

講義再現システムにおけるスライド重要度抽出

Extracting Importance of Slides in a Lecture Review System

山田 博文
Hirobumi Yamada

豊橋技術科学大学マルチメディアセンター
Multimedia Center, Toyohashi University of Technology
yamada@vox.tutkie.tut.ac.jp

松田 和彦*
Kazuhiko Matsuda

豊橋技術科学大学大学院工学研究科
Graduate School of Engineering, Toyohashi University of Technology
matsuda@vox.tutkie.tut.ac.jp

田口 亮
Ryo Taguchi

(同 上)
taguchi@vox.tutkie.tut.ac.jp

桂田 浩一
Kouichi Katsurada

(同 上)
katurada@vox.tutkie.tut.ac.jp

小林 聡
Satoshi Kobayashi

豊橋技術科学大学情報処理センター
Computer Center, Toyohashi University of Technology
skoba@vox.tutkie.tut.ac.jp

新田 恒雄
Tsuneo Nitta

豊橋技術科学大学大学院工学研究科
Graduate School of Engineering, Toyohashi University of Technology
nitta@tutkie.tut.ac.jp, <http://www.vox.tutkie.tut.ac.jp/>

keywords: lecture review system, importance of slides, extraction of importance, nonlinguistic information

Summary

This paper describes a method for extracting importance of slides in a lecture review system. We introduce "index of importance" to quantitatively evaluate importance of slides. The index of importance is subjective evaluation value that is attached to each slide by lecturers. Firstly, the lecture review system extracts the index of importance of the slide by using a multi-layer neural network (MLN). In a MLN learning process, eight types of nonlinguistic informations, such as the presentation time of the slide, are used as inputs and the index of importance given by lecturers are set as outputs. Secondly, the index of importance is modified by using the other MLN which has two types of inputs; one is the index of importance and the other is similarities between the slide and adjacent slides. The similarities are calculated with key-word vectors extracted by linguistic informations in slides. The experimental results showed that the index of importance extracted by the system is highly correlated with the index attached by lecturers. As a result, the lecture review system with the proposed extraction method can properly detect key slides and helps students to learn the contents of a lecture effectively.

1. はじめに

情報通信技術の発達に伴い、近年、教育分野においてもコンピュータの有効活用が求められている。このような背景からコンピュータを用いた講義支援システムの研究が盛んである [吉野 98, Harasim 99]。

講義にコンピュータを導入する利点の一つは、様々なデジタルメディアからなる講義データを記録・蓄積することが容易になることである。デジタル記録から講義を再現できれば、学生は自習や復習を効率良く行なうことができるであろう。このような考えを背景に、講義再現システムに関する研究が盛んになりつつある。

先行研究としては eClass [Abord 99] や VIEW Classroom [Katayama 99] などがある。これらの研究では教師の発言や板書、講義資料などの講義情報を記録し、それらを同期して再現することにより、学生の復習を手助けすることを目指している。さらに、VIEW Classroom では、文字列検索、マウスからの書き込み箇所検索など、多様な検索機能を提供している。検索機能を利用すれば、一度授業を受けた学生は、必要な部分だけを効率良く復習することができる。しかし、授業に出席できなかった学生にとっては、講義の筋道を理解するため、通して聞いた後でないと、検索機能は使い難い。

我々は教師が学生に対して重点を置いて講義を行なった箇所、即ち重要な講義スライドをシステムが自動的に見

* 現在、住商情報システム株式会社

つけ、学生に提示する方法を検討している [山田 01a, 松田 01]。このような機能が実現できるなら、出席できなかった学生も、重要箇所に沿って講義全体を効率良く学習できる。また、授業を受けた学生も、重要箇所をチェックしながら、見落とした重要箇所を再確認することができる。

我々が重要箇所の検出に着目したのは、様々な講義目的の中で、「教師と学生が言語および非言語を介して対話し、最終的に学生が重要な事柄を理解すること」が、講義では最も大切であると考えたためである。講義目的をこの点に絞ると、講義中、「教師は重要な箇所が学生に伝わるように力を注ぎ、また学生は重要な箇所か否かを判断しつつ、重要な箇所ではその内容を理解しようと注意を集中している」という図式を描くことができる。この際、言語というモダリティ(スライド、板書、音声など)と共に、非言語に属する様々なモダリティ(ポインティング等のジェスチャ、音声の韻律情報、時間配分など)を駆使して、「重要性」は授受されると考えられる。

「重要性」は教師から学生に伝わり、かつ「重要性」は学習の中で大きな役割を果たす。そこで、「重要性」を担う情報に着目し、これらを抽出することで、講義スライドごとの重要度が得られないかというのが本論文の主題である。本研究では、教師が講義スライドに付した重要性に対する主観評価値を重要度と定義し、講義スライドの重要度を非言語情報から抽出する。続いて、講義コンテンツ中の言語情報から求めたスライド間の関連度を用いて、重要度の抽出精度を上げることを試みる。本文では、2章で講義再現システムの概要、3章で非言語情報を用いた講義スライドの重要度抽出法と実験結果、4章で講義コンテンツ中の言語情報を用いた重要度補正法と実験結果を述べ、5章で本論文で得られた知見をまとめる。

2. 講義再現システム

講義再現システムは、複数枚の講義スライドからなる講義コンテンツと、講義システム [山田 01b, 大谷 01] から得たポインタ軌跡、教師音声などからなる講義履歴を元に講義を再現する。講義スライドは文字や図からなる HTML ファイルであり、複数枚の講義スライドを集めたものを、ここでは講義コンテンツと呼ぶ。講義再現システムの画面例を図 1 に示す。図の中央は講義スライドである。講義再現システムは、講義スライドを表示すると共に、音声を同期して再生する。再生時には、ポインタ位置と講義スライドへのデジタルインク書き込みについても、講義スライドおよび音声と同期して表示することができる。

図の左端はコントロール部である。コントロール部では、縦方向を時間軸にとり、講義スライドのタイトルと重要度を表示している。ここでは重要度を記号で表し、「非常に重要」を◎、「重要」を○、「やや重要」を△、「重要で

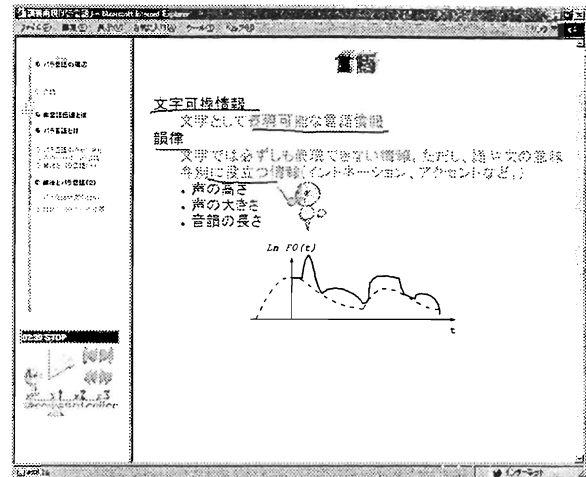


図 1 講義再現システムの画面例

ない」を×としている。また、講義スライドのタイトルを重要度に応じて色分けしている。◎を赤、○を茶、△を橙、×を灰とし、重要度が高いものほど目立つ配色にした。これにより学生は重要な講義スライドを容易に判別することができる。講義スライドのタイトルは、その講義スライドへのリンクとなっているので、重要度の高い講義スライドのみ順に再生するといったことができる。また、再生速度をコントロールすることができる。再生速度自動調節機能では、重要度が低いスライドほど速い速度で再生する。これにより、学習時間を短縮できる。

3. 非言語情報を用いた講義スライドの重要度抽出

3.1 講義スライドの重要度

ここでは、教師が各講義スライドに付ける重要性に対する主観評価結果を重要度として採用する。重要度は以下の4段階に分かれている。

- 「非常に重要」
- 「重要」
- 「やや重要」
- 「重要でない」

今回の実験では、講義ごとに相対的な4段階評価を行なった。例えば16枚の講義スライドがあると、教師は各講義スライドに優先順位を付け、4枚が「非常に重要」、4枚が「重要」、4枚が「やや重要」、4枚が「重要でない」というように、それぞれの評価を均等に割り当てる。16枚全てが「非常に重要」などといった割り当てはしないよう、教師に対してあらかじめ指示を行なった。

3.2 重要度抽出へのアプローチ

講義スライドの重要度に影響を与えると考えられる要素を表 1 に示す。要素には、講義コンテンツ中のものと、講義を行なうことによって付加される(講義履歴から得

表 1 重要度に影響を与える要素

	講義コンテンツ	講義履歴
言語情報	講義スライド中の文字情報	教師の発話内容, デジタルインクで書込んだ文字情報
非言語情報	講義コンテンツの構造, 表示のアクセントなど	講義スライドの表示時間, デジタルインクの描画量, 教師音声の韻律情報など

られる)ものがある。また、それぞれに対して言語情報と非言語情報がある。

教師は、通常、講義スライドの重要度を講義コンテンツの内容から決定していると考え、重要度に影響を与える要素として、講義コンテンツ中の言語情報を最初に挙げることができる。しかし、講義スライド中には一般の文書と比較して文字が少ないため、スライド中の文字だけで重要度を付与するのは困難である。次に、講義中に得られる教師発話中の言語情報が考えられる。例えば、同じ単語が繰り返し発話している箇所は、教師が生徒にその単語を強く印象付ける意図があると推定できよう。しかし、現状の音声認識装置は、対象分野ごとに多量のコーパスを必要とすることから、高い精度を見込めない。三つ目に、講義コンテンツ中の非言語情報(文字の大きさや色などの表示のアクセント)が考えられる。しかし、このような情報を利用するためには、利用者間で統一的な基準を設けるが必要になる。そこで本論文では、より扱い易く重要性に関係するデータとして、まず、講義履歴中の非言語情報(講義スライド1枚の説明にかかった時間、デジタルインクの描画量など)を用いて、スライドごとの重要度を抽出することを試みる。

3.3 非言語情報を用いた重要度抽出処理の流れ

非言語情報を用いた重要度抽出処理の流れを図2に示す。講義履歴データから抽出された非言語情報は、データごとに正規化処理を施された後、重要度抽出MLN (Multi-Layer Neural network) を用いて講義スライドごとに重要度が計算される。MLNの出力は、量子化処理の後、4段階の重要度として出力される。以下に処理の詳細を述べる。

3.4 非言語情報の抽出と正規化処理

ポインタの位置や教師音声などの講義履歴を収集し、以下の8項目からなる非言語情報を講義スライドごとに求めた。

- (1) 講義スライド表示時間
- (2) ポインタ移動量
- (3) デジタルインク描画量
- (4) 音声パワーの平均
- (5) 音声パワーの分散
- (6) 音声のピッチの平均
- (7) 音声のピッチの分散



図 2 非言語情報を用いた重要度抽出処理の流れ

(8) 発話時間

以上の非言語情報を採用した理由、および抽出方法と正規化処理法を説明する。

§ 1 講義スライド表示時間

講義スライドの表示時間長を求める。表示時間を採用した理由は、説明に時間を掛けた講義スライドほど、教師が重要だと考えている可能性が高いと判断したためである。システムは、各スライドの切り替わりの時間を記録しており、これから各表示時間を算出した後、表示時間が最大のスライドを基準(1.0)に、各スライドの相対値を求めた。

§ 2 ポインタ移動量

講義スライド表示中に、どれだけポインタが動いたかを求める。ポインティング、サークリングなどが多用されたスライドは、強調したい文や図などが多いためと考えたからである。移動量は次のように求めた。各スライドの中でポインタ位置を記録しておき、移動距離を算出した後、最大移動量を与えた講義スライドを基準に、スライドごとの相対値を計算した。なお、ポインタ移動量は、後述するデジタルインク描画量を含まない。

§ 3 デジタルインク描画量

講義スライド表示中に、どれだけデジタルインクによる書き込みが行なわれたかを求める。デジタルインクによる書き込みが多用されるスライドは、補足説明や強調などの詳しい説明が多いと考えた。描画量の計算方法は以下の通りである。各スライドの中でデジタルインクモードが ON の状態で、ポインタが移動した量(=描画量)を算出した後、最大描画量を与えたスライドを基準に相対値を求めた。

§ 4 音声パワー

教師音声のパワーを求める。重要な講義スライドの説明時には、教師が力を込め説明するなど、通常時と比べて声量と変化が大きいのではないかと考え採用した。まず、スライドごとに、音声パワーの平均・分散を求める。具体的には、時刻 n における音声 $x(n)$ に対して、式(1)からパワー P を計算した(サンプリング周波数 $f_s=16kHz$)。

N はパワーの計算区間を示し、今回の実験では 20msec とした。

$$P = 10 \log_{10} \left\{ \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x^2(n) \right\} \quad (1)$$

P は 10msec ごとに求めている。一定の閾値を超える区間を発話区間とし、区間内のパワー P の平均と分散を求めた。これまでと同様、全スライド中の最大値を基準に正規化した値を使用した。

§5 音声のピッチ

教師音声のピッチ (基本周波数) を求める。音声のパワーと同様、重要な講義スライドの説明時には、強調目的から通常時と比べてピッチが変化し、その幅も大きくなると考えた。スライドごとにピッチの平均・分散を求める。ピッチ抽出法には、自己相関計算を簡略化した AMDF (Average Magnitude Difference Function) 法を用いた。AMDF を $D(m)$ とおくと、 $D(m)$ は式 (2) で表される。式中 N は区間、 m は周期を表す。 m を区間内で変化させた時、 $D(m)$ の極小値を与える m をピッチとして抽出する。今回の実験では $N=20\text{msec}$ の区間でピッチを求め、区間を 10msec ずつシフトしながらピッチ計算を繰り返した。

$$D(m) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} |x(n) - x(n-m)| \quad (2)$$

なお、ピッチ抽出の誤差変動を吸収するため、7 点中間値フィルタを用いて平滑化を行なった。また、これまでと同様、全スライド中の最大値を基準に、正規化した値を使用した。

§6 発話時間

講義スライド表示中に、どれだけ教師が発話していたかを求める。発話時間の長いスライドは、先に述べた講義スライド表示時間と同様、教師が重要であると考えている可能性が高い。発話時間は以下のように求めた。まず 3・4 節 §4 に述べた方法により音声パワーを求め、次に一定の閾値を越える区間長の総和を発話区間として算出する。発話時間が最大のスライドを基準に相対値を求めた。

3・5 非言語情報を用いたスライドごとの重要度抽出

重要度抽出には MLN を用いた。MLN は 4 層から成り、各層は図 3 に示すように 8, 16, 8, 1 のユニットを持つ。学習段階では、正規化した八つの非言語情報を入力信号とし、教師が付けた重要度を教師信号とした。重要度は「非常に重要」が 1, 「重要」が 2/3, 「やや重要」が 1/3, 「重要でない」が 0 と数値化したものを用いた。MLN の学習は誤差逆伝播法を用いた。学習により、ネットワーク中の重み係数は、出力が教師の付けた重要度に近づくよう修正を受ける。学習後、正規化した八つの非言語情報を入力層に与えると、出力層は 0 から 1 の範囲の値を返す。

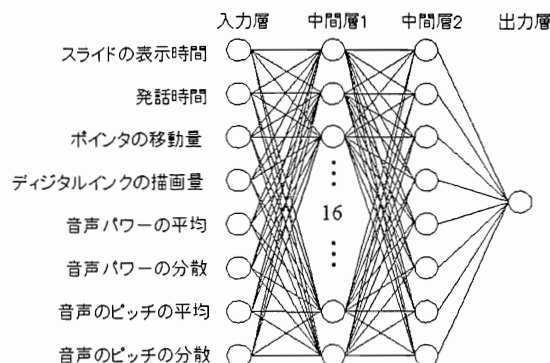


図 3 非言語情報を用いた重要度抽出 MLN の構成

3・6 量子化処理

学習が終わった MLN を講義再現システムに組み込み、重要度を抽出する。重要度は MLN の出力値を 4 段階に量子化して用いる。具体的には、講義セットごとに全スライドに対する出力層の値を求め、最小値から最大値までの区間を 4 等分した後、値が大きい区間から、「非常に重要」、「重要」、「やや重要」、「重要でない」と割り振った。以下では簡単のため、量子化処理後の重要度を「MLN が抽出した重要度」と呼ぶ。

3・7 実験と考察

§1 実験データ

講義スライド合計 69 枚からなる五つの工学系講義コンテンツ (最低 11 枚, 最高 17 枚) を作成した。講義を行なった教師は 7 名である。一つの講義コンテンツに対して 2 名以上の教師 (コンテンツ作成者を含む) が講義を行ない、履歴を取得した。収集した講義履歴データの総数は 24 個である。

§2 実験方法

非言語情報を用いた重要度抽出法の有効性を確かめるため、以下の実験を行なった。講義履歴データ 24 個を使用して、教師が付与した重要度と MLN が抽出した重要度との関係を調べた。MLN を学習・評価する際は、講義を行なった教師が付与した重要度を教師信号として使用した。評価方法は、一つの履歴データを評価に、残りの履歴データを学習に用いると共に、評価用データを順次入れ替えて実験を行なった (交差確認法)。

§3 結果と考察

(i) 非言語情報を用いた重要度抽出結果

非言語情報を用いた重要度抽出の実験結果を表 2 に示す。表は教師が付与した重要度と、MLN が抽出した重要度との関係を表している。縦軸は教師が付与した重要度、横軸は MLN が抽出した重要度で、◎, ○, △, × はそ

表 2 非言語情報を用いた重要度抽出の結果

		MLN			
		◎	○	△	×
教師	◎	57	17	4	6
	○	37	19	13	15
	△	24	11	27	21
	×	7	4	8	54

順位相関係数: 0.55

再現率 (◎→◎): 68%

(◎→◎○): 88%

適合率 (◎→◎): 46%

(◎は「非常に重要」, ○は「重要」, △は「やや重要」, ×は「重要でない」を表す。これ以降の表でも同様)

それぞれ「非常に重要」「重要」「やや重要」「重要でない」を表している。例えば1行2列目の数字“17”は、教師が◎を付与した講義スライドのうちMLNが○を抽出した講義スライドの数である。表の左上から右下の対角線上が、教師とMLNの抽出した重要度が一致する場所であり、対角線から離れるほど一致しなかったことになる。

表の下に示した順位相関係数は、教師が付与した重要度と、MLNが抽出した重要度間の相関を示す。順位相関係数は、スピアマンの順位相関係数である。再現率(◎→◎)は教師が◎を付与した講義スライドに対して、MLNが◎を抽出した割合、再現率(◎→◎○)は教師が◎を付与した講義スライドに対して、MLNが◎または○を抽出した割合、適合率(◎→◎)はMLNが◎を抽出した講義スライドに対して、教師が◎を付与した割合を表す。ここでは、◎の再現率と適合率のみ記載する。学生が学習時に最重要スライドを見落とすと、講義内容が分からなくなることから、本研究では最重要スライドの抽出に着目しているためである。

表2の結果が示すように、◎に対する◎の再現率は68%、◎に対して◎か○を出力した再現率は88%と重要な講義スライドを高い率で検出することができた。また、順位相関係数は0.55であった。これらの結果から、八つの非言語情報を入力とするMLN出力は、講義スライドの重要度を判断する上で、有効な基準を与えていると言える。

(ii) 非言語情報が重要度に及ぼす影響

各非言語情報が重要度に及ぼす影響を調査した。まず、講義履歴データ24個を通して非言語情報ごとに平均値と最大値・最小値を求めた。次に、学習したMLNの八つの入力のうち、一つに最小値あるいは最大値を、残りの七つに平均値を入れ、重要度がどのように変化するかを調べた。

結果を図4に示す。デジタルインク描画量に最大値を入れた場合に重要度が最も高くなり、最小値を入れた場合に重要度は大きく低下した。また、音声パワーの分散に最小値を入れた場合に重要度が最も低くなった。こ

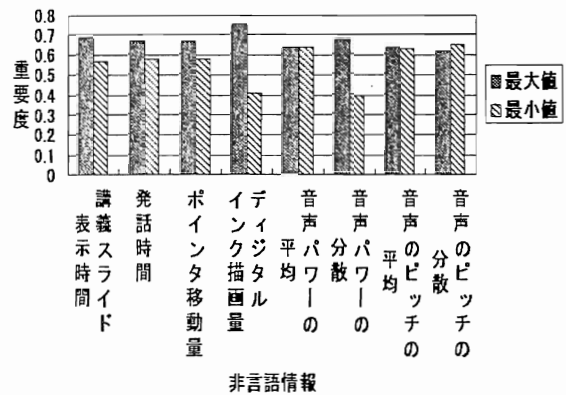


図 4 非言語情報が重要度に及ぼす影響

れらの事実から、以下のことを指摘できる。

- (1) 重要な講義スライドに対して、教師はデジタルインクを多用する。
- (2) 重要でない講義スライドの時、教師はデジタルインクをあまり使用せず、また音量の変化も少なくなる。

(iii) 教師が◎を付与した講義スライドに対する考察

教師が◎を付与した講義スライドに対して、MLNが×を抽出したスライドについて調査したところ、以下のような例がいくつか見られた。

- 箇条書きの講義スライドとそれに対する具体例を示した講義スライドがあり、教師は箇条書きの講義スライドに対して◎を付与していた。しかし、箇条書きの講義スライドでは、デジタルインクをあまり使用せず短時間で終わらせ、次の具体例の講義スライドで、デジタルインクを用い、時間を掛けて説明した。このため、MLNは教師が◎を付与した講義スライドから×を抽出した。

このように、関連する内容が複数スライドにまたがると、非言語情報のみで重要度を抽出することが、困難な場合がある。この解決策として、以下では講義コンテンツ中の言語情報を利用する方法を検討する。

4. 講義コンテンツ中の言語情報を用いた重要度補正

3・7節 § 3(iii) で述べたように、非言語情報のみによる重要度抽出法は、教師が「非常に重要」と評価した箇条書きの講義スライドに対して「重要でない」と評価した。一方、この時、具体例が書かれた隣接スライドを調べると、高い重要度を示す場合が多かった。このことは、隣接するスライドの重要度と、着目するスライド間の関連度を用いて、重要度を補正することの可能性を示している。以下では、講義コンテンツ中の言語情報からスライド間の関連度を定義し、これを求めることを検討する。

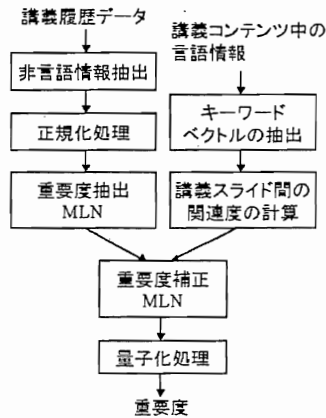


図 5 講義コンテンツ中の言語情報を用いた重要度補正処理の流れ

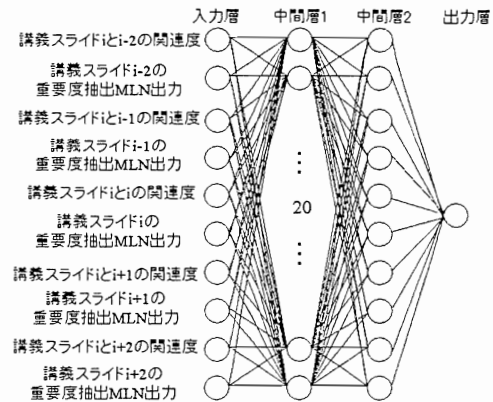


図 6 講義スライド間の関連度を用いた重要度補正 MLN の構成

4.1 講義コンテンツ中の言語情報を用いた重要度抽出処理の流れ

講義コンテンツ中の言語情報を用いた重要度抽出処理の流れを図 5 に示す。初めに、講義履歴データから非言語情報を抽出した後、重要度抽出 MLN を用いて重要度を抽出する。次に、講義コンテンツ中の言語情報から、後述するキーワードベクトルを抽出した後、スライド間の関連度を求める。続いて、非言語情報を元にして得た重要度 (重要度抽出 MLN の出力) とスライド間の関連度の二つの情報を重要度補正 MLN に入力する。この際、重要度を付与しようとするスライドと、隣接する前後 2 枚のスライドの情報 (重要度および関連度) を用いる。最後に重要度補正 MLN の出力に対して、量子化処理を施し、4 段階の値として最終的な重要度を得る。

4.2 講義スライド間の関連度

講義コンテンツ中の言語情報から講義スライド間の関連度を求める。以下にこの手順を示す。

- (1) 全スライド中の文を形態素解析して名詞を抜き出す。次に、複数のスライドで使われた名詞を抽出し、キーワードとする。今回の実験では 2 枚以上のスライドで使用された名詞をキーワードに採用した。
- (2) 講義スライドごとに、キーワードの有無 (有 1, 無 0) を要素とするキーワードベクトル $V = (V_1, V_2, \dots, V_k)$ を抽出する。k は全スライド中のキーワード総数である。ベクトル要素にはキーワードの頻度を用いることも多いが、今回は文字の少ないスライドを対象としているため、キーワードの有無を用いた。キーワードベクトルからスライド間関連度を次式から求める。

$$sim(V_i, V_j) = \frac{V_i \cdot V_j}{\|V_i\| \|V_j\|}$$

ここで、 $i(i = 1, 2, \dots, I)$ および $j(j = 1, 2, \dots, I)$ はスライドの番号を、 I はスライド枚数を表す。式中の (\cdot) は内積、また $\| \cdot \|$ はノルムである。

4.3 講義コンテンツ中の言語情報を用いた重要度の補正

講義コンテンツ中の言語情報から求めたスライド間関連度を用いて、非言語情報から求めたスライドごとの重要度を補正する。重要度の補正には MLN を用いた。MLN は 4 層から成り、各層は図 6 に示すように 10, 20, 10, 1 のユニットを持つ。図 6 の i は、重要度を補正しようとしているスライド (以下、着目スライドと呼ぶ) の番号である。学習段階では、入力信号として、着目スライドと前後 2 枚 (合計 5 枚) の重要度抽出 MLN 出力とスライド間の関連度を与えた。教師信号は、3.5 節で説明した教師が付与した重要度である。学習後、隣接する 5 枚の重要度抽出 MLN 出力と、スライド間の関連度を入力層に与えると、出力層は 0 から 1 の範囲の値を返す。なお、量子化処理は 3.6 節と同様である。

4.4 実験と考察

§1 実験データ

講義履歴データについては 3.7 節 §1 と同じである。ここでは、加えて講義コンテンツ (69 枚のスライド) 中の言語情報を使用する。

§2 実験方法

講義コンテンツ中の言語情報の有効性を確かめるため、以下の実験を行なった。全講義履歴データ 24 個に対して、重要度補正 MLN に通して得た講義スライド重要度と、教師が付与した重要度との関係を調べた。MLN の教師信号であるスライドの重要度は、3.7 節 §2 と同様、講義を行なった教師が個別に付与している。評価方法は交差確認法で行なった。

§3 結果と考察

(i) 講義コンテンツ中の言語情報を用いたことの効果

講義コンテンツ中の言語情報を用いた重要度抽出実験結果を表 3 に示す。非言語情報のみによる重要度抽出の実験結果 (表 2) と比較し、以下の効果が得られた。

- (1) ◎に対して◎か○を出力した再現率が 88% から 93% と 5% 向上した。特に、教師が◎を付与したス

表 3 講義コンテンツ中の言語情報を用いた重要度抽出結果

		MLN			
		◎	○	△	×
教師	◎	57	21	5	1
	○	39	27	14	4
	△	21	18	22	22
	×	2	3	22	46

順位相関係数: 0.65

再現率 (◎→◎): 68%

(◎→◎○): 93%

適合率 (◎→◎): 48%

ライドに対して、MLN が×を抽出したスライドの数が6から1と大幅に減少した。このことは、教師が「非常に重要」と評価したスライドに対して、非言語情報から求めた重要度が低い場合、提案の重要度補正法が効果的に働いたことを示している。

- (2) ◎に対する◎の適合率が46%から48%と2%向上した。特に、教師が×を付与したスライドに対して、MLN が◎を抽出したスライドの数が7から2と大きく減少した。すなわち、教師が「重要でない」と評価したスライドに対して、非言語情報から求めた重要度が高い場合、提案方法は重要度を下げる効果を持つ。

- (3) 順位相関係数が0.55から0.65へと大きく向上した。講義コンテンツ中の言語情報は、非言語情報のみから作成したMLNが出力する重要度を、教師の付与した重要度に近づける役割を果たしている。

- (ii) 教師が◎を付与した講義スライドに対する考察
教師が◎を付与した個々の講義スライドについて調べることにより、重要度補正の効果を考察した。

- (1) 非言語情報のみを用いた重要度抽出法が×を抽出し、言語情報を用いた重要度抽出法が高い重要度を抽出したスライドでは、隣接スライドの重要度が高く、かつそのスライドとの関連度も高いことが分かった。すなわち、非言語情報から求めた重要度が低くても、隣接スライドの重要度が高く、そのスライドと関連があれば、重要度を向上させることができる。

- (2) 講義コンテンツ中の言語情報を用いた重要度抽出法により重要度が下がった講義スライドでは、スライドのほとんどの部分を図が占めていた。キーワードが見つからないため、隣接したスライドとの関連度が低くなった結果であろう。すなわち、提案手法は周囲に関連するスライドが検出されない場合、重要度を低下させる傾向がある。この点については今後の検討課題である。

- (iii) ◎に対する◎の適合率が向上したことに対する考察
講義コンテンツ中の言語情報を用いた重要度抽出法により重要度が下がるスライドは、隣接スライドと関係がないスライドである。このようなスライドは教師が×を

表 4 語学系講義コンテンツによる実験結果

		MLN			
		◎	○	△	×
教師	◎	22	3	2	0
	○	16	7	4	0
	△	11	3	4	6
	×	2	4	7	11

順位相関係数:0.59

再現率 (◎→◎): 81%

(◎→◎○): 93%

適合率 (◎→◎): 43%

付けたスライドに多くみられる。このため、教師が×を付与したスライドに対して、MLN が◎を抽出したスライドの数を7から2と大きく減らすことができ、適合率が向上した。しかし、隣接スライドと関連がないスライドは、教師が○や△を付与したスライドには少ない。このため、教師が○や△を付与したスライドに対して、MLN が◎を抽出したスライドの数を大幅に下げる効果がなかったと考えられる。このことから、◎に対する◎の適合率が2%しか向上できなかった。

4.5 講義コンテンツの分野が異なることに対する方式の頑健性検討

講義コンテンツの分野が異なると、教師の講義スタイルが変わることが考えられる。すなわち、講義履歴から得られる非言語情報(デジタルインク描画量や発話時間等)に違いが現れることが考えられる。そこで、分野の異なる講義コンテンツに対して、重要度抽出結果が変化するかを調査した。コンテンツの分野の違いに対する頑健性が提案手法に認められれば、重要度抽出MLNと重要度補正MLNを新たに学習する必要がない。このことは、学習データ(講義スライド、および講義履歴データ)の少ない分野にとって、大きな意味を持つ。

§1 実験データ

実験データは4.4節§1で利用した工学系講義コンテンツおよび講義履歴データに加え、以下の語学系講義コンテンツとその講義履歴データを新たに作成して用いる。

合計30枚のスライドからなる二つの語学系講義コンテンツが作成された。講義は4名の教師によって行われ、総計7個の講義履歴データを収集した。

§2 実験方法

方式の頑健性を調べるために、工学系講義コンテンツで学習したMLNを用いて、語学系講義コンテンツ中の講義スライドの重要度を抽出した。

§3 結果と考察

語学系講義コンテンツに対する実験結果を表4に示す。工学系講義コンテンツによる結果(表3)では、順位相関係数が0.65、◎に対する◎の再現率が68%、◎に対して

◎か○を出力した再現率が 93%であったのに対して、評価データを語学系講義コンテンツとした場合、順位相関係数が 0.59, ◎に対する◎の再現率が 81%, ◎に対して◎か○を出力した再現率が 93%という結果を得た。まだ 2 種類の分野であるが、分野が異なる講義コンテンツに対しても再現率が高かったことから、提案手法は分野の違いに対して、非常に頑健であると言える。

5. ま と め

本論文では、講義における重要箇所に着目し、講義履歴から得られる非言語情報および講義コンテンツ中の言語情報を用いて、講義スライドの重要度を抽出することを試みた。重要度の抽出に当たっては、講義コンテンツ中の文字情報が必ずしも多くはないことを考慮して、講義履歴から得た非言語情報を MLN で統合する方法を最初に適用した。また、コンテンツ中の言語情報からスライド間の関連度を抽出し、隣接スライドの関連度を付加的に利用する方法についても提案した。評価実験から得た結論を以下にまとめる。

●非言語情報のみを適用した重要度抽出実験の結果から：

- (1) 教師が「非常に重要」と判断した講義スライドに対して、MLN が「非常に重要」もしくは「重要」を抽出した割合は 88%となり、重要度抽出法として有効な手法が得られた。
- (2) 重要な講義スライドでは、教師はデジタルインクを多用する傾向があると共に、重要でないスライドの説明箇所では、デジタルインクをあまり使用せず、かつ声量の変化も少なくなることが分かった。

●言語情報を付加した重要度補正実験の結果から：

- (1) 講義コンテンツ中の言語情報を用いることにより、重要なスライドの検出率が大幅に向上した。特に、教師が重要度が高いと判断し、他方、非言語情報から求めた重要度が低かったスライドに対して、重要度補正が有効に働いていることが確認された。
- (2) 提案手法は、講義コンテンツの分野の違いに対しても頑健であることが分かった。

今後は、さらに重要度の抽出精度を高めたい。具体的には、教師が「非常に重要」を付与した講義スライドに対して、まだ抽出された重要度が低いデータがある。これらは、隣接スライドに文字情報が少ないため、改善方法としては教師音声内の言語情報を利用することを考えている。

講義コンテンツ中の非言語情報と重要度の間にも関係があると考えられる。これらについても今後検討したい。また、今回の実験では重要度を均等に割り振るよう教師に指示したが、この制約を外した評価も行ないたい。さ

らに、本論文では触れなかったが、学生がシステムを実際に使用した際の学習評価実験も今後の課題である。今回は教師の操作履歴および発話のみを対象としたが、この点は、今後、学生端末を使用して教師と学生間のインタラクションを含めて検討する必要があると考えている。

謝 辞

本研究は、文部科学省科学研究費補助金特定領域研究(A)「メディア教育利用」(課題番号 12040104)の助成を受けている。

◇ 参 考 文 献 ◇

- [Abord 99] Abord, G. D.: Classroom 2000: An Experiment with the Instrumentation of a Living Educational Environment, *IBM Systems Journal*, Vol. 38, No. 4, pp. 508-530 (1999).
- [Harasim 99] Harasim, L.: A Framework for Online Learning: The Virtual-U, *IEEE Computer*, Vol. 32, No. 9, pp. 44-49 (1999).
- [Katayama 99] Katayama, K., Kagawa, O., Kamiya, Y., Tsushima, H., Yoshihiro, T., and Kambayashi, Y.: Use of Action History Views for Indexing Continuous Media Objects, in *Proc. of AMCP'98*, pp. 344-355 (1999).
- [松田 01] 松田, 田口, 桂田, 山田, 新田: 講義再現システムにおけるスライドへの重要度自動付与法の検討, 情報処理学会第 63 回全国大会講演論文集(分冊 4), pp. 153-154 (2001).
- [大谷 01] 大谷, 鈴木, 小林, 桂田, 新田: マルチモーダルインタフェースにおける応答戦略の検討, 情報処理学会第 62 回全国大会講演論文集(分冊 4), pp. 89-90 (2001).
- [山田 01a] 山田, 金子, 松田, 桂田, 新田: 講義再現システムにおけるスライドへの重要度自動付与法とその評価, 電子情報通信学会技術研究報告(教育工学), Vol. 101, No. 41, pp. 25-32 (2001).
- [山田 01b] 山田, 村上, 桂田, 山田, 新田: マルチモーダルインタフェースにおける入力統合方法の検討, 情報処理学会 62 回全国大会講演論文集(分冊 4), pp. 87-88 (2001).
- [吉野 98] 吉野, 井上, 由井園, 宗森, 伊藤, 長澤: インターネットを介したパーソナルコンピュータによる遠隔授業支援システムの開発と適用, 情報処理学会論文誌, Vol. 39, No. 10, pp. 2788-2801 (1998).

[担当委員: 松居辰則]

2001 年 11 月 16 日 受理

著者紹介



山田 博文

1993年信州大学工学部情報工学科卒業。1995年同大学院工学系研究科博士前期課程情報工学専攻修了。1996年同大学院博士後期課程システム開発工学専攻中途退学。同年豊橋技術科学大学工学部助手。学習支援システム、パターン認識に関する研究に従事。電子情報通信学会会員。



松田 和彦

1999年豊橋技術科学大学工学部知識情報工学課程卒業。2002年同大学院工学研究科修士課程知識情報工学専攻修了。同年住商情報システム(株)入社。在学中は、学習支援システム、マルチモーダルインタフェースに関する研究に従事。



田口 亮

2002年豊橋技術科学大学工学部知識情報工学課程卒業。現在、同大学院工学研究科修士課程知識情報工学専攻在学中。学習支援システム、マルチモーダルインタフェースに関する研究に従事。



桂田 浩一(正会員)

1995年大阪大学基礎工学部情報工学科卒業。2000年同大学院基礎工学研究科博士後期課程情報数理系専攻修了。同年豊橋技術科学大学工学研究科助手。博士(工学)。マルチモーダルインタフェース、知識処理に関する研究に従事。ヒューマンインタフェース学会、日本音響学会、情報処理学会各会員。



小林 聡

1991年豊橋技術科学大学工学部情報工学課程卒業。1994年同大学院工学研究科情報工学専攻修了。1999年静岡大学博士後期課程電子応用工学専攻単位取得退学。同年豊橋技術科学大学情報処理センター助手。博士(工学)。マルチモーダル対話の研究に従事。情報処理学会、電子情報通信学会各会員。



新田 恒雄(正会員)

1969年東北大学工学部電気工学科卒業。(株)東芝総合研究所、マルチメディア技術研究所を経て、1998年より豊橋技術科学大学大学院工学研究科教授。工学博士。音声認識・合成・文字認識、およびマルチモーダル対話システムの研究に従事。IEEJ、情報処理学会、電子情報通信学会等の会員。