カスケード型SVMを用いたケースメソッド学習の議論構造グラフ作成方式

久兼大知，鮫島正樹*（大阪大学）

A Diagramming Method of Case Method Discussion by using Cascade SVM

Daichi Hisakane, Masaki Samejima* (Osaka University)

Abstract

This paper addresses automatic diagramming a discussion to support learners' understanding of contents of the discussion in the case method training. In the diagram where opinions are denoted by nodes and relationships between opinions are denoted by links, which node links to the current node depends on types of relationships: raising a problem, deepening a discussion, and branching a discussion. The proposed method constructs SVMs that classify opinions into the types and apply SVMs in the order of their accuracy as Cascade SVM. Because human facilitators can give example opinions to raise a problem, the proposed method trains SVM for opinions raising a problem based on the example opinions. SVMs for opinions deepening and branching discussions are trained by using words included in pairs of linked nodes. As a result of experiment, we confirmed that the proposed method improved the recall rate by 19% and the precision rate by 25%.

キーワード：ケースメソッド, 議論構造グラフ作成, カスケード型 SVM
(Case method, Diagramming discussion, Cascade SVM)

1. はじめに

本稿では、文章化された事例 (ケース) を学習者が読み、学習者が問題点や対策を議論することで、問題解決能力を向上させるケースメソッドを対象とする [1] [2]。ケースメソッドの議論において、学習者は事例中の問題点を 1 つ取り上げ、取り上げた問題点について発言する。しかし、目的と異なる議論がなされたり、議論が滞ることがある。指導者は議論に中立的立場で介入し、議論している問題点と発言内容の対応を確認したり、新たな発言を学習者に促したりするファシリテーションを行う。

ファシリテーションの一手法として、学習者が現在の議論の状況を直感的に認識するために、議論構造をグラフ化して整理する可視化手法が用いられる [3] [4]。学習者はファシリテータの作成するグラフを見て、議論が尽くされていない問題点に気づき、さらに議論を進める。しかし、一般に指導者の数は、学習者の数に対して不足しており、指導者のファシリテーションを、学習者は常に受けることができない。そこで、ケースメソッドによる学習機会を拡大するため、指導者不在でも議論構造グラフを自動で可視化し、議論内容の把握を支援することを本研究の目的とする。

従来、対面式会議において議論中に取得した映像・音声情報やテキスト情報、議論構造などのデータをリアルタイムに可視化することにより、現在行われている議論の流れを把握するための仕組みが提案されている [5]。議論構造は、議論に参加している書記係または発言者本人が逐次更新するため、本研究の目的である議論構造グラフの自動作成は行われていない。また、議事録を対象として、機械学習により発言間の関連を決定し、議論構造グラフを自動で作成する手法が提案されている [6]。しかし、議論終了後の議事録を対象とした手法を、議論中の議論構造グラフの作成に用いることはできない。

本研究では、指導者によって正しいリンクが与えられている、過去の議論構造グラフを用いて、自動で正しいリンクを特定する方式を提案する。

2. 議論構造グラフ作成システム

〈2•1〉 システムの概要 本システムでは、各人の発言をノードとし、ある発言に対しての賛成、反論、提案、回答等、関係する発言をリンクで結んだ議論構造グラフを作成する。ケースメソッド学習では、1 回の議論で複数の問題点が提起され、問題点ごとに対策が議論される。学習者が、新たな問題点に着目するとき、これまでの意見とは別の観点で意見を述べることが多く、新たな議論構造グラフが作成されることが多い。学習者による複数の議論構造グラフの閲覧を支援するため、図 1 に示す議論構造グラフの

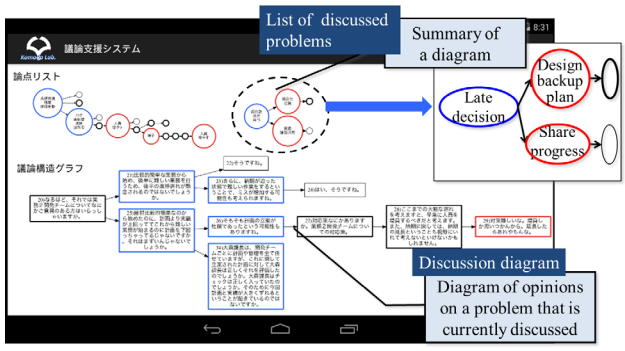

図 1 議論構造グラフ提示画面
Fig. 1. User interface of discussion diagram.

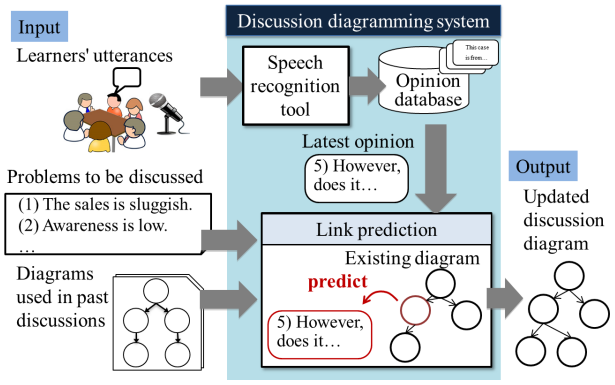

図 2　議論構造グラフ作成システム

Fig. 2.　Graph representation of the discussion structure.

提示画面を設計した。図 1 の画面上部では、議論中に作成された議論構造グラフの要約が一覧で表示されている。画面下部では、現在議論している議論構造グラフが表示されている。ノード間のリンクは自動で決定され、要約は自動で生成される。また、問題点に関する意見を表すノードが青色、対策に関する意見を表すノードが赤色で示される。本稿では、ノード間のリンクを自動で決定し、議論構造グラフを作成するシステムについて述べる。

議論構造グラフ作成システムの概要を図 2 に示す [7] [8]。本システムへの入力は、学習者の発言であり、システムに接続されたマイクによってシステムに取り込まれる。音声として取り込まれる発言に対して、音声認識技術を適用し、発言を文章に変換する。音声認識は、Android に付属の機能である RecognizerIntent を使用する [9]。音声認識によって文章化された発言は発言データベースに格納される。次に、入力された発言とリンクする発言を特定し、発言の間にリンクを与えて、議論構造グラフを作成して出力する。指導者は、過去の議論や回答例にもとづいて、経験的に議論構造のグラフ化を行っている [10]。そこで、過去の議論の議論構造グラフと、指導者が作成した回答例を利用してリンクを特定することを本研究の目的とする。

〈2･2〉 研究課題　従来の議論構造グラフ作成方式の概要とその課題について図 3 に示す。従来の議論構造グラフ作成方式では、互いに関係する発言が多くの共通の単語

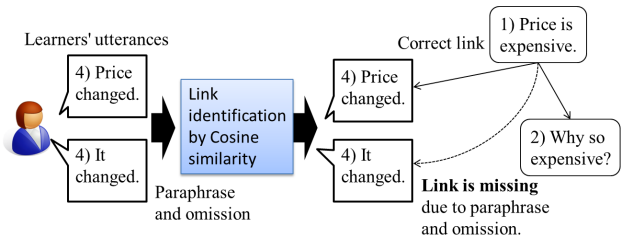

図 3　コサイン類似度にもとづくリンク先特定

Fig. 3.　Link identification based on Cosine similarity.

を含む傾向があることに着目し、発言内の単語出現頻度から発言の単語ベクトルを生成し、単語ベクトル間のコサイン類似度が閾値より大きければリンクを生成する [11]。しかし図 3 に示すように、対面での議論では、学習者が互いに認識している内容については、省略して発言することが多い。また、自分が理解していることを示したり、相手の内容を確認したりするために、同じ意味の内容を別の表現で言い換えたりすることがある。発言の一部が省略・言い換えされる場合、関係のある発言同士であっても、コサイン類似度が低くなってしまう。結果として、コサイン類似度が閾値未満となり、発言間のリンクが生成されないことがある [12]。

〈2･3〉 議論の過程に応じたリンク特定　議論構造グラフを作成する際は、議論の過程に応じて発言間のリンクが特定される。議論の過程と議論構造グラフの関係を図 4 に示す。図 4 に示すように、議論の過程には、問題提起、議論の深化、分岐に関する発言がある。議論の過程に応じたリンクは、以下のように与えられる。

- 問題提起: 新規の問題提起は、議論の始まりとなる発言で、現在の議論で既出の発言 (以降、単に既出の発言と呼ぶ) とリンクさせない。問題提起の派生は、既出の問題提起に関係し、その発言とリンクさせる。
- 議論の深化: 直前の発言に対する分析、回答、補足等であり、直前の発言とリンクさせる。
- 議論の分岐: 直前の発言より前に既出の発言に対し、別の観点からの発言を行い、互いにリンクさせる。

本研究では、過去の議論において指導者によって正しいリンクが与えられている、議論構造グラフの発言 (以降、単に過去の発言と呼ぶ) を用いて、議論の各過程を特定する SVM(Support Vector Machine) [13] を学習する。入力された発言を学習した SVM で分類し、議論の過程を特定することにより、リンクを特定する。

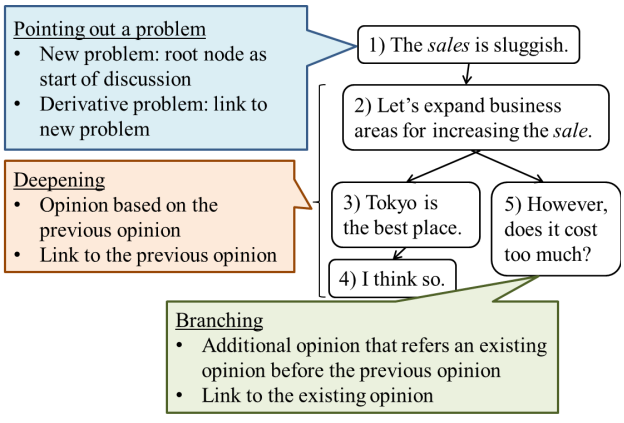

図 4　議論の過程と議論構造グラフの関係

Fig. 4.　Relationship between discussion process and discussion diagram

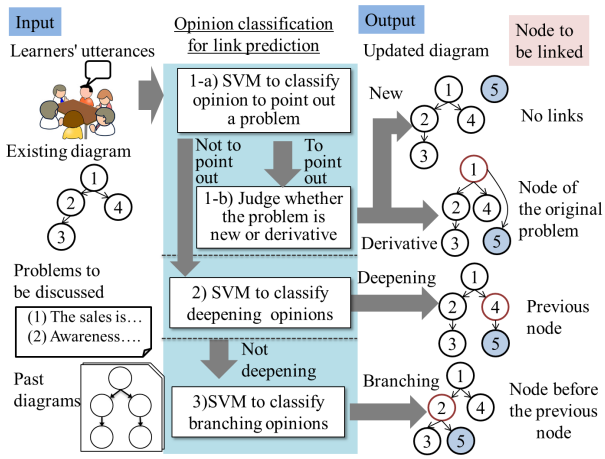

図 5　議論構造グラフ作成方式の概要

Fig. 5.　Outline of discussion diagramming method

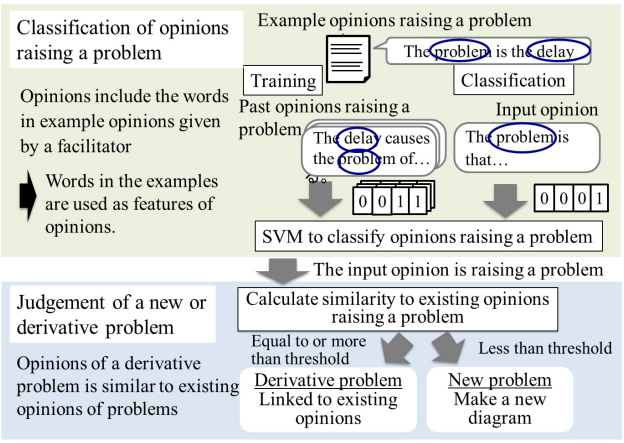

図 6　問題提起に関する発言の特定

Fig. 6.　Identification of opinions raising a problem

3.　議論構造グラフ作成方式

〈3・1〉　議論構造グラフ作成方式の概要　議論構造グラフ作成方式の概要を図 5 に示す。提案方式では、入力された学習者の発言を分類し、議論の過程に応じて既出の発言とのリンクを特定する。同じ内容の問題提起と、そこから議論が深化する発言はそれぞれ類似するため、過去の発言を用いて精度良く分類できる。一方で、議論が分岐する発言は、学習者独自の観点を含むため、過去の発言と異なり、精度良く分類できない。そこで、問題提起、深化、分岐の発言を分類する各 SVM を構築し、精度の良い SVM から順に適用するカスケード型 SVM によって発言を分類する [14]。また、各 SVM を学習する際には、指導者が経験的な知識として用いる、過去の議論構造グラフと指導者が作成した回答例を用いる。

〈3・2〉　問題提起に関する発言の特定　問題提起に関する発言の特定方式を図 6 に示す。問題提起の発言は、指導者が示した問題提起の回答例と同じ単語を含む。そこで、回答例の問題提起に関する単語を素性とする特徴ベクトルを、過去の問題提起の発言から作成し、SVM を学習する。学習した SVM を用いて入力した発言が問題提起か否かを判定する。

入力した発言が問題提起の発言と判定された場合、新規の問題提起か既出の問題提起からの派生かを判定する。問題提起からの派生は、既出の問題提起と同じ内容について言及するため類似するという傾向がある。そこで、既出の問題提起とのコサイン類似度を算出し、類似度にもとづいて判定する。コサイン類似度が閾値未満ならば、新規の問題提起と判定して既出の発言とリンクさせず、新規グラフを作成する。閾値以上なら、既出の問題提起からの派生と判定して派生元とリンクさせる。

〈3・3〉　深化に関する発言の特定　深化および分岐に関する発言の特定方式を図 7 に示す。リンクする発言のペアにおいて、議論対象の単語が共起する傾向がある。そこ

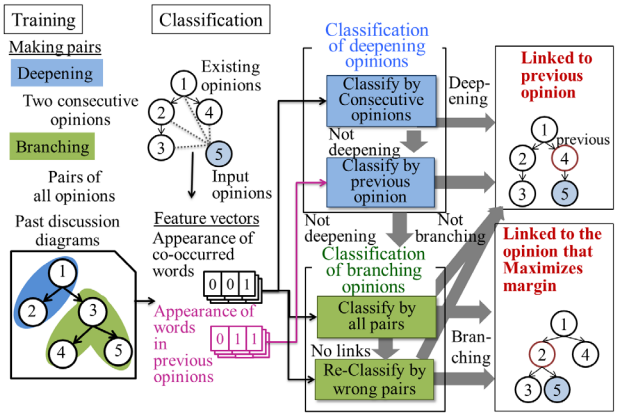

図 7　深化および分岐に関する発言の特定

Fig. 7.　Identification of deepening and branching opinions

で、過去の発言から作成したペアで共起する単語に着目し、入力された発言のリンクを特定する。深化に関する発言は、直前の発言とリンクするため、過去の連続する 2 つの発言をペアとして作成し、互いの発言に共起する単語の有無を特徴ベクトル、深化の発言か否かをクラスとして、SVM を学習する。入力した発言と直前の発言とのペアに対し、SVM で深化の発言か否かを判定する。

しかし、発言の一部が省略や言い換えされることにより、共起単語が無い場合は、共起単語にもとづく SVM で、深化の発言を特定できない。そこで、過去の発言を、学習した共起単語にもとづく SVM で分類する。正しく判定できなかった過去の発言を対象に、直前の発言の単語ベクトルのみを特徴ベクトルとして、新たに SVM を学習することで、省略や言い換えのある発言のリンクを特定する。深化でないと判定された入力発言に対して、その直前の発言とペアを作成し、新たに学習した SVM で再判定する。2 種類の SVM によって深化であると判定された発言は、直前の発言とリンクさせる。

〈3•4〉 分岐に関する発言の特定　図 7 に示したように、直前とリンクせず、深化でないと判定された発言に対し、分岐に関する発言かどうかを判定する。分岐の発言は、どの既出の発言とリンクするか不明なため、過去の全ての発言を組み合わせて発言のペアを作成し、互いの発言に共起する単語の有無を特徴ベクトル、リンクの有無をクラスとして SVM を学習する。入力した発言と、既出の発言とのペアに対し、リンクの有無を判定する。リンクすると判定された発言のうち、分類面からの距離を信頼度として、距離が最大となる発言を、分岐の発言と特定し、リンクさせる。

しかし、いずれの発言ともリンクが無いと判定される場合がある。全ての発言は必ずリンクを有するため、このような判定を誤りとみなせる。そこで、過去の発言を、学習した共起単語にもとづく SVM で分類する。いずれの発言ともリンク無しと判定した過去の発言を対象に、共起する単語の有無を特徴ベクトルとして、新たに SVM を学習する。いずれの発言ともリンクしないと判定された入力発言に対して、新たに学習した SVM を用いて再判定する。ここで、分岐の発言でないと判定された場合は、対面の議論ではほとんどの発言が直前の発言とリンクすることから、直前の発言とリンクさせる。

4. 評価実験

〈4•1〉 実験環境　実際にケースメソッド学習で利用されている、2 つのケースを対象として、議論構造グラフを作成する実験を行った。

- ケース 1:プロジェクトマネジメントに関するケース
  プロジェクト進行中に、追加作業による遅延が生じた場合における、プロジェクトマネージャの判断を問うケース
- ケース 2:酒造会社の企業戦略に関するケース
  設立当初の酒造会社が、大企業のブランドや価格面での競争に対抗するための販売戦略を問うケース

各ケースについて、3 名からなる 3 つのグループが議論し、計 6 グループの議論で得られた学習者の発言を実験に用いた。各グループの発言数ならびに作成すべき議論構造グラフの数を表 1 に示す。

提案方式の有効性を評価するため、全て直前の発言にリンクさせる方式 (Prev.)、コサイン類似度による従来方式 (Sim.)、共起単語にもとづく SVM のみで分類する方式 (Pair.)、提案方式において問題提起の特定を含まない方式 (w/o prob.)、提案方式 (Prop.) を適用し、リンクを特定する。SVM を用いる方式では、各ケースの 2 グループの発言を学習データ、1 グループの発言をテストデータとして議論構造グラフを作成し、テストデータを変えて全てのグループで実験を行った。最終的に作成される議論構造グラフにおいて、ノード間に正しいリンクが与えられているかどうかを、以下の再現率 (Recall rate)、適合率 (Precision rate) で評価する。また、正しく特定されたリンクの数 $N_{correct}$、正しい特定できなかったリンクの数 $N_{missing}$、リンク先の誤っているリンク数 N_{wrong} は、指導者が作成された議論構造グラフを見てカウントした。

$$\text{Recall rate} = \frac{N_{correct}}{N_{correct} + N_{missing}} \quad (1)$$

$$\text{Precision rate} = \frac{N_{correct}}{N_{correct} + N_{wrong}} \quad (2)$$

表 1　意見ならびに議論構造グラフの数
Table 1.　The number of opinions and diagrams

Case	Case 1			Case 2		
Group	A	B	C	D	E	F
The number of opinions	65	50	50	54	59	59
The number of diagrams	6	7	6	4	4	4

〈4•2〉 提案方式の評価　グループの全ての発言に対して各方式を適用したときの、リンクの再現率と適合率の平均値をケースごとに図 8 に示す。また、深化・分岐に関する発言のリンク特定の平均の再現率と適合率についても評価した。両ケースについて、深化に関する発言の特定についての評価を図 9 に、分岐に関する発言の特定についての評価を図 10 に示す。

全発言のリンク特定では、提案方式により、平均の再現率と適合率が、従来方式と比較してケース 1 はそれぞれ 22%と 31%、ケース 2 はそれぞれ 15%と 18%改善した。深化に関

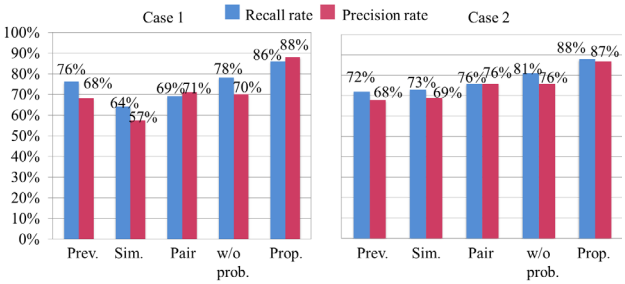

図 8　全発言のリンク特定の評価
Fig. 8.　Evaluation of identification of all opinions

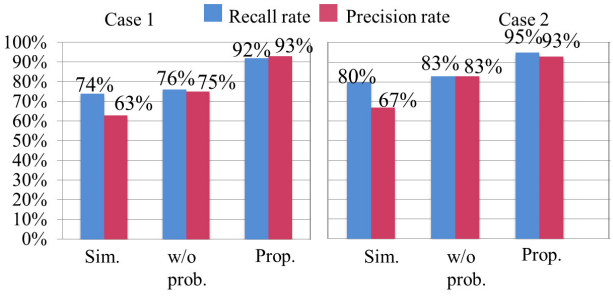

図 9　深化に関する発言の特定の評価
Fig. 9.　Evaluation of identification of deepening opinions

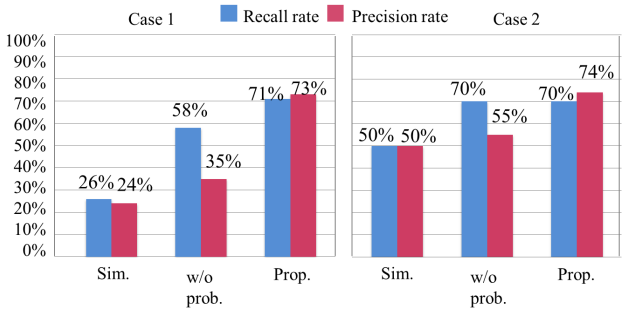

図 10　分岐に関する発言の特定の評価
Fig. 10.　Evaluation of identification of branching opinions

する発言のリンク特定では、提案方式によって、平均の再現率と適合率が、従来方式と比較してケース 1 はそれぞれ 18%と 30%、ケース 2 はそれぞれ 15%と 26%改善した。分岐に関する発言のリンク特定では、提案方式によって、平均の再現率と適合率が、従来方式と比較してケース 1 はそれぞれ 45%と 49%、ケース 2 はそれぞれ 20%と 24%改善した。提案方式で問題提起の特定を含まない方式と比較しても、各結果で再現率と適合率が改善されたことから、議論の過程を特定する各 SVM を精度の良い順に適用することにより、全発言のリンク特定精度が改善した。

図 9 が示すように、ケース 1 の分岐に関する発言のリンク特定では、従来方式と比較して、提案方式により著しく精度が改善した。ケース 1 では、省略や言い換えのある発言が多かったため、従来方式では、誤ってリンクが特定された発言が多かった。これに対し、提案手法では省略や言い換えのある発言ペアを再判定する SVM により、正しくリンクが特定できた。例えば、ケース 1 において「2ヶ月間進捗を確認しなかったのは良くない。」といった発言に対し、「毎週やった方が良いと思う。」といった発言が入力された場合、「進捗の把握を」という内容が省略されている。従来方式では、関係のある発言と類似した単語を含まず、コサイン類似度が低くなり、正しいリンクが特定できない。しかし提案方式では、このような発言に対して正しくリンクを特定できた。

5. 結　論

本稿では、ケースメソッド学習において自動で議論構造グラフを作成し、学習者へ提示するシステムについて述べた。入力された発言に対して、関係のある発言を特定し、正しくリンクを生成することが必要である。提案方式では、過去の議論の発言と指導者の回答例を用いて、議論の各過程を特定する SVM を学習し、分類精度の良い順に SVM を適用するカスケード型 SVM により発言を分類した。問題提起に関する発言については、発言間のコサイン類似度を用いて、新規・派生の判定を行った。議論の深化・分岐に関する発言については、省略や言い換えによって共起単語にもとづく SVM では分類できない発言に対し、再判定を行った。評価実験では、ケースメソッド学習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ケース (ケース 1) と、酒造会社の企業戦略に関するケース (ケース 2) を用いて、各ケース 3 グループが議論し、両ケースの発言を用いた。提案方式により、従来方式と比較して、全発言のリンク先特定の平均の再現率と適合率が、ケース 1 はそれぞれ 22% と 31% 、ケース 2 はそれぞれ 15% と 18% 向上したことから、提案方式の有効性を示した。

今後は、学習者が議論の進行状況を俯瞰的に確認できるようにするため、既存の議論構造グラフを要約する機能、問題点や対策に関する意見を判別して強調表示する機能を開発する予定である。

謝　辞　本研究は JSPS 科研費 (25730205) の助成を受けたものである。

参考文献

（1） 高木晴夫，加藤尚子，“経営能力の育成に向けて: ケースメソッドの果たす役割とその教育方法,” 経営情報学会誌, vol.12，no.1，pp.79–84，2003.
（2） L.B. Barnes, C.R. Christensen, and A.J. Hansen, Teaching and the Case Method: Text, Cases, and Readings, Harvard Business School Press, Boston, MA, USA, 1994.
（3） 堀公俊，問題解決ファシリテーター:ファシリテーション能力養成講座，東洋経済新報社，2003.
（4） A. Okada, S.B. Shum, and T. Sherborne, Knowledge Cartography: Software Tools and Mapping Techniques, Springer, Heidelberg, Germany, 2014.
（5） 土田貴裕，大平茂輝，長尾確，“対面式会議コンテンツの作成と議論中におけるメタデータの可視化,” 情報処理学会論文誌，vol.51，no.2，pp.404–416，2010.
（6） A. Balali, H. Faili, and M. Asadpour, “A supervised approach to predict the hierarchical structure of conversation threads for comments,” The Scientific World Journal, vol.2014, 2014.
（7） 久兼大知，鮫島正樹，“ケースメソッド学習における議論構造可視化システム,” 電気学会 情報システム研究会, IS-13-59，pp.87–91，2013.
（8） D. Hisakane, and M. Samejima, “A visualization system of discussion structure in case method learning,” in Proceedings of International Conference on Knowledge Management & Information Sharing (KMIS 2014), pp.119–125, 2014.
（9） RecognizerIntent, http://developer.android.com/reference/android/speech/RecognizerIntent.html (Accessed on April 30, 2015).
（10） 竹内伸一，高木晴夫，ケースメソッド教授法入門: 理論・技法・演習・ココロ，慶應義塾大学出版会，2010.
（11） 松村真宏，加藤優，大澤幸生，石塚満，“議論構造の可視化による論点の発見と理解,” 日本ファジィ学会誌，vol.15，no.5，pp.554–564，2003.
（12） 久兼大知，鮫島正樹，“ケースメソッド支援のための議論構造グラフ作成手法,” 電気学会 情報システム研究会, IS-14-037，pp.41–46，2014.

(13) B.E. Boser, I.M. Guyon, and V.N. Vapnik, “A training algorithm for optimal margin classifiers,” Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory, pp.144–152ACM, 1992.
(14) H.P. Graf, E. Cosatto, L. Bottou, I. Dourdanovic, and V. Vapnik, “Parallel support vector machines: The cascade SVM,” Advances in neural information processing systems, pp.521–528, 2004.