

A-1

e-Learning システムにおける学習意欲向上の検討
ナイーブベイズ法を用いた出題問題の種類別分類Examination of raising learner's motivation for learning in e-Learning system
The classification of examination questions by three types using the naive Bayes method○小林 美緒¹, 瀬沼 航太郎², 宮川 裕介², 泉 隆³*Mio Kobayashi¹, Kotaro Senuma², Yusuke Miyakawa², Takashi Izumi³

Abstract: The research aims at raising learner's motivation for learning in e-Learning system by classifying examination questions under three types. This report addresses the result of classifying examination questions under three types using the naive Bayes method.

1. まえがき

近年、コンピュータやインターネットを通して学習を行う e-Learning システムが企業や教育機関で広く利用されている。しかし、システムの利用頻度は学習者の学習意欲に依存するという問題点がある。

そこで、本研究では学習者の学習意欲向上を目的とし、「知識・計算・思考の種類を追加した評価」を提案する。これにより、既存の評価方法^[1]よりも詳細な評価を行うことができ、学習者の学習意欲向上に繋がると考えられる。

本評価を実現するには、システムの対象である基本情報技術者試験の午前問題を「知識型」、「計算型」、「思考型」の3種類に分類する必要がある。しかし、このような分類を手作業で行うには管理者の負担が大きい。そこで、自動分類手法を考案することで、管理者の負担軽減をはかる。

本報告では、ナイーブベイズ法を用いて種類別分類を行ったので、その結果について述べる。

2. 対象試験問題の特徴

基本情報技術者試験で出題される問題は、「知識型」、「計算型」、「思考型」の3種類に分類できる^[1]。その種類と定義を表1に示す。

Table 1. Classification by type

種類	定義
知識型	知識のみで解答できる
計算型	数値を使った計算を行う
思考型	知識に加え思考が必要

表1に示した種類には、問題文の長さ、問題文の問い方、選択肢、分野により特徴がある。この特徴を用いて試験問題を分類する。

3. ナイーブベイズ法による分類

3. 1 ナイーブベイズ法の概要

ナイーブベイズ法は確率に基づいた分類方法で、ベイズの定理を利用している。未知文書に対して事後確率が最大となるクラスを出力することで分類を行う。

ナイーブベイズ法は単語間の相関関係を考慮せず、単語の出現確率のみを学習させればよいので、実装が容易で、さらに学習時間も短い。また、有効な特徴を用いることで高い分類精度が得られる。これらのことから、データ数が膨大になる e-Learning システムにとってナイーブベイズ法は実用的な手法であると考えられる。

3. 2 ナイーブベイズ法

ナイーブベイズ法は、以下の式(1)のベイズの定理を利用している。

$$P(c|d) = \frac{P(c)P(d|c)}{P(d)} \propto P(c)P(d|c) \quad (1)$$

・ $P(c|d)$: 未知文書 d がクラス c である確率

・ $P(d|c)$: クラス c が与えられたときに文書 d が生成される確率

上式は $P(c)P(d|c)$ に比例するため $P(d)$ は無視できる。よって、 $P(c|d)$ を求めるには、 $P(c), P(d|c)$ を求めればよい。

$P(c)$ はクラス c である確率である。これは訓練文書より求めることができ、以下の式(2)で示される。

$$P(c) = \frac{(\text{クラス} c \text{ に属する訓練文書数})}{(\text{訓練文書の総数})} \quad (2)$$

$P(d|c)$ はクラス c が与えられたときに文書 d が生成される確率である。文書 d は単語集合 $\{w_1, w_2, \dots, w_k\}$ と

して表され、単語の種類数とその組み合わせを考えると起こりうる文書 d は膨大な数になる。そこで、文書 d に簡略化したモデルを仮定して $P(d|c)$ の値を求める。

モデルの種類にはベルヌーイモデルと多項モデルの 2 種類がある。単語数が多い場合、分類精度は多項モデルの方がよくなる^[2]。今後、訓練データの増加と共に単語数が増加すると考えられるため、単語数が多い場合に分類精度が高い多項モデルを選択する。

多項モデルでは、 $P(d|c)$ は単語の独立性を仮定すると以下の式(3)のように示される。

$$P(d|c) = P(w_1|c) \times P(w_2|c) \times \dots \times P(w_k|c) \quad (3)$$

$P(w_i|c)$ はクラスが c であるとしたときに単語 w_i が選ばれる確率を表したもので、以下の式(4)で表される。

$$P(w_i|c) = \frac{n_{w_i,c}}{\sum_w n_{w,c}} \quad (4)$$

・ $n_{w_i,c}$: クラス c に属する訓練文書全体での単語 w_i の出現回数

以上より、ナイーブベイズ法の多項モデルは式(5)となる。

$$c_{max} = \arg \max_c P(c) \prod_{i=1}^k P(w_i|c) \quad (5)$$

$P(c|d)$ を各クラスについて求め、確率が最大となったクラスに分類先を決定する。

以上でナイーブベイズ法について説明した。本報告の場合、文書に対象試験の問題、クラスに問題の種類、単語に対象試験の特徴が当てはまる。

4. 実験

4. 1 実験条件

3 節で示した多項モデルのナイーブベイズを用いて実験を行った。実験条件を表 2 に示す。また、実験結果を示す際に、どの程度の精度で分類できたかを表すために分類正解率を用いる。分類正解率は、対象問題数に対する正しく分類された問題数の割合で示す。

Table 2. Experimental condition

対象	平成 21 年度 春期・秋期 基本情報技術者試験 午前問題 160 問
訓練データ	平成 22 年度、22 年度 春期・秋期 基本情報技術者試験 午前問題 320 問
測定項目	知識型・計算型・思考型における 分類正解率

4. 2 実験結果

表 3 に分類正解率と主な誤分類先を示す。

Table 3. Experimental result

	分類正解率[%]	誤分類先
知識型	93.5	思考型
計算型	95.2	思考型
思考型	62.5	知識型

思考型は誤って知識型に分類されるケースが多かった。原因は、知識型の特徴が思考型にも使われる場合があるためである。改善するには確実に思考型に分類できるような特徴を追加する必要がある。

知識型については、思考型に誤分類されることが多く、問題の特徴が「コンピュータ科学基礎」や「問題文が長い場合、選択肢が短い」であるものがほとんどであった。「コンピュータ科学基礎」は、3 種類から均一に出題されるため、有効な特徴とは言えない。よって、取り除くことが望ましいと考えられる。「問題文が長い場合、選択肢が短い」は、「問題文が長い=71 字以上」、「選択肢が短い=20 字以下」とし、知識型の特徴としていた。しかし、計算型、思考型にもこの特徴が当てはまり、有効な特徴になっていなかった。よって、問題文・選択肢の長さを判断する文字数を検討し直す必要がある。

5. まとめ

基本情報技術者試験を対象とし、ナイーブベイズ法を用いて種類別分類を行った。分類正解率は、知識型、計算型は高いが、思考型は低い値となった。

思考型の分類正解率が低い原因は、知識型の特徴が当てはまる問題が多かったためであると考えられる。

今後は分類精度向上を目指し、思考型の特徴の追加及び現在の特徴から有効な特徴のみの選択を行う。

6. 参考文献

- [1] 金子勇太:「利用者の学習意欲を維持する e-Learning システムの開発 ―利用者評価に関する検討―」, 情報処理学会大会, N-021 2013.
- [2] A. McCallum, K. Nigam: “A Comparison of Event Models for Naive Bayes Text Classification”, AAAI/ICML-98 Workshop on Learning for Text Categorization, pp41-48, 1998.
- [3] 奥村学, 高村大也:「自然言語処理のための機械学習入門」, コロナ社, 2010.