さらに，学習者のみの事例研修が可能となるため，学習機会を増やすことができ，学習者と指導者の双方にとって有益である。そこで，指導者が不在であっても事例研修による学習を可能にするため，助言を自動的に提示する e-Learning システムを開発する。

これまで，学習者に助言を提示するシステムとして，Intelligent Tutoring System(ITS) の研究がなされている[(3)]。学習者との対話において助言を提示する ITS には，あらかじめ用意した選択肢から学習者が選択した内容に応じて助言を提示するシステム[(4)(5)]と，学習者が自然言語で自由に回答した内容に応じて助言を提示するシステム[(6)]がある。選択肢を学習者に示すシステムでは，学習者は選択肢を見て自身の回答を考える。しかし，学習者が現実の問題に直面した場合，選択肢が与えられないことが多いため，選択肢を見て問題を解決する研修では，問題解決能力の向上に不十分である。そこで本研究では，事例研修を対象として，学習者が自然言語で回答した内容に対して，適切な助言を提

a) Correspondence to: Masaki Samejima. E-mail: samejima@ist.osaka-u.ac.jp
* 大阪大学大学院 情報科学研究科
〒 565-0871 大阪府吹田市山田丘 2-1
Graduate School of Information Science and Technology Osaka University
2-1, Yamadaoka, Suita, Osaka 565-0871, Japan

© 2015 The Institute of Electrical Engineers of Japan.

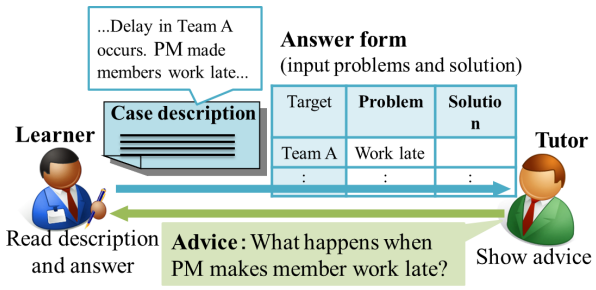


Fig. 1. Outline of case-based learning

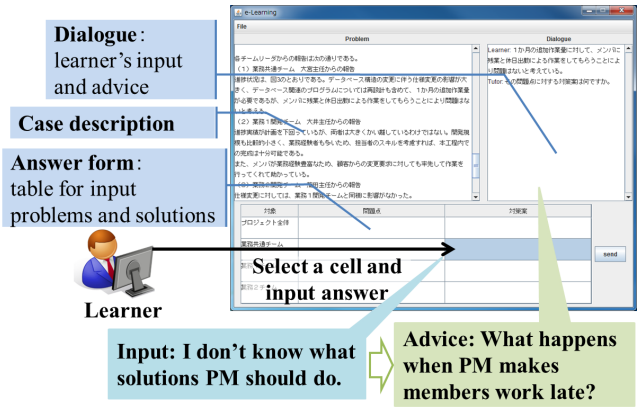


Fig. 2. GUI of intelligent tutoring system

示するシステムを開発することを目的とする [7][8]。

2. 事例研修のための助言提示システム

〈2·1〉 事例研修における問題点 Fig. 1 に事例研修の概要を示す。学習者は，事例の説明文を読み，考えた回答を指導者に説明する。学習者は，事例を特徴づける回答項目 (例えば，業務，組織等) ごとに，問題点や対策を回答する。そのため，Fig. 1 に示すように，回答項目ごとの問題点と対策を記入できる回答フォームを用意して，学習者に回答を記入させる。指導者は，回答フォームに記載された回答を確認し，学習者に必要な助言を提示する。例えば Fig. 1 では，学習者は A チームの問題点として「残業による追加作業の対応」と回答している。指導者は学習者に「残業を行うと，どのような問題が発生しますか。」と尋ねている。このような対話を，学習者が事例に対して十分な対策を考えられるまで続ける。本研究では，指導者が不在であっても，学習者のみによる効果的な事例研修を実現するため，人間の指導者の代わりに，自動で助言を提示するシステムを開発する。

〈2·2〉 助言提示システムの概要 本研究で開発する助言提示システム [7][8] では，事例研修における学習者と指導者の対話を実現するため，学習者には自然言語で回答を入力させ，回答に対する助言を自然言語で提示する。助言提示システムにおける学習者向け GUI(Graphical User Interface) を Fig. 2 に示す。ウィンドウの左上側のテキストエリアにはプロジェクト事例の説明文が示されており，学習者は説明文を読みながら問題点や対策を考える。ウィンドウ下部には回答フォームがあり，行が回答項目，列が問題点と対策に対応している。学習者は，回答項目における問題点または対策のセルを指定し，回答を入力する。回答を入力すると，右上のテキストエリアに，助言提示システムからの助言が表示される。

指導者の助言を生成し，学習者との対話を実現するため，Fig. 3 に示す助言提示システムを構成する。入力は学習者による回答 (以降，入力文と呼ぶ)，出力は入力文に対する助言である。事例学習では，事例の問題点や対策に明確な正解が存在しない。指導者は，正解ではなく，学習者の回答にもとづいて，適切な助言を経験的に判断している。そこで，従来の助言提示システム [6] と同様に，過去の回答と

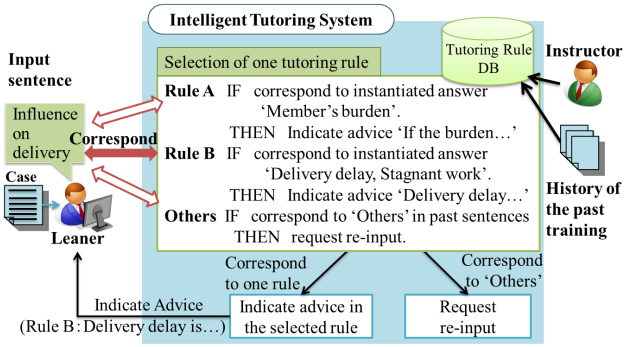


Fig. 3. Process of intelligent tutoring system

助言をセットにしてルール化することで，学習者の回答とルールとの対応を判断し，正しい助言を自動で提示するシステムを開発する。回答例が入力文に対応していれば助言を提示するような IF-THEN 形式の助言ルールを作成し，助言ルールデータベース (以降，助言ルール DB と呼ぶ) に登録する。例えば，以下のような IF-THEN 形式のルールを用意する。

IF 入力文が "残業による追加作業の対応" または "A チームの残業が多すぎる" に対応
THEN "残業を行うとどのような問題が発生しますか。" を提示

1 つの問題点を考えるとき，複数の助言を必要とする場合があるため，1 つの問題点に対して複数の助言ルールを設定する。また，助言ルールが対応する回答例は，指導者の経験にもとづいて複数設定できる。さらに，どの助言ルールにも当てはまらない入力文を，過去の学習者の入力履歴から収集し，「その他」の助言ルールの回答例に分類する。Fig. 3 の例では，ある問題点に対する助言ルールの Rule A と Rule B と，助言ルールに合致しなかった場合のルール Others が設けられている。

次に助言提示システムの処理について説明する。まず，助言提示システムが学習者の入力文を受け付けると，学習者による入力文と助言ルール DB 内の各助言ルールの回答例が，互いに対応しているかどうかを判別する。そして，入力文と対応している回答例を持つ助言ルールを選択し，そ

の助言ルールに応じた助言を提示する。「その他」の助言ルールに入力文が対応していると判別した場合は，表現を変えて再入力するよう学習者に促す。学習者は提示された助言を読み，再び回答を入力し，適切な対策を導くまで繰り返す。助言提示システムにおいて，学習者に正しい助言を提示するためには，入力文に対応した助言ルールを選択する方式が必要である。

〈2·3〉 研究課題 既存の助言ルール選択に関する研究では，入力文に最も類似した回答例を特定し，その回答例に対応する助言ルールを選択する[6][9]。入力文と回答例の類似度として，入力文と回答例それぞれに対して，各単語の出現頻度を示す単語ベクトルのコサイン類似度が利用される。一般に，学習者の自然言語による入力は多様であり，入力文と回答例が同じ意味を持つにもかかわらず，異なる単語で表現されるため，正しい助言ルールを選択できない場合がある。この問題の解決手段として，まず類義語辞書を用いて類義語を統一する[9]。次に，潜在意味解析[10]や主成分分析[11]等を用いて単語ベクトルの次元を圧縮することで，出現頻度の低い単語が偶然一致して，類似度が高くなることを防止する[6]。最後に，得られた単語ベクトルのコサイン類似度で入力文と回答例の類似度を求め，類似度が最大である回答例を特定し，助言ルールを選択する。

従来の ITS は，科学技術，工学，数学 (STEM: Science, Technology, Engineering and Mathematics) の分野における基礎教育を対象として発展してきた[12]。物体の衝突[6]，回路の設計[5][13]，方程式の求解[4]等が，対象の実例として取り上げられている。物体の衝突の例では，「ヘッドレストの無い自動車が，後ろから追突された場合，運転手の頭はどのように動くか」という問題を取り上げている。問題に対する正解は「頭は後方にのけ反る」であり，追突時に自動車が受ける力，運転手の身体が受ける力，身体から見たときの頭の位置を順に推論させて正解を導かせる。このような STEM の基礎教育には以下の特徴がある。

- 学習対象となる問題に対して，明確な正解が存在する。
- 正解に至るまでの推論は，自然科学の法則にもとづいている。
- 推論に必要な情報のみが与えられている。

学習者は，与えられた情報に自然科学の法則を適用して，推論した結果を回答する。そのため，学習者の回答は具体的な数式，数値，命題等を含み，指導者が想定する回答と大きく異なることはない。従って，従来研究と同様，類似度によって正しく助言ルールを選択できる可能性が高い。

しかし，本研究で対象とする事例研修では，明確な正解が存在せず，自然科学のように推論のための法則が存在しない。さらに，事例に関する情報が多く与えられ，学習者自身で必要な情報を選択する必要がある。そのため，既存研究における学習者の回答が具体的な数式，数値，命題等を含むのに対し，事例研修における学習者の回答はそれらを含まない抽象的な回答となる。抽象的な回答に対して，適切な助言ルールを選択するためには，同程度の抽象度をもつ回答例を用意する必要がある。助言ルールに抽象的な回答例を含む場合の課題を Fig. 4 に示す。

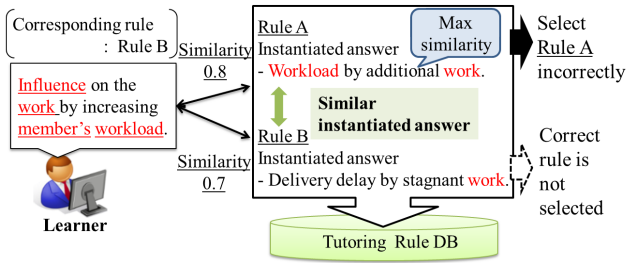


Fig. 4. Selection of a tutoring rule by similarity and its issue

Fig. 4 の例では，学習者は「メンバへの負荷増加による作業への影響」を回答している。このように学習者は，追加作業，負荷，作業停滞等を表す数値を具体的に回答しないことが多い。そこで，具体的な数値を含まない，抽象的な回答例を用意することで，回答に正しく対応する助言ルールを選択する。例えば，Fig. 4 の中央に示すように，助言ルール A は「追加作業による負荷」，助言ルール B は「作業停滞による納期遅延」を回答例としてもつ。一方で抽象的な回答例は，具体的な情報を含まないため，異なる助言ルールの回答例の間で，差異が小さくなり互いに類似する。助言ルール A と助言ルール B の回答例は，「追加作業」や「作業停滞」に関する具体的な内容を含まず，どちらも作業の問題点を示しているという点で互いに類似している。この際，学習者が作業に関する抽象的な回答を入力すると，Fig. 4 に示すように，作業に関する部分のみが一致し，入力文が対応する助言ルール (ルール B) の回答例だけではなく，対応していない助言ルール (ルール A) の回答例にも類似するため，誤った助言ルールを選択する可能性が高い。このように，異なる助言ルール間で回答例が類似した場合に，正しい助言ルールを選択する方式が必要となる。

3. 事例研修のための助言ルール選択方式

〈3·1〉 助言ルール選択方式の概要 正しく対応しない助言ルールの回答例に類似した入力文に対して，正しい助言ルールを選択するためのアプローチを Fig. 5 に示す。また，それぞれのアプローチについて以下で述べる。

- 特徴的な単語を考慮した助言ルール選択の信頼度算出

  Fig. 5 の右部に示す回答例は，いずれも作業に関する問題点を扱っているが，助言ルール A の回答例は「追加」，助言ルール B の回答例は「停滞」が，それぞれ作業の状況を説明しており，助言ルールに特徴的であると考えられる。入力文の単語が，ある助言ルールの回答例の特徴的な単語と類似していれば，その助言ルールが入力文に正しく対応している可能性 (信頼度と呼ぶ) が高いと考えられる。そこで，特徴的な単語を考慮して信頼度を求め，助言ルールの選択に利用する。

  入力文の単語 $w_m (1 \leq m \leq K)$ が，ある助言ルールの

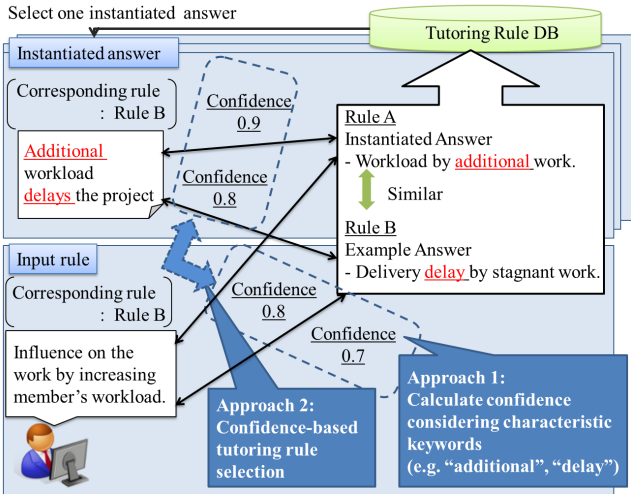


Fig. 5. Approach of selecting a tutoring rule

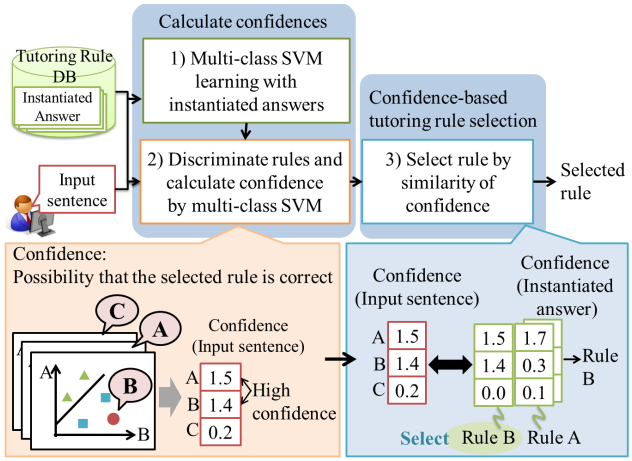


Fig. 6. Outline of selection method of a tutoring rule

回答例の特徴的な単語と，類似度 S_m を示すとき，類似度に対する重み α_m を用いて，信頼度を以下の重み付け和を用いて求める。

$$\text{信頼度} = \sum_{m=1}^{K} \alpha_m S_m - b \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots (1)$$

ただし，助言ルールによっては，あらゆる入力文と高い信頼度を示し，誤って選択される可能性があるため，補正値 b を与えて調整する。信頼度を求めるためには，重み α_m と補正値 b を求める必要がある。式 (1) は SVM における線形識別関数と等価であるため，回答例を学習データとして用いて SVM を学習させることで，重み α_m と補正値 b を求め，信頼度を算出する。

- 信頼度にもとづく助言ルールの選択

特徴的な単語を考慮した信頼度を用いても，入力文が抽象的であれば，Fig. 5 に示すように，他の助言ルールの回答例と高い信頼度を示す場合がある。その結果，類似度を用いた場合と同様，誤った助言ルールが選択される可能性がある。そこで，抽象的な回答例に対して，あらかじめ信頼度を求めておき，入力文と回答例のそれぞれが示す信頼度を比較して，助言ルールを選択する。Fig. 5 の例では，Rule B の回答例と Rule A の回答例との信頼度が 0.9，Rule B の回答例同士の信頼度が 0.8 となっている。このような信頼度の特徴が分かっていれば，Rule B に対応する入力文もまた，Rule A の回答例との信頼度が，RuleB の回答例との信頼度より高くなることが予想され，Fig. 4 のような入力文に対しても，正しく助言ルールを選択できることが期待される。

助言ルール選択方式の概要を Fig. 6 に示す。Fig. 6 の 1) に示すように，あらかじめ，助言ルール DB の回答例に対して，正しく助言ルールを選択できるような SVM を構築する。助言ルールは複数存在するので，任意の 2 つの助言ルールのどちらに対応するかを判別する SVM を複数用意して，各分類器における判定結果を統合する多クラス SVM [14] を用いる。回答例にもとづく多クラス SVM の構築について〈3·2〉節で述べる。

次に，Fig. 6 の 2) に示すように，学習者が回答を入力すると，1) で学習した多クラス SVM を用いて，学習者の回答に対する助言ルールを判別し，その判別結果に対する信頼度を算出する。同時に，回答例に対する助言ルールも判別し，その判別結果に対する信頼度も算出する。Fig. 6 の例では，各回答例を助言ルール A, B, C のいずれかに分類した場合の信頼度が，それぞれ 1.5，1.4，0.2 であることを示している。学習者回答判別に対する信頼度算出について〈3·3〉節で述べる。

最後に，Fig. 6 の 3) に示すように，複数の判別結果の信頼度にもとづいて，選択すべき助言ルールを決定する。入力文がある助言ルールに対応していれば，助言ルールの回答例を分類したときと同程度の信頼度をもって，入力文も分類されると考えられる。そこで，回答例を分類した際の信頼度と入力文を分類した際の信頼度を比較する。入力文を分類した際の信頼度と近い信頼度を示す回答例を特定し，その回答例の助言ルールを選択する。Fig. 6 の例では，入力文における信頼度が，助言ルール B に対応する回答例と同程度の信頼度を示したため，入力文に対して助言ルール B を選択している。信頼度の類似性にもとづく助言ルールの選択について〈3·4〉節で述べる。

〈3·2〉 回答例にもとづく多クラス SVM の構築 Fig. 7 に多クラス SVM 構築の流れを示す。Fig. 7 の (1) に示すように，多クラス SVM を構築するため，R 個の助言ルールから任意の 2 個の助言ルールを選択して 2 クラス分類の SVM を作成し，選択する助言ルールを変えて，合計 ${}_R C_2$ 個の SVM を作成する。以下では，Fig. 7 の (2) から (4) に示される，選択した 2 個の助言ルール k と l に対応する回答例から，2 クラス分類の SVM を構築する方法を述べる。

助言ルール k または l を選択する SVM を構築するための特徴ベクトルの作成方法について述べる。各助言ルール k と l は，回答例の集合 A_k と A_l を有するものとする。まず，Fig. 7 の (2) に示すように，ある助言ルール k の回答例

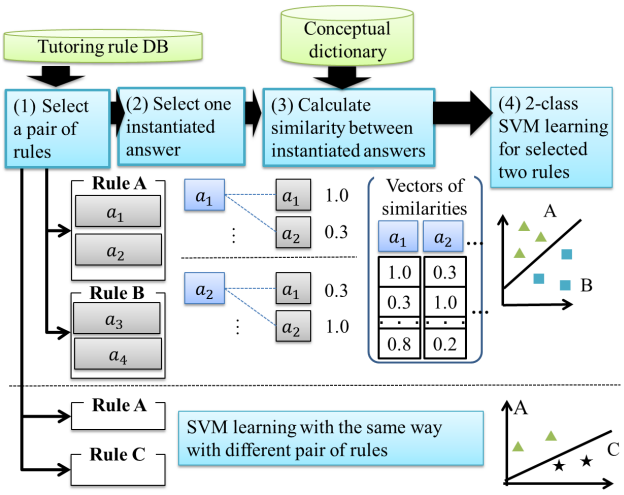


Fig. 7. Flow of learning multi-class SVM

の 1 つ $a_k(\in A_k)$ を取り出す。次に，Fig. 7 の (3) に示すように，助言ルール k の回答例 A_k との類似度 $Sim(a_k, A_k)$ と，助言ルール l の回答例 A_l との類似度 $Sim(a_k, A_l)$ をそれぞれ求める。特徴ベクトル $F(a_k, A_k, A_l)$ は，それぞれの類似度を並べた行列として作成し，助言ルールのラベル k を与える。取り出す回答例 a_k を変更し，また，助言ルール l の回答例 A_l からも一つずつ回答例 a_l を取り出して，特徴ベクトルを作成する。

$$k : F(a_k, A_k, A_l) = [Sim(a_k, A_k) \;\; Sim(a_k, A_l)] \quad \forall a_k \in A_k \cdots\cdots (2)$$

$$l : F(a_l, A_k, A_l) = [Sim(a_l, A_k) \;\; Sim(a_l, A_l)] \quad \forall a_l \in A_l \cdots\cdots (3)$$

次に特徴ベクトルにおける類似度 $Sim(a_i, A_i)$ の定義について述べる。事例研修においては抽象的な回答が多いため，厳密な単語の一致だけでなく，概念的な類似性を考慮する。概念辞書である WordNet [15][16] では，同様の概念をもつ単語の集合を synset として定義し，synset を階層的に配置することで，上位概念，下位概念を表現している。そこで，単語 w_m と w_n の間の概念的な類似度 $ConSim(w_m, w_n)$ を，w_m と w_n が属する各 synset から上位の共通 synset までの距離 $L_1(\leq L_m)$ と $L_2(\leq L_n)$ にもとづいて以下の式 [17] で決定する。

$$ConSim(w_m, w_n) = \frac{\frac{L_m}{L_1} + \frac{L_n}{L_2}}{L_m + L_n} \cdots\cdots (4)$$

回答例集合 A_i における K 個の単語のうち，回答例 a_i に現れる単語 w_m と回答例集合 A_i の各単語 w_n との類似度 $ConSim(w_m, w_n)$ の最大値を求め，回答例 a_i に現れない単語は類似度を 0 として扱う。得られた K 個の類似度を並べた $1 \times K$ の行列 $\{S_m\}$ に対して，主成分分析 $PCA(\cdot)$ を実行して次元圧縮を行った行列を $Sim(a_i, A_i)$ とする。

$$Sim(a_i, A_i) = PCA(\{S_m\}) \quad (m = 1, 2, \cdots, K) \cdots\cdots (5)$$

$$S_m = \begin{cases} \max_n ConSim(w_m, w_n) & (w_m \text{が回答例 } a_i \text{に出現}) \\ 0 & (otherwise) \end{cases} \cdots\cdots (6)$$

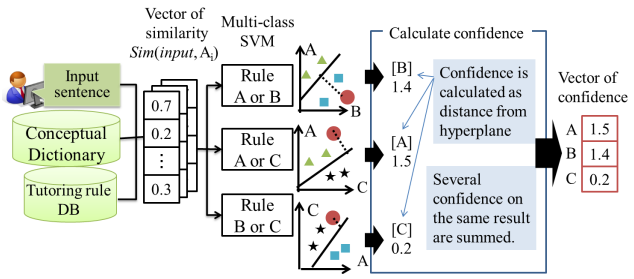


Fig. 8. Calculation of confidence on learners' answers discrimination

主成分分析によって，次元数を K から L に削減できたとすると，特徴ベクトル $F(a_k, A_k, A_l)$ ならびに $F(a_l, A_k, A_l)$ の次元数は $2L$ となる。最後に，Fig. 7 の (4) に示すように，作成した特徴ベクトルを用いて SVM の学習を行う。

〈3·3〉 学習者回答判別に対する信頼度算出 入力文に対して〈3·2〉節で構築した各 SVM を適用し，入力文に対応する助言ルールを判別するとともに，判別結果の信頼度を得る。Fig. 8 に信頼度算出の概要を示す。

まず，回答例による学習と同様，入力文 *input* と助言ルール内の回答例集合 A_i との類似度 $Sim(input, A_i)$ を求める。入力文 *input* は回答例 a_i と同様に扱う。$Sim(input, A_i)$ を，助言ルール k または l を選択する SVM に入力し，入力文 *input* が助言ルール k に対応するか l に対応するかを判別する。式 (1) で定義した信頼度は，SVM で学習した Hyperplane から，入力文の特徴ベクトルまでの距離 (マージン) として求められる [18]。

ただし，多クラス SVM では計 ${}_RC_2$ 個の SVM があり，複数の SVM において，入力文に助言ルール k が対応すると判別され，判別結果に対する信頼度が複数得られる。そこで，$r(1 \leq r \leq {}_RC_2)$ 番目の SVM が助言ルール k と判別した結果の信頼度を $c_{k,r}$ とし，$c_{k,r}$ の総和を助言ルール k と判別した結果の信頼度 C_k とする。

$$C_k = \sum_{1 \leq r \leq {}_RC_2} c_{k,r} \cdots\cdots (7)$$

$$c_{k,r} = \begin{cases} \text{hyperplane からの距離} & \left(\begin{array}{c} r \text{ 番目の SVM が} \\ \text{助言ルール } k \text{ と判別} \end{array}\right) \\ 0 & (otherwise) \end{cases} \cdots\cdots (8)$$

最終的に，入力文に対応する各助言ルール k であると判別した結果の信頼度のベクトル $\boldsymbol{C} = \{C_k\}(k = 1, \cdots R)$ を作成する。信頼度ベクトル $\boldsymbol{C}$ にもとづいて，各 SVM の判別結果を統合する。

〈3·4〉 信頼度の類似性にもとづく助言ルール選択 多クラス SVM において，各 SVM による判別結果を統合する手法として，信頼度が最も大きい判別結果を採用する方法がある。しかし，ある助言ルールの回答例が，異なる助言ルールの回答例と類似している本問題においては，誤った判別結果に対して高い信頼度 $c_{k,r}$ が与えられる場合がある。そのため，信頼度 C_k が最も大きい判別結果が誤って

いる可能性がある。

そこで，回答例に対して多クラス SVM による助言ルールの判別を行い，〈3·3〉節の方法で信頼度ベクトル $\boldsymbol{C}$ を求める。回答例の信頼度ベクトル $\boldsymbol{C}$ には，正しく対応する助言ルールを判別した場合の信頼度だけでなく，正しく対応しない助言ルールを判別した場合の信頼度が含まれる。回答例において誤った判別結果に対する信頼度が高ければ，入力文において同一の判別結果が高い信頼度を示しても，その判別結果は誤っていると推定できる。

そこで，入力文と回答例それぞれの判別結果に対する信頼度の類似性に着目し，入力文と回答例を分類し，入力文に対応する助言ルールを選択する。Fig. 9 に信頼度分類による助言ルール選択の概要を示す。同一の助言ルールの回答例に対応する信頼度の特徴ベクトル間の距離は小さくなる。そのため入力文の信頼度の特徴ベクトルに対して，k-means 法[19] を適用し，回答例をクラスタリングする。

k-means 法では，クラスタ内の平均信頼度との距離にもとづいて，回答例をクラスタリングする。本方式では，各クラスタの平均信頼度と入力文の信頼度を比較し，それらの距離が最小となるクラスタに入力文を分類する。入力文が分類されたクラスタ内で，異なる助言ルールに対応する回答例が混在する場合，最も多い回答例の助言ルールが入力文に対応しているとみなす。k-means 法では，クラスタ数 k を指定する必要がある。クラスタ数 k が小さい場合，Fig. 9 の中央に示すように，信頼度が大きく異なる回答例同士が一つのクラスタを作るため，クラスタ内の回答例の平均信頼度が各回答例の信頼度と異なり，誤った助言ルールを選択してしまう可能性がある。

そこで助言ルール数 r にもとづいて適切なクラスタ数を設定する。各助言ルールは少なくとも 1 つのクラスタに対応すると考えられるので，クラスタ数は助言ルール数 r 以上である必要がある。また，Fig. 9 の例に示すように，2 種類の異なる助言ルール A と B の両方に対して高い信頼度を示す回答例は，別のクラスタに分類することで，正しい助言ルールを選択できる場合がある。この場合，助言ルールの組合せ数 ${}_rC_2$ 個だけクラスタが追加で必要となる。以上より，k の取りうる値の範囲を以下のように設定する。

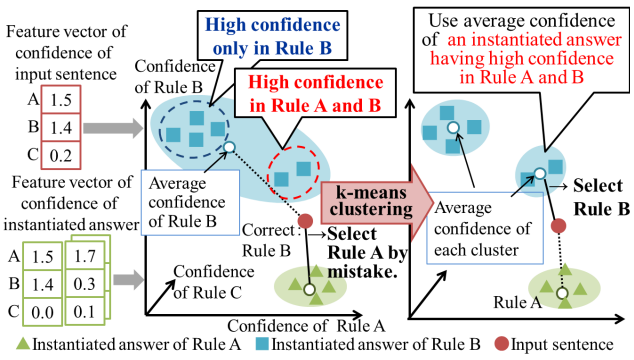


Fig. 9. Selection of a tutoring rule by confidence-based classification

$$r \le k \le r + {}_rC_2 \cdots\cdots (9)$$

k-means 法による助言ルール選択では，上記の範囲で k を変えながら，正しい助言ルールのクラスタに割り当てられた回答例数の割合 (適合度) を求め，適合度が最大となる k を選択する。適合度が最大となる k が複数個存在する場合は，最も大きい k を選択する。

4. 評価実験

〈4·1〉 実験環境 企業で実際に使用されているプロジェクトマネジメントに関する事例研修の文章 (分量：A4 用紙 6 ページ) を用いて，延べ 20 人の情報通信を専攻する学生から 82 文の回答を収集した。対象事例では，プロジェクト進行中に，追加作業が発生して遅延した場合における，プロジェクトマネージャの判断について記述されている。事例に対して，指導者があらかじめ設定した問題 (計 4 問) を以下に示す。また，各問題の助言ルール数，回答例数，入力文数を Table 1 に示す。

- 問題 1: 顧客からの変更要求に対して，承諾を得ずに対応している場合の対策を考えさせる問題
- 問題 2: 難易度の高い作業を開発期間の後半に行う場合の対策を考えさせる問題
- 問題 3: 追加作業が発生した場合の対策を考えさせる問題
- 問題 4: 残業や休日出勤により作業を進めようとしている場合の対策を考えさせる問題

助言ルール選択に関する提案方式の有効性を示すため，比較方式として以下を実装して実験を行った。

- 単語出現頻度のベクトルを主成分分析で次元圧縮し，ベクトル間の類似度が最大となる回答例を含む助言ルールを選択 (Max Similarity)[6]
- 各回答例を学習データとして用い，次元圧縮したベクトルを特徴ベクトルとして，決定木によって助言ルールを選択 (Decision Tree)
- 多クラス SVM を利用した後，信頼度が最大の助言ルールを選択 (Max Confidence by SVM)

評価のため，学習者の入力文に正しく対応している助言ルールを，学習者とともに選択し，入力文に対する正解助言ルールとした。各方式で選択された助言ルールが，正解助言ルールと一致している割合を正解率とし，正解率にもとづいて各方式を評価する。

〈4·2〉 提案方式の評価 各方式による全体の正解率と問題毎の正解率を Fig. 10 に示す。類似度が最大の助言

Table 1. The number of tutoring rules, instantiated answers and input sentences

	Problem No.			
	1	2	3	4
Tutoring rules	4	5	5	7
Instantiated answers	21	26	43	82
Input sentences	15	20	20	27

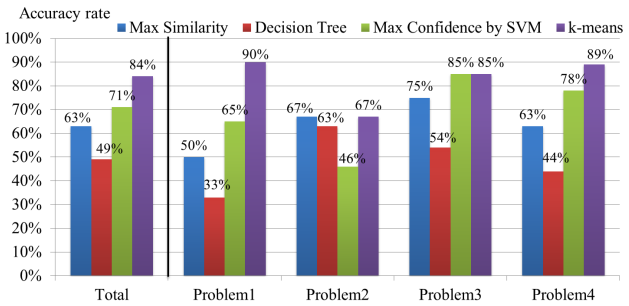


Fig. 10. Comparison of accuracy by each method

ルールを選択する方式と比較して，提案方式では正解率が21% 改善した。また，回答例を学習データとして用いる方式として，最も単純な決定木による助言ルール選択方式を適用したが，異なる助言ルール間で類似した回答例が存在するため，決定木を適切に学習できず，正解率は全方式の中で最低を示した。信頼度が最大の助言ルールを選択する方式では，誤った助言ルールの回答例と類似する場合を考慮したことにより，正解率は 75%まで改善している。さらに *k*-means 法による信頼度分類を用いた提案方式では，正解率が 84%まで改善している。

提案方式では，Fig. 10 が示すように，問題 1 と問題 4 において，類似度による助言ルールの選択と比較して，著しい正解率の改善が見られた。問題 1 と問題 4 は，複数の助言ルールで高い信頼度が得られる入力文が多かったため，類似度による助言ルールの選択では誤った助言ルールが選択されていた。提案方式では，複数の助言ルールで高い信頼度を示す回答例を学習することで，正しい助言ルールを選択できたと考えられる。例えば，問題 4 には 7 個の助言ルールがあり，その内 2 個の助言ルールの回答例には，以下のような単語が含まれる。

- 助言ルール 1：作業停滞
- 助言ルール 2：納期遅れ

入力文「疲れて作業が停滞してしまい納期遅れにつながる」は，助言ルール 2 に対応するが，類似度による助言ルールの選択や信頼度による助言ルールの選択では，助言ルール 1 と判別される。入力文は助言ルール 1 と 2 の意味を含むが，提案方式では助言ルール 2 であると正しく判別できた。

一方，提案方式を用いたとしても，全体で 13 個の入力文に対して誤った助言ルールが選択されており，そのうち 9 個がその他の助言ルールに対応する入力文であった。具体的には，「分からない」「思いつかない」といった入力文と，指導者が事前に想定できなかった誤った対策の入力文に対して，誤った助言ルールが選択されている。特に，正解率の低かった問題 2 において，このような回答が多く入力された。学習者へヒアリングしたところ，問題 2 は他の問題より難易度が高く，「分からない」といった回答をしてしまったという意見があった。「分からない」「思いつかない」といった入力文は予想できることから，助言ルール DB 内の回答例としてあらかじめ記載しておくことで，その他の助言ルールであると正しく判別できることが期待される。

5. 結　論

本論文では，事例研修における学習者の回答に応じて，適切な助言を自動的に提示するシステムについて述べた。指導者により設定された回答例と助言から構成される助言ルールから，入力文に対応する正しい助言ルールを選択することが必要である。そこで，学習者回答判別に対する信頼度分類を用いた助言ルール選択方式を提案した。提案方式では，多クラス SVM を用いて回答例の類似度にもとづいて助言ルール選択を学習し，入力文の助言ルール選択を行う。各 SVM による分類面からの距離を，SVM による判別結果が正しい可能性である信頼度として利用し，助言ルール毎に集計する。信頼度の特徴ベクトルを基に，*k*-means 法を適用し，複数の助言ルールで高い信頼度を示す回答例のみからなるクラスタを生成し，クラスタ中心と入力文の信頼度の距離によって正しいルールを選択する。

評価実験では，企業で実際に利用されているプロジェクトマネジメントに関する教材を利用し，事例研修を行った延べ 20 人の入力文 82 個を用いた。類似度が最大となる助言ルールを選択する従来方式と比較して，提案方式では選択した助言提示ルールの正解率が 21%改善し，提案方式の有効性を示せた。「その他」の助言ルールの回答例を改善すること，正解率をさらに向上できることが見込まれる。

今後の課題として，小規模な企業の研修だけではなく，より多くのケースを大人数で学習するビジネススクール等を対象に，提案方式を適用することが挙げられる。学習者が提案方式を利用する際，提案方式の性能は，ケースの数と学習者の数に依存しないため，規模が増大しても十分に適用可能であると考えられる。一方で，前段階として SVM を学習する際には，多様な学習者を想定する必要があり，学習者に応じて回答例を選択する等の工夫が必要と考えられる。

謝　辞

本研究は JSPS 科研費 (25730205) の助成を受けたものである。また本研究を進めるにあたり，事例研修の教材ならびに適切な助言をいただきました，(株) 日立インフォメーションアカデミーの今村哲也氏，田中秀樹両氏に，厚く感謝の意を表します。

文　献

（1） B. Hoffmann and D. Ritchie: “Using Multimedia to Overcome the Problems with Problem Based Learning”, Instructional Science, Vol.25, No.2, pp.97-115 (1997)
（2） J.R. Savery: “Overview of problem-based learning: Definitions and distinctions”, Problem-based Learning, Vol.1, No.1 (2006)
（3） A.T. Corbett, K.R. Koedinger, and J.R. Anderson: “Intelligent Tutoring Systems”, Handbook of Humancomputer Interaction, pp.849-874 (1997)
（4） N.T. Heffernan and K.R. Koedinger: “Intelligent tutoring systems are missing the tutor: Building a more strategic dialog-based tutor”, In Building Dialogue Systems for Tutorial Applications, Papers of the 2000 AAAI Fall Symposium, pp.14-19 (2000)
（5） M.O. Dzikovska, D. Bental, J.D. Moore, N.B. Steinhauser, G.E. Campbell, E. Farrow, and C.B. Callaway: “Intelligent tutoring with natural language

support in the beetle ii system”, In Sustaining TEL: From Innovation to Learning and Practice, pp.620-625, Springer (2010)
（6） A.C. Graesser, P. Chipman, B.C. Haynes, and A. Olney: “AutoTutor: An intelligent tutoring system with mixed-initiative dialogue”, IEEE Trans. in Education, Vol.48, No.4, pp.612-618 (2005)
（7） M. Otsuki and M. Samejima: “An Intelligent Tutoring System for Case-Based e-Learning on Project Management”, The Papers of Technical Meeting of Information Systems, IEE Japan, IS-13-034, pp.59-64 (2013) (in Japanese)
大月みなみ・鮫島正樹：「プロジェクトマネジメントにおける事例学習のための助言提示システム」，電気学会 情報システム研究会，IS-13-034, pp.59-64 (2013)
（8） M. Otsuki and M. Samejima: “A Selection Method of Tutoring Rule on Support System for Case-based Learning”, The Papers of Technical Meeting of Information Systems, IEE Japan, IS-13-058, pp.7-12 (2013) (in Japanese)
大月みなみ・鮫島正樹：「事例学習支援システムにおける助言提示ルール選択方式」，電気学会 情報システム研究会，IS-13-058, pp.7-12 (2013)
（9） S.Y. Jung and K. VanLehn: “Developing an intelligent tutoring system using natural language for knowledge representation”, Lecture Notes in Computer Science, Vol.6095, pp.355-358 (2010)
（10） Dumais, S.T. Dumais: “Latent semantic analysis”, Annual Review of Information Science and Technology, Vol.38, No.1, pp.188-230 (2004)
（11） J. Ian: “Principal component analysis”, John Wiley & Sons (2005)
（12） American Association for the Advancement of Science: “Invention and Impact: Building Excellence in Undergraduate Science, Technology, Engineering and Mathematics (STEM) Education”, In Proc. of the 2004 CCLI conference (2004)
（13） W. Ward, R. Cole, D. Bolaños, C. Buchenroth-Martin, E. Svirsky, S. Vuuren, T. Van, Weston, J. Zheng, and L. Becker: “My science tutor: A conversational multimedia virtual tutor for elementary school science”, ACM Trans. on Speech and Language Processing, Vol.7, No.4, Article No.18 (2011)
（14） C. Brunner, A. Fischer, K. Luig, and T. Thies: “Pairwise support vector machines and their application to large scale problems”, Journal of Machine Learning Research, Vol.13, pp.2279-2292 (2012)
（15） F. Bond, T. Baldwin, R. Fothergill, and K. Uchimoto: “Japanese semcor: A sense-tagged corpus of Japanese”, In Global WordNet Association (2012)
（16） H. Isahara, F. Bond, K. Uchimoto, M. Utiyama, and K. Kanzaki: “Development of the Japanese WordNet”, In Proc. of the Sixth International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC) (2008)
（17） 林　郁真・出口利憲・石井直宏：「日本語 Wordnet を用いた文書の類似度の計算」，電気関係学会東海支部連合大会講演論文集，G3-8 (2010)
（18） J.C. Platt: “Probabilistic Outputs for Support Vector Machines and Comparisons to Regularized Likelihood Methods”, Advances in Large Margin Classifiers, pp.61-74 (1999)
（19） T. Kanungo, D.M. Mount, N.S. Netanyahu, C.D. Piatko, and R. Silverman and , A. Y. Wu: “An Efficient *k*-Means Clustering Algorithm: Analysis and Implementation.” IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell, Vol.24, No.7, pp.881-892 (2002)

付　　録

4 章の評価実験を実施するために収集した，問題 1 に対する，ある学習者の入力文を app.Tabl 1 に，助言ルールの一部を app.Table 2 に示す。app.Table 1 に示される入力文に正しく対応する助言ルールを，app.Table 2 の回答例にもとづいて，正しく選択することが提案方式の目的である。app.Table 1 の全ての入力文に対して，提案方式は正しく助言ルールを選択できている。

この学習者は，当初，要求変更に対して承諾を得ずに対応することは，時間がなくやむを得ないことと認識していた。提案方式は，最初の入力文に対して，助言ルール 1-4 を選択し，他に考慮すべきことがないかを学習者に尋ねている。最終的に学習者は，変更要求に対するルールを作成し，メンバーに伝えるべきであることに気付いている。

app. Table 1.　Learner’s input sentences for Problem 1

#	Input sentence	Rule to be selected
1	納期が迫り，話し合う時間がなかった	Rule 1-4
2	話し合う必要が無いと思った	Rule 1-1
3	短いスパンでミーティングを行うべきだった	Rule 1-4
4	変更があったときに PM に伝える	Rule 1-2
5	事前にルールを作ってメンバーに伝える	Rule 1-3

app. Table 2.　Tutoring rule for Problem 1

Rule 1-1	Advice	そうですね。どのように対応すべきでしょうか。
	Instantiated answer	専門知識があったから 問題が無いと思った 個人で解決できると思った
Rule 1-2	Advice	変更を他のメンバ/PM に伝える手段はありますか?
	Instantiated answer	メンバーに周知徹底すべき PM と相談する 変更に対応できるか見積もる
Rule 1-3	Advice	そうですね。変更ルールを決めてメンバで共有しましょう。
	Instantiated answer	最初にルールとかを決めておけばいい メンバーに変更への対応を周知徹底させる ルールを作る
Rule 1-4	Advice	他にはありませんか?
	Instantiated answer	わからない 時間をつくってミーティングをすべき 変更に対して早めに対応した方が良い

久　兼　大　知（非会員） 1990 年生。2013 年 4 月大阪大学大学院報科学研究科博士前期課程入学。ケースメソッドにおける議論支援システムに関する研究に従事。



大　月　みなみ（非会員） 1989 年生。2014 年 3 月大阪大学大学院情報科学研究科マルチメディア工学専攻博士前期課程修了。同年 4 月，(株) NTT ドコモ入社。在学中，プロジェクトマネージャ育成支援システムに関する研究に従事。



鮫　島　正　樹（上級会員） 1982 年生。2007 年 3 月大阪大学大学院情報科学研究科マルチメディア工学専攻修了。同年 4 月 (株) 日立製作所入社。システム開発研究所勤務。2009 年 6 月大阪大学大学院情報科学研究科マルチメディア工学専攻助教。博士 (情報科学)。リスクにもとづく情報システムの設計，開発，運用に関する研究に従事。IEEE ほかの会員。

