

正準相関分析を利用した共通潜在空間の構築に基づく プログラミングの理解度推定に関する検討

清野 竜生*, 斉藤 直輝*, 浅水 仁*

A Note on Comprehension-level Estimation in Programming Based on Common Latent Space Constructed by Canonical Correlation Analysis

Tatsuki SEINO, Naoki SAITO, Satoshi ASAMIZU

Abstract — This paper presents a comprehension-level estimation method in programming based on common latent space constructed by Canonical Correlation Analysis (CCA). The proposed method calculates a projection matrix which can transform gaze features to new gaze features maximizing correlation with label features based on CCA. The estimation results are obtained by support vector regression with the new gaze features. Consequently, comprehension-level estimation becomes feasible, since CCA calculates the new features considering relationship of gaze and label features. The experimental results show the effectiveness of the proposed method.

Key words: comprehension-level estimation, gaze feature, canonical correlation analysis.

1. はじめに

情報通信技術を活用できる人材の育成を目的として、我が国では、2020年度から小学校でプログラミング教育が実施されており、プログラミング能力の向上が重要視されている。プログラミングは、記憶力、論理的思考力など様々な能力が必要とされる技能であり、習得には時間と努力が必要である。短期間でプログラミング能力を向上させるためには、学習者に適した学習方法の設定が必要である。さらに適切な学習方法を決定するためには、学習者がプログラムを読解している際の動作を解析し、理解を妨げている要素を把握する必要がある。

ここで、プログラムの読解時の視線情報と思考過程に強い関連があることに着目して、視線情報を用いた

プログラミングの理解度の解析手法が種々提案されている[1-3]。これらの研究では、プログラム読解時の視線情報が理解度に応じて差異があることを確認している。

そこで以前我々は、視線情報を用いてプログラミングの理解度を推定する手法[4]を提案した。具体的には、プログラミング読解時の視線情報から算出した特徴量を用いて、回帰分析手法によりプログラミングの穴埋め問題の正答数を理解度として推定する。さらに実際に測定した視線情報を用いた実験により、視線情報を用いて回帰分析により理解度を推定する有効性が確認された。しかしながら先行研究では、推定に利用する回帰分析手法についてのみ検討しており、視線情報から算出する特徴量とその変換方法については検討を行っていなかった。

* 釧路工業高等専門学校 創造工学科 電子工学分野

そこで本稿では、正準相関分析 (Canonical Correlation Analysis: CCA) [5]を利用して構築された共通潜在空間に基づいて、プログラミングの理解度を推定する手法を提案する。提案手法では、CCAを利用して、視線特徴量と各穴埋め問題の正誤情報の相関が最大となる共通潜在空間を構築し、この空間へ視線特徴量を射影することで、プログラミングの理解度推定に適した特徴量を導出可能とする。

以降では、2章で提案手法について説明し、3章で実際に取得したプログラミングの穴埋め問題に回答している際の視線情報を用いた実験を行うことで、提案手法の有効性を検証する。最後に4章でまとめとする。

2. プログラミングの理解度推定

本章では提案手法について説明する。提案手法ではまず、プログラミングの穴埋め問題を解いているときの視線情報から視線特徴量を算出する。さらに、CCAにより視線特徴量と穴埋め問題の正誤情報の相関が最大となる共通潜在空間を構築する。視線特徴量を構築した空間へ射影することで得られた正準視線特徴量を用いて、非線形回帰分析手法の一つである Support Vector Regression (SVR) [6]によりプログラミングの理解度を推定する。

以降、2.1 節で視線特徴量の算出方法について説明し、2.2 節で CCA による共通潜在空間の構築方法について説明する。さらに 2.3 節で正準視線特徴量を用いた SVR によるプログラミングの理解度推定について説明する。

2.1. 視線特徴量の算出

本節では、プログラミングの穴埋め問題へ解答している際の視線情報から特徴量を算出する方法について説明する。提案手法では、解答対象のプログラムに対して行毎に視線が滞留した時間を取得し、これらを一列に並べたベクトルを視線特徴量として算出する。ただし、プログラム中で“{”もしくは“}”のみなど関数や命令などが書かれていない行については、視線特徴量の算出対象から除外する。

2.2. 正準相関分析による共通潜在空間の構築

本節では、CCA による共通潜在空間の構築方法について説明する。提案手法では、前節で算出した視線特

徴量と解答対象のプログラミングの問題における正誤情報の相関を最大化するように共通潜在空間を構築し、その空間への射影行列を求める。今、 i ($= 1, 2, \dots, N; N$ は問題数) 番目のプログラミング問題について算出された視線特徴量およびラベル特徴量をそれぞれ $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^{D_x}$ および $\mathbf{y}_i \in \mathbb{R}^{D_y}$ (D_x および D_y はそれぞれ視線特徴量とラベル特徴量の次元数) とする。なお、ラベル特徴量は、プログラミング問題中の各空欄に対応する要素をもつベクトルを用意し、正答している空欄に対応する要素を 1、誤っている要素を 0 としたベクトルである。上記の視線特徴量とラベル特徴量を並べた行列を $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N] \in \mathbb{R}^{D_x \times N}$ および $\mathbf{Y} = [\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_N] \in \mathbb{R}^{D_y \times N}$ とする。 $\mathbf{X}$ および $\mathbf{Y}$ が事前に中心化されているものとするとき、CCA では、視線特徴量とラベル特徴量の相関を最大化する共通潜在空間への射影ベクトル $\hat{\mathbf{w}}_x$ および $\hat{\mathbf{w}}_y$ を次式の制約付き最適化問題を解くことで算出する。

$$\{\hat{\mathbf{w}}_x, \hat{\mathbf{w}}_y\} = \arg \max_{\mathbf{w}_x, \mathbf{w}_y} \mathbf{w}_x^T \mathbf{X} \mathbf{Y}^T \mathbf{w}_y \quad (1)$$

$$\text{s.t. } \mathbf{w}_x^T \mathbf{X} \mathbf{X}^T \mathbf{w}_x = \mathbf{w}_y^T \mathbf{Y} \mathbf{Y}^T \mathbf{w}_y = 1$$

式(1)の制約付き最適化問題は、ラグランジュの未定乗数法を用いて解くことができる。具体的には、次式の通りに定義されるラグランジュ関数 $L(\mathbf{w}_x, \mathbf{w}_y, \lambda_x, \lambda_y)$ の $\mathbf{w}_x, \mathbf{w}_y, \lambda_x$, および λ_y についての極値問題を解く。

$$L(\mathbf{w}_x, \mathbf{w}_y, \lambda_x, \lambda_y) = \mathbf{w}_x^T \mathbf{X} \mathbf{Y}^T \mathbf{w}_y + \lambda_x (1 - \mathbf{w}_x^T \mathbf{X} \mathbf{X}^T \mathbf{w}_x) + \lambda_y (1 - \mathbf{w}_y^T \mathbf{Y} \mathbf{Y}^T \mathbf{w}_y) \quad (2)$$

式(2)のラグランジュ関数を $\mathbf{w}_x$ および $\mathbf{w}_y$ で微分して 0 とおくと、以下の通りに表される。

$$\mathbf{X} \mathbf{Y}^T \mathbf{w}_y = 2\lambda_x \mathbf{X} \mathbf{X}^T \mathbf{w}_x \quad (3)$$

$$\mathbf{Y} \mathbf{X}^T \mathbf{w}_x = 2\lambda_y \mathbf{Y} \mathbf{Y}^T \mathbf{w}_y \quad (4)$$

式(3)および(4)をまとめると、式(1)の制約付き最適化問題は、最終的に次式の一般化固有値問題に帰着される。

$$\begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{X} \mathbf{Y}^T \\ \mathbf{Y} \mathbf{X}^T & \mathbf{0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{w}_x \\ \mathbf{w}_y \end{bmatrix} = \lambda \begin{bmatrix} \mathbf{X} \mathbf{X}^T & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{Y} \mathbf{Y}^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{w}_x \\ \mathbf{w}_y \end{bmatrix} \quad (5)$$

ただし、 λ は固有値である。式(5)を解くことで得られる固有値に対応する固有ベクトル $\hat{\mathbf{w}}_x^d$ ($d \in \{1, 2, \dots, D\}$; D は固有値問題を解くことで得られた固有ベクトルの数) を並べることで射影行列 $\hat{\mathbf{W}} = [\hat{\mathbf{w}}_x^1, \hat{\mathbf{w}}_x^2, \dots, \hat{\mathbf{w}}_x^D] \in \mathbb{R}^{D_x \times D}$ を算出する。以上により、提案手法では、視線特徴量およびラベル特徴量の相関を考慮した共通潜在空間を構築する。

提案手法では、算出した射影行列を用いて、視線特

微量を共通潜在空間へ射影することで、正準視線特徴量を算出する．具体的には、次式により射影行列 $\widehat{\mathbf{W}}$ を用いて、次式で定義される射影により正準映像特徴量 $\hat{\mathbf{x}}_i$ を算出する．

$$\hat{\mathbf{x}}_i = \widehat{\mathbf{W}}^T \mathbf{x}_i \quad (6)$$

理解度推定対象のプログラミング問題より新たに得られた視線特徴量 $\mathbf{x}_{\text{test}}$ に対しても式(6)と同様に射影を行うことで、各穴埋め問題の正誤が不明でラベル特徴量が取得できなくても正準視線特徴量 $\hat{\mathbf{x}}_{\text{test}}$ を算出できる．

2.3. SVR によるプログラミングの理解度推定

本節では、前節で算出した正準視線特徴量を用いてプログラミングの理解度を推定する手法について説明する．提案手法では、非線形回帰分析手法の一つである SVR を用いて、理解度の推定を行う．具体的には、推定対象のプログラム問題から算出された正準視線特徴量を $\hat{\mathbf{x}}_{\text{test}}$ とすると、理解度 y_{test} を次式により推定する．

$$y_{\text{test}} = \mathbf{w}^T \Phi(\hat{\mathbf{x}}_{\text{test}}) + b \quad (7)$$

ただし、 $\Phi(\cdot)$ は正準視線特徴量を高次元なユークリッド空間へ射影する関数を表す．また、 b はバイアスを表す．SVR では、回帰係数ベクトル $\mathbf{w}$ を次式の制約付き最適化問題を解くことで求める．

$$\begin{aligned} \mathbf{w} = \arg \max_{\mathbf{w}} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^N (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s. t.} \\ y_i - \mathbf{w}^T \hat{\mathbf{x}}_i - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ \mathbf{w}^T \hat{\mathbf{x}}_i + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{aligned} \quad (8)$$

ただし、 $C (\geq 0)$ はトレードオフパラメータを表し、 ξ_i および ξ_i^* は i 番目の訓練サンプルに対するスラック変数を表す．さらに、 ε は誤差不感帯を表す．提案手法では、以上の回帰手法により、共通潜在空間へ射影することで得られた新たな特徴量を用いてプログラミングの理解度を推定する．

```
#include <stdio.h>

int main( (1) ){

    int ln1, ln2, p, q;

    printf("X="); scanf(" (2) ", &ln1);
    printf("Y="); scanf(" (2) ", &ln2);

    if( (3) ) {
        p = ln1;
        q = ln2;
    }
    (4) {
        p = ln2;
        q = ln1;
    }
    (5) ("XとYの差は%dです。 %n", q - p);
    return (0);
}
```

実行結果

X = 2
Y = 7
XとYの差は5です。

図 1. 実験で参加者に提示したプログラミングの穴埋め問題の一例．

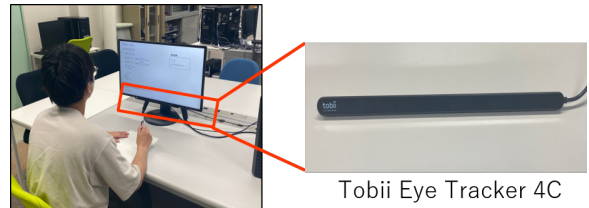


図 2. プログラミングの穴埋め問題回答時の視線データ取得の様子．

3. 実験

本章では、提案手法の有効性を検証するために行った実験の結果について説明する．本実験では 13 名の実験参加者に対して、C 言語に関するプログラムの穴埋め問題を提示し、問題を解いている間の視線を用いて Tobii Eye Tracker 4C を用いて視線情報を取得した．提示したプログラミングの問題の一例と実験の様子をそれぞれ図 1 および 2 に示す．実験では、5 個の空欄を埋める 8 問の問題を 27 インチのディスプレイにフォントサイズ 18pt で提示した．これらの問題に対して、実験参加者の視線情報を取得した．なおプログラムの穴埋め問題の解答方法は、解答用紙に答えを記入することで行った．本実験における「プログラミングの理解度」は、上記の 5 個の空欄における正答数とした．

実験では、比較手法として視線特徴量を用いて SVR により理解度を推定する手法を用いる．提案手法および比較手法で利用する SVR のカーネル関数はガウシアンカーネルとし、ハイパーパラメータはグリッドサーチに基づいて決定した．

本実験では、leave one out 法により、実験参加者毎に次式に示す Mean Absolute Error(MAE)を評価指標として推定精度を評価した．

$$\text{MAE} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M |\hat{y}_m - \tilde{y}_m| \quad (9)$$

ただし, $\hat{y}_m$ ($m = 1, 2, \dots, M$; M は実験で推定対象の問題数) および $\tilde{y}_m$ はそれぞれ推定された理解度と実際の理解度を表す.

表 1. 提案手法と比較手法によるプログラミングの理解度推定結果の MAE.

推定手法	MAE
提案手法	1.2
比較手法	1.5

提案手法および比較手法による理解度推定の MAE を表 1 に示す. 表 1 より, 共通潜在空間を構築して理解度を推定する提案手法の方が比較手法よりも小さい誤差で推定可能であることが確認できる. したがって, 提案手法の有効性が確認された.

4. まとめ

本稿では, CCA を利用して構築された共通潜在空間に基づいて, プログラミングの理解度を推定する手法を提案した. 実際にプログラミングの穴埋め問題を解いているときに収集したデータを用いた実験より, 共通潜在空間に基づいて理解度を推定する有効性が確認された.

今後は, 視線以外の情報も利用した理解度推定手法について検討を行う予定である. また, 教師情報を利用可能な CCA の導入についても検討を行う予定である.

参考文献

- [1] 金藤光平, 石原真紀夫, “プログラミングの熟練者のコード読解時における視線情報に関する一考察,” 2019 年度電気・情報関係学会九州支部連合大会講演論文集, 2019, p. 410.
- [2] 酒井泰地, 浦野昌一, “アイトラッカーを用いたプログラミング学習改善の検討,” 第 34 回人工知能学会全国大会論文集, 2020, pp. 4J2GS204-4J2GS204.
- [3] 酒井泰地, 浦野昌一, “視線情報の傾向分析による特徴抽出,” 第 35 回人工知能学会全国大会論文集, 2021, pp. 4G1GS2j04-4G1GS2j04.
- [4] 清野竜生, 齊藤直輝, 浅水仁, “視線情報を用いたプログラミングの理解度推定に関する初期検討,” 令和 3 年度電気・情報関係学会北海道支部連合大会講演論文集, 2021, pp. 103-104.
- [5] H. Hotelling, “Relations between two sets of variates,” *Biometrika*, vol. 28, no. 3, pp. 321–377, 1936.
- [6] H. Drucker, C. J. Burges, L. Kaufman, A. J. Smola and V. Vapnik, “Support vector regression machines,” in *Proceedings of Advances in neural information processing systems*, 1997, pp. 155-161.