

電子情報通信学会「著作権規程」の基本方針より

電子的利用については、著作者本人ならびに所属機関が著作者の著作物の全文を著作者の研究室や所属機関のホームページもしくはプレプリントサーバに掲載する場合、一定条件の下で出版社版 PDF もしくは早期公開版 PDF の掲載を許諾します。

※掲載条件等、詳細については「利用申請基準」を御覧ください。

本会出版物に掲載された論文等の著作物の利用申請基準より

条件 A : 権利表示 (例 copyrightc2013 IEICE)

条件 B : 出版社版 PDF(紙版をスキャンで作成したもの含) の掲載。著者最終版は不可。

条件 C : 出所の明示 (例 著作者名、書名 (題号)、雑誌名、巻、号、頁、発行年など)

条件 D : 著作者の了解

条件 E : IEICE Transactions Online トップページへのリンク

上記、公開基準に従い出版社版 PDF を公開いたします。

なお、IEICE Transactions Online トップページは下記になります。

<https://search.ieice.org/>

ビジュアル型言語とテキスト型言語の学習時の 心拍数, 表情, 脳波の差異分析

梅澤 克之[†] 越川 拓海[†] 中澤 真^{††} 平澤 茂一^{†††}

[†] 湘南工科大学工学部 〒251-8511 神奈川県藤沢市辻堂西海岸 1-1-25

^{††} 会津大学短期大学部 〒965-0003 福島県会津若松市一箕町大字八幡門田 1-1

^{†††} 早稲田大学 理工学術院 〒169-8555 東京都新宿区大久保 3-4-1

E-mail: †umezawa@info.shonan-it.ac.jp, ††19A3089@sit.shonan-it.ac.jp, †††nakazawa@jc.u-aizu.ac.jp,
††††hira@waseda.jp

あらまし ビジュアル型言語からテキスト型言語への移行に関する研究は多く行われているが, 多くの研究は学習後のアンケート評価に留まっている. 本研究では学習中の評価に着目する. 具体的には, ビジュアル型言語とテキスト型言語の学習の際に, 学習者の 18 種の生体情報 (心拍数, 12 種の表情, 5 種の脳波 (β/α)) を計測し, 両言語の学習中の生体情報に何らかの差異があるか否かを確認する. 実験の結果, 「悲しみ」と「困難さを表す脳波 (β_h/α_l)」に関して, テキスト型言語よりビジュアル型言語を使用する方が値が高くなるということがわかった. また, その差はキーボード入力が苦手なグループの方が大きくなるということがわかった.

キーワード eラーニングシステム, 言語学習, 学習状態, 心拍数, 表情分析, 脳波

Differential analysis of heart rate, facial expressions, and brain waves during learning of visual- and text-based languages

Katsuyuki UMEZAWA[†], Takumi KOSHIKAWA[†],

Makoto NAKAZAWA^{††}, and Shigeichi HIRASAWA^{†††}

[†] Shonan Institute of Technology Tsujido-Nishikaigan 1-1-25, Fujisawa, Kanagawa, 251-8511, Japan

^{††} Junior College of Aizu Monden 1-1, Yahata, Ikki-Machi, Aizuwakamatsu, Fukushima 965-0003, Japan

^{†††} Waseda University Okubo 3-4-1, Shinjuku, Tokyo 169-8555, Japan

E-mail: †umezawa@info.shonan-it.ac.jp, ††19A3089@sit.shonan-it.ac.jp, †††nakazawa@jc.u-aizu.ac.jp,
††††hira@waseda.jp

Abstract Many research has been conducted on the transition from visual- to text-based languages. However, many studies are limited to questionnaire evaluation after learning. In this study, we focus on evaluation during learning. Specifically, 18 types of biometric information of learners are measured during visual language and text language learning. As a result of the experiment, it was found that the values of “sadness” and “brain wave representing difficulty (β_h/α_l)” were higher when using a visual-based language than when using a text-based language. In addition, it was found that the difference was larger in the group that was not good at keyboard input.

Key words e-Learnin , Language Learning, Learning Condition, Heart Rate, Facial Expression Analysis, EEG

1. はじめに

近年, プログラミングの入門としてビジュアル型のプログラミング言語 (以降, ビジュアル型言語と呼ぶ) が使われるようになってきている. その後は C 言語や Java 言語などのテキスト型プログラミング言語 (以降, テキスト型言語と呼ぶ) に移

行していくことになる. しかしシームレスな移行方法は確立されていない.

我々は, ビジュアル型言語からテキスト型言語への移行の方法論を確立することを目的とする研究プロジェクトを開始している. 具体的には, ビジュアル型言語とテキスト型言語の学習の利点を有し, 両者の差異を埋める教育コンテンツ (中間型言

語とよぶ)を検討・試作し, 実証実験を通して, 学習結果だけでなく学習中の学習状態を評価する。これにより, その中間型言語の有効性を評価し, 今後の初等・中等プログラミング教育に役立つ教育コンテンツ(中間型言語)を完成させる。ビジュアル型言語とテキスト型言語の溝を埋める想定の中間型言語の評価に関しては, 今までは, 学習後のアンケートや成績など, 学習効果の結果のみに着目しており, 理解できるようになったか否かを評価するのみであったが, これらの評価方法では, 今回提案する中間型言語の効果を正確に測ることが出来ない。我々の研究プロジェクトでは, 学習後の従来の評価方法に加えて, 学習中の脳波や視線, 表情などの生体情報および学習中の学習履歴を用いて学習状態を計測し, 中間型言語がビジュアル型言語とテキスト型言語の中間的な役割を果たし, スムーズな移行に貢献しているかを分析・評価する。本研究が確立されると, プログラミング言語の初学者がビジュアル型言語による学習から始めて, その後, シームレスかつ自発的にテキスト型言語の学習に遷移できるようになることが期待できる。

我々は以前の研究[1]で, 上述の研究プロジェクトの一部として, まず中間コンテンツの提案に着目し, ビジュアル型言語の学習とテキスト型言語の学習の間に, 我々が提案する中間コンテンツを用いた学習を挟む方がその後のテキスト型言語の理解度が高まるということを実証実験を通して示した。さらに, 提案する中間コンテンツが, ビジュアル型言語とテキスト型言語の中間に位置づけられる特徴を有することをアンケートにより評価した。また, 従来研究[2]では, ビジュアル型言語とテキスト型言語の学習の際に, 学習者の生体情報(脳波, 心拍, 表情)を計測し, 両言語の学習の際の生体情報に何らかの差異があるか否かの分析を行った。脳波を目的変数, 心拍と10種類の表情を説明変数として, 重回帰分析を行ったところ, 説明変数の係数の正負の符号に差異が見られた。

本研究では, 従来研究[2]に引き続き, 18種の生体情報(心拍数, 12種の表情, 5種の脳波(β/α))を計測し, ビジュアル型言語とテキスト型言語の学習中の生体情報の違いを分析する。

2. 従来研究

Xuら[3]は, 既存の学術データベースを調査するという方法で, ブロック型言語のプログラミング環境とテキスト型言語のプログラミング環境が, 学生の認知的な効果(達成度や問題解決力など)と感情的な成果(満足度や自信, 意欲など)の両方の学習効果に及ぼす全体的な影響を調べた。初心者プログラマーのためのブロック型言語の有用性(utility)と有効性(efficacy)の統計的優位性を示すことはできなかったが, ハイブリッド型の更なる調査の必要性を述べている。

Tóthら[4]は, ビジュアル型言語とテキスト型言語間のギャップの存在を指摘した。この研究ではビジュアル型言語(MIT App Inventor 2)からJava Bridge Code Generatorを知識伝達のメディエーターとして使用して, テキスト型言語(Android Studio)に移行する方法を検証した。この論文ではJava Bridge Code Generatorが, ビジュアル型言語とテキスト型言語の間のギャップを埋めるのに役立ったと主張している。

Weintropら[5]はビジュアル型言語から入ったが学習者とテキスト型言語から入った学習者がテキスト型言語に移行した後の知識移転の変化を実験で評価し, 両者に有意差が無い事を示している。移行ではなくテキスト型言語のスキルを修得後の比較を行った。

我々は, 以前の研究[1]で, ビジュアル型言語の学習とテキスト型言語の学習の間に, 我々が提案する中間コンテンツを用いた学習を挟む方がその後のテキスト型言語の理解度が高まるということを実証実験を通して示した。さらに, 提案する中間コンテンツが, ビジュアル型言語とテキスト型言語の中間に位置づけられる特徴を有することをアンケートにより評価した。

また, 我々は, 脳波計を用いて学習者の学習状況を把握する方法の研究を推進中である。我々は, 課題遂行中の脳波情報を取得し, 難しい課題に取り組むと β/α の値が高くなることを示した[6][7]。この研究の過程で, ビジュアル型言語(Scratch)の課題に取り組んでいる際の脳波とテキスト型言語(C言語)に取り組んでいるときの脳波に差異があることを確認した。具体的には, ビジュアル型言語に関しては課題の難易度が高くなっても β/α の値が高くなることはなかった。これによりビジュアル型言語とテキスト型言語の学習過程には異なる思考が行われている可能性が示唆された[8]。

3. 実験方法

3.1 実験参加者

今回の実験の参加者は, 湘南工科大学の4年生の7名である。彼らは同じ大学の同じ学部でプログラミング関連のコースを数年間学んだ経験を有する。彼らのプログラミングスキルはほぼ同等である。ただし, 分析の後でわかったことだが, キーボードの入力技術に関して学生間で差があった。

3.2 実験に使用するWebサービス

ビジュアル型言語のプログラミングを行う際は, Google Blockly[9](図1参照)を利用した。このサイトにはパズルや迷路などの課題が掲載されているが, 今回はテキスト型言語と内容を合わせるために, 音楽の課題に取り組むこととした。また, テキスト型言語のプログラミングを行う際は, JSFiddle[10](図2参照)を利用した。このサイトはテキスト型言語であるJavaScript言語を実行できる統合環境である。リソース設定としてBeeplayライブラリを追加することによってBeep音によって音楽を作ることができる。

3.3 実験に使用する問題

まず, 練習を1回行い, その後, 本実験を2回行った。具体的には楽譜を見ながらその楽譜の通りの音になるようにプログラミングを行う課題を行った。それぞれの練習と実験で対象とした歌は表1の通りである。なお, これらの楽譜を印刷し, 実験時に実験参加者に提示した。なお, 実験で取り扱った楽譜には, 音符の上に国際式表記(C3, C4など)が記入されている。図3~図5にそれぞれの歌の楽譜の一部を示す。

3.4 実験に使用する生体機器

3.4.1 簡易脳波計

脳波計測には, NeuroSky社のMindWave Mobile 2を使用

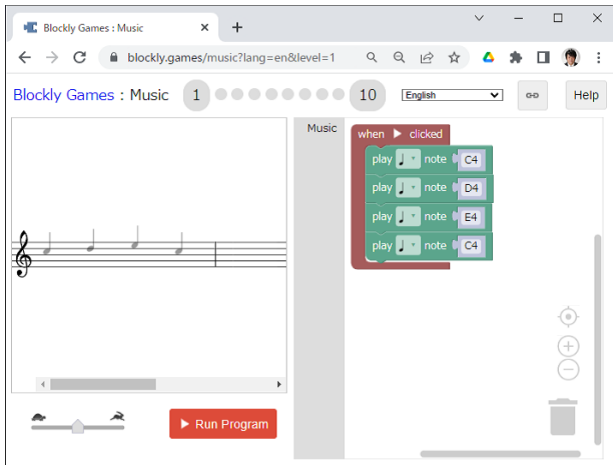


図 1 Google blockly (Music) の画面

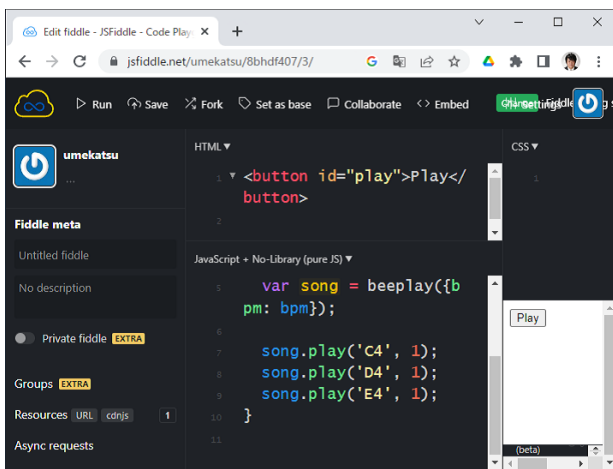


図 2 JSFiddle (Beeplay) の画面

表 1 対象とした歌	
実験	曲名
練習	カエルの合唱
課題 1	メリーさんの羊
課題 2	ジングルベル



図 3 かえるのうた (Froggy's Song) の楽譜

する。脳波のデータはこのヘッドセットと ThinkGear Connector 間を Bluetooth で接続し、ログ収集アプリが ThinkGear Connector と TCP/IP 通信を行うことで収集する。ThinkGear Connector とは、NeuroSky 社が提供する MindWave Mobile 2 との通信機能を提供するドライバである。また、この脳波計で取得できる脳波の種類は、 δ 波 (0.5–2.75Hz)、 θ 波 (3.5–6.75Hz)、低 α 波 (7.5–9.25Hz)、高 α 波 (10–11.75Hz)、低 β 波 (13–16.75Hz)、高 β 波 (18–29.75Hz)、低 γ 波 (31–39.75Hz)、中 γ 波 (41–49.75Hz) の 8 種類であり、各値は単位のない 4



図 4 メリーさんのひつじ (Mary Had A Little Lamb) の楽譜



図 5 ジングルベル (Jingle Bells) の楽譜

バイトの浮動小数値である。今回は従来研究 [11] に則り、低 α 波、高 α 波、低 β 波、高 β 波の 4 種類を使用する。また今後は低 α 波を α_l 、高 α 波を α_h 、低 β 波を β_l 、高 β 波を β_h と示す。今回は既存研究 [12] より β/α の組み合わせ 4 種類 (β_l/α_l 、 β_h/α_l 、 β_l/α_h 、 β_h/α_h) と、さらに低周波と高周波の平均として $(\beta_l + \beta_h)/(\alpha_l + \alpha_h)$ を加えた 5 種類の β/α の数値を使用する。今後は $(\beta_l + \beta_h)/(\alpha_l + \alpha_h)$ を β_{l+h}/α_{l+h} と示す。

3.4.2 心 拍 計

心拍の計測には、Garmin 社の“Garmin Venu 2”を使用する。このデバイスは腕時計型のデバイスで、心拍数や呼吸数、ストレスなどを計測できる。スマートフォンの専用アプリと連携してこれらのデータをエクスポートできる。今回は計測した数値のうち心拍 (HR : Heart Rate) を使用する。

3.4.3 表情 判 定

表情判定を行うには表情の録画と表情の分析が必要である。表情の録画には、Logicool 社製の C920n の Web カメラを使用する。表情の分析には、撮影した映像を解析する (株) シーエーシー 社の心 sensor (Affectiva 社製の感情認識エンジンを搭載) を使用する。このアプリケーションは撮影された映像またはリアルタイムの映像から人の顔を認識し、12 種類の感情 (怒り、軽蔑、嫌悪、恐れ、喜び、悲しみ、驚き、感傷、混乱、真顔、表情の豊かさ、感情価 (肯定的・否定的表情) など) を数値化可能である。これらの感情の中で感情価以外は 0 から 100 の間の数値で表され、感情価は -100 から 100 の数値で表される。

3.4.4 キーロガー

マウスを多用するビジュアル型言語と、キーボードを多用するテキスト型言語で、それぞれの入力デバイスの使用頻度等を観測するために実験用 PC にキーロガーを組み込み、実験中の入力デバイスの使用状況を計測した。

3.5 実験の流れ

図 6 に実験の全体フローを示す。図 6 に示すように、テキスト型言語から取り組むグループ (グループ A) と、ビジュアル型言語から取り組むグループ (グループ B) に分けた。それぞれの問題 A と問題 B を解いている間中に心拍数、表情の録画 (表情分析は実験後に録画した動画を分析する)、および脳波を計測する。心拍数と脳波に関しては、約 1 秒間に 1 個のデータが取得される。表情分析に関しては、動画を分析した結果、1

秒間に 24 個のデータが取得される。なお、図 6 には記載を省略したが、実際には、5 分間の休憩の前後で 30 秒ずつの心拍変動の計測を行っている。心拍変動に関しては今回の研究の分析の対象外とした。

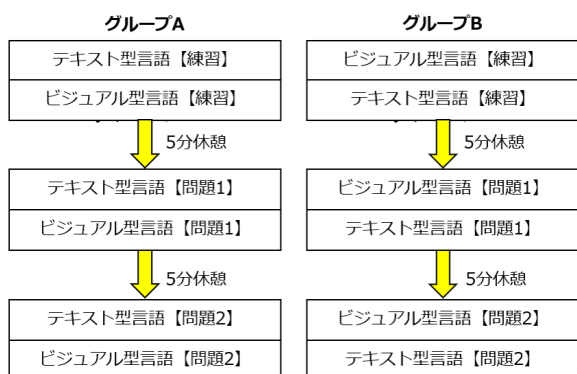


図 6 実験の流れ

4. 実験結果

グループ A (参加者 A~D) の 4 名、およびグループ B (参加者 E~G) の 3 名の合計 7 名について、各参加者がそれぞれテキスト型言語で課題 1 を解く、ビジュアル型言語で課題 1 を解く、テキスト型言語で課題 2 を解く、ビジュアル型言語で課題 2 を解くという合計 4 回の実験を行った。この 4 回の実験それぞれについて、心拍数、12 種類の感情、5 種類の脳波のデータが取得された。表 2 に実験参加者 A の心拍数の実験結果の一部を示す。

実験	生データ	Z スコア
テキスト型 (課題 1)	70	0.9581
テキスト型 (課題 1)	72	1.6484
⋮	⋮	⋮
ビジュアル型 (課題 1)	65	-0.7677
ビジュアル型 (課題 1)	66	-0.4225
⋮	⋮	⋮
テキスト型 (課題 2)	68	0.2678
テキスト型 (課題 2)	67	-0.0774
⋮	⋮	⋮
ビジュアル型 (課題 2)	77	3.3742
ビジュアル型 (課題 2)	78	3.7194
⋮	⋮	⋮
平均	67.2242	0.0000
標準偏差	2.8972	1.0000

生体情報はその種類や参加者の違いによって数値の大きさが変わる。よって次節以降の分析では生体情報の生データから Z スコアに変換した値で分析を進める。具体的には表 2 に示したように、実験参加者毎、生体情報の種類ごとに平均値と標準偏差を求めて Z スコアに変換する。

5. 分 析

5.1 グループ A とグループ B に差がないことの確認

テキスト型言語から取り組むグループ A と、ビジュアル型言語から取り組むグループ B の実験結果に差がないことを確認するために、全ての生体情報について、グループ A のテキスト型言語の平均値 (4 名 × 2 課題 = 8 データ) とグループ B のテキスト型言語の平均値 (3 名 × 2 課題 = 6 データ) に差があるか否かを検定した。同様に、グループ A のビジュアル型言語の平均値 (8 データ) とグループ B のビジュアル型言語の平均値 (6 データ) に差があるか否かを検定した。検定には Wilcoxon の順位和検定を用いた。結果として心拍数、12 種類の感情、5 種類の脳波のうち、ビジュアル型言語で課題を遂行している際の β_h/α_l と β_h/α_h と β_{l+h}/α_{l+h} の 3 種類の脳波だけはグループ A の方が有意に高い値となった。しかしその他の 15 種類の生体情報はテキスト型言語遂行時もビジュアル型言語遂行時も有意差はなかった。よって以降の分析では、グループ A とグループ B を区別せずに分析を行う。

5.2 キーボード入力経験の差の分析

今回の実験では、各課題の遂行中にキーロガーによりキーボードとマウスの入力を監視した。そのログを見ると、テキスト型言語の課題の際に、実験参加者 A, E, F, G の 4 名は Ctrl-C (コピー) と Ctrl-V (貼り付け) を多用していることがわかった。逆に実験参加者 B, C, D の 3 名は、それらのショートカットキーを全く使用していないことがわかった。このキーボード入力の経験が、今回の生体情報の変化に影響を与えているのではないかと考えた。よって次節以降では、キーボード入力得意なグループ (AEFG) と苦手なグループ (BCD) を分けて分析を行う。

5.3 テキスト型とビジュアル型の差異分析

5.3.1 全員分の差異分析

キーボード入力得意なグループ (AEFG) と苦手なグループ (BCD) に分けて分析を行うまえに、全員分をまとめて分析を行う。実験参加者の全員 (7 名) 分の実験データ (合計 14 データ) を用いて、テキスト型言語で問題 1 と問題 2 を解く際の生体情報と、ビジュアル型言語で問題 1 と問題 2 を解く際の生体情報に差異があるか否かを検定する。検定の手法は、母集団分布に関して正規分布などの特定の分布を仮定しないノンパラメトリック手法の一つである対応のある 2 標本データに対する Wilcoxon 符号付順位検定を用いる。検定結果を表 3 に示す。

「軽蔑」「悲しみ」 β_h/α_l に関して、ビジュアル型言語で課題を解いている時の方が値が有意に高くなった。

5.3.2 キーボード入力経験の違いを考慮した差異分析

前節で述べたように、キーボード入力の得意・不得意によって生体情報が変わってくるかもしれない。本節では、AEFG グループと BCD グループに分けて 5.3.1 節で示した分析と同じ対応のある 2 標本データに対する Wilcoxon 符号付順位検定を行う。AEFG グループ (キーボード入力得意なグループ) に関しては、すべての生体情報でテキスト型とビジュアル型で有意差は見られなかった。BCD グループ (キーボード入力が苦

表3 参加者全員のテキスト型とビジュアル型の差異分析

生体情報 種類	平均値		検定 統計量 U	両側 p 値
	テキスト	ビジュアル		
心拍数	0.0514	-0.0227	56	0.8261
怒り	-0.0630	0.0553	35	0.2719
軽蔑	-0.0894	0.0927	13	0.0132*
嫌悪	-0.057	0.0478	35	0.2719
恐れ	-0.0735	0.0617	36	0.3003
喜び	0.0378	-0.0421	59	0.6832
悲しみ	-0.0958	0.0939	18	0.0303*
驚き	0.0067	-0.0084	70	0.2719
感傷	0.0116	-0.0164	58	0.7299
混乱	0.0635	-0.0628	83	0.0555
真顔	-0.0053	0.0126	55	0.8753
表情豊かさ	-0.0263	0.0120	45	0.6378
感情価	0.1246	-0.0574	79	0.0962
β_l/α_l	0.1709	0.2279	28	0.1240
β_l/α_h	0.2351	0.1702	82	0.0640
β_h/α_l	0.1109	0.3069	18	0.0303*
β_h/α_h	0.1623	0.2247	46	0.6832
β_{l+h}/α_{l+h}	0.1250	0.1775	37	0.3305

手なグループ) の検定結果を表4に示す。

表4 キーボード入力が必要なグループのテキスト型とビジュアル型の差異分析

生体情報 種類	平均値		検定 統計量 U	両側 p 値
	テキスト	ビジュアル		
心拍数	0.2507	-0.1828	15	0.3454
怒り	-0.071	0.0707	3	0.1159
軽蔑	-0.1273	0.1398	0	0.0277*
嫌悪	0.0113	-0.0175	14	0.4631
恐れ	-0.098	0.0908	4	0.1730
喜び	0.0401	-0.0538	12	0.7532
悲しみ	-0.1905	0.1886	0	0.0277*
驚き	-0.0579	0.0467	10	0.9165
感傷	0.0669	-0.0829	16	0.2489
混乱	0.0678	-0.0683	18	0.1159
真顔	-0.0373	0.0529	8	0.6002
表情豊かさ	0.0187	-0.0384	11	0.9165
感情価	0.2636	-0.1111	21	0.0277*
β_l/α_l	0.4222	0.5091	5	0.2489
β_l/α_h	0.5302	0.4137	21	0.0277*
β_h/α_l	0.2942	0.6815	0	0.0277*
β_h/α_h	0.3307	0.5722	0	0.0277*
β_{l+h}/α_{l+h}	0.2536	0.4532	0	0.0277*

表4からわかるように、BCDグループ(キーボード入力が必要なグループ)は、ビジュアル型言語で課題を実施している時にテキスト型言語を使っている時より有意に「軽蔑」「悲しみ」の値が高くなった。また、「感情価(肯定的・否定的感情)」が有意に低くなった。つまり、AEFGグループ(キーボード入力が必要なグループ)はテキスト型とビジュアル型で有意差はなかったが、BCDグループ(キーボード入力が必要なグループ)はビジュアル型言語使用時には、軽蔑し、悲しみながら、否定的感情を伴いながら課題を遂行している、ということができる。また、脳波に関して3種類の脳波「 β_h/α_l 」「 β_h/α_h 」「 β_{l+h}/α_{l+h} 」が、ビジュアル型言語で課題を解いている時の方

が有意に高くなった。つまりビジュアル型言語を使っている時の方が困難を感じているといえる。なお、「 β_l/α_h 」のみ低くなった。 β_l と α_h は周波数帯域が最も接近しているため、分数にした際に特徴を表しにくくなっているかもしれない。

5.4 キーボード入力が必要なグループと苦手なグループの差異分析

5.4.1 テキスト型とビジュアル型の差について

前節までは、テキスト型言語遂行時とビジュアル型言語遂行時の生体情報の差異を分析した。本節では、キーボード入力が必要なグループ(AEFGグループ)と苦手なグループ(BCDグループ)の差異分析を行う。ここでの分析では、テキスト型とビジュアル型を個別のデータとして扱うのではなく、テキスト型とビジュアル型の差を扱う。例として表5に心拍数に関するテキスト型とビジュアル型の差を示す。以降の分析では、表5の最右の列に示した「差」を用いて分析を行う。

表5 心拍数のテキスト型とビジュアル型の差の平均値

AEFG	課題	テキスト型	ビジュアル型	差
実験参加者 A	課題 1	-0.0069	-0.7849	0.7780
実験参加者 A	課題 2	0.3125	0.4788	-0.1663
実験参加者 E	課題 1	-0.2894	0.3107	-0.6001
実験参加者 E	課題 2	-0.6287	0.6162	-1.2449
実験参加者 F	課題 1	0.2135	0.3413	-0.1278
実験参加者 F	課題 2	-0.9341	0.3789	-1.3130
実験参加者 G	課題 1	0.9242	0.0853	0.8389
実験参加者 G	課題 2	-0.3755	-0.6475	0.2720
4名(8データ)の平均		-0.0981	0.0973	-0.1954

BCD	課題	テキスト型	ビジュアル型	差
実験参加者 B	課題 1	0.9833	-0.8194	1.8027
実験参加者 B	課題 2	0.5128	-0.2585	0.7713
実験参加者 C	課題 1	-0.6591	-0.0796	-0.5795
実験参加者 C	課題 2	0.1993	0.5215	-0.3222
実験参加者 D	課題 1	0.0317	0.0353	-0.0037
実験参加者 D	課題 2	0.4361	-0.496	0.9321
3名(6データ)の平均		0.2507	-0.1828	0.4335

5.4.2 キーボード入力が必要なグループと苦手なグループの差異分析

キーボード入力が必要なグループ(AEFG)の4名のテキスト型とビジュアル型の差の平均値と苦手なグループ(BCD)の3名のテキスト型とビジュアル型の差の平均値に違いがあるかどうかをWilcoxonの順位と検定で検定する。検定結果を表6に示す。

表6に示した通り、「悲しみ」と「 β_h/α_l 」に有意差ありという結果になった。グループAEFGとグループBCDの両方とも差の平均値はマイナスの値だが、BCDの方が絶対値が大きい。つまりBCDグループ(キーボード入力が必要なグループ)の方がビジュアル型を学習している時の「悲しみ」と「 β_h/α_l 」が有意に大きいと言える。

6. 考 察

参加者全員のテキスト型とビジュアル型の差異分析の表3よ

表 6 キーボード入力が得意なグループと苦手なグループの差異分析

生体情報	差の平均値		検定統計量 U	検定統計量 Z	両側 p 値
	AEFG	BCD			
心拍数	-0.1954	0.4335	15	1.1619	0.2453
怒り	-0.1007	-0.1417	19	0.6455	0.5186
軽蔑	-0.1184	-0.267	12	1.5492	0.1213
嫌悪	-0.2051	0.0289	12	1.5492	0.1213
恐れ	-0.0950	-0.1889	19	0.6455	0.5186
喜び	0.0696	0.0939	19	0.6455	0.5186
悲しみ	-0.0476	-0.3792	3	2.7111	0.0067**
驚き	0.1049	-0.1046	15	1.1619	0.2453
感傷	-0.0634	0.1499	13	1.4201	0.1556
混乱	0.1190	0.1361	23	0.1291	0.8973
真顔	0.0364	-0.0902	19	0.6455	0.5186
表情豊かさ	-0.1098	0.0570	19	0.6455	0.5186
感情価	0.0375	0.3747	9	1.9365	0.0528
β_l/α_l	-0.0346	-0.0869	19	0.6455	0.5186
β_l/α_h	0.0261	0.1165	9	1.9365	0.0528
β_h/α_l	-0.0527	-0.3872	8	2.0656	0.0389*
β_h/α_h	0.0719	-0.2415	9	1.9365	0.0528
β_{l+h}/α_{l+h}	0.0579	-0.1997	9	1.9365	0.0528

り、「悲しみ」と「 β_h/α_l 」に関して、テキスト型言語よりビジュアル型言語の方が値が高くなるということがわかった。また、その差に関して、キーボード入力に得意なグループと苦手なグループの差異分析の表 6 より、キーボード入力に苦手なグループの方が、差が大きくなるということがわかった。

また、キーボード入力に苦手なグループのテキスト型とビジュアル型の差異分析の表 4 より、苦手なグループは、「悲しみ」に加えて「軽蔑」も有意に高くなり、また「感情価」が有意に低くなった。軽蔑しながら、悲しみながら、否定的感情を伴いながら課題を遂行していることがわかった。また脳波に関しても 3 種類の β/α の値が有意に高くなり、ビジュアル型言語を使っているときの方が困難を感じていることがわかった。

7. まとめと今後の課題

本研究では、ビジュアル型言語とテキスト型言語を使用して課題を遂行する際に、両言語の学習の際の生体情報に差異があるか否かを確認するために、学習者の心拍数、12 種類の表情、5 種類の脳波 (β/α) を計測した。「悲しみ」と「困難さを表す脳波 (β_h/α_l)」に関して、テキスト型言語よりビジュアル型言語を使用する方が値が高くなるということがわかった。また、その差はキーボード入力に苦手なグループの方が大きくなるということがわかった。さらに苦手なグループは、軽蔑しながら、悲しみながら、否定的感情を伴いながら、困難さを感じながら課題を遂行していることがわかった。

今後、ビジュアル型言語とテキスト型言語間のギャップを埋める中間型言語を開発するにあたっては、今回の結論を踏まえて、様々な理解度や習熟度の学生に対してストレスや負の感情を与えないような中間型言語を開発する必要があると考える。

研究倫理について

今回の実験は湘南工科大学研究倫理委員会の承認を得ている。

また実験参加者から実験参加に関する署名を得ている。

謝 辞

本研究は JSPS 科研費 JP22H01055, JP21K18535, JP20K03082 の助成を受けたものです。また、本研究の一部は、経営情報学会「ICT と教育」研究部会の助成を受けたものです。本研究成果の一部は早稲田大学理工総研プロジェクト研究「次世代 e-learning に関する研究」の一環として行われたものです。

文 献

- [1] 梅澤克之, 石田昂大, 中澤真, 平澤茂一. ビジュアル型言語からテキスト型言語への移行のための中間コンテンツの提案と評価. 電子情報通信学会 (IEICE) 技術報告, pp. 1-7, 2022.
- [2] 梅澤克之, 中澤真, 平澤茂一. ビジュアル型言語とテキスト型言語の学習時の生体情報の比較について. 電子情報通信学会 (IEICE) 技術報告, pp. 1-6, 2023.
- [3] Zhen Xu, Albert D. Ritzhaupt, Fengchun Tian, and Karthikeyan Umapathy. Block-based versus text-based programming environments on novice student learning outcomes: A meta-analysis study. *Computer Science Education*, Vol. 29, pp. 177-204, 2001.
- [4] Tomáš Tóth and Gabriela Lovászová. Mediation of knowledge transfer in the transition from visual to textual programming. *Informatics in Education*, Vol. 20, pp. 489-511, 2021.
- [5] David Weintrop and Uri Wilensky. Transitioning from introductory block-based and text-based environments to professional programming languages in high school computer science classrooms. *Computers & Education*, Vol. 142, , 2019.
- [6] Katsuyuki Umezawa, Tomohiko Saito, Takashi Ishida, Makoto Nakazawa, and Shigeichi Hirasawa. Learning state estimation method by browsing history and brain waves during programming language learning. *Trends and Advances in Information Systems and Technologies. World-CIST'18 2018. Advances in Intelligent Systems and Computing, Springer, Cham.*, Vol. 746, , 2018.
- [7] Katsuyuki Umezawa, Tomohiko Saito, Takashi Ishida, Makoto Nakazawa, and Shigeichi Hirasawa. Learning-state-estimation method using browsing history and electroencephalogram in e-learning of programming language and its evaluation. *Proceeding of the International Workshop on Higher Education Learning Methodologies and Technologies Online (HELMeTO 2020)*, pp. 22-25, 2020.
- [8] Katsuyuki Umezawa, Yutaka Ishii, Makoto Nakazawa, Michiko Nakano, Manabu Kobayashi, and Shigeichi Hirasawa. Comparison experiment of learning state between visual programming language and text programming language. *2021 IEEE International Conference on Engineering, Technology & Education (TALE)*, pp. 01-05, 2021.
- [9] Blockly games. <https://blockly.games/>. Accessed: 17 January 2023.
- [10] Jsiddle. <https://jsfiddle.net/>. Accessed: 17 January 2023.
- [11] Kouji Yoshida, Yuuta Sakamoto, Isao Miyaji, and Kunihiro Yamada. Analysis comparison of brain waves at the learning status by simple electroencephalography. *In Advances in Knowledge-Based and Intelligent Information and Engineering Systems 2012*, pp. 1817-1826, 2012.
- [12] Katsuyuki Umezawa, Tomohiko Saito, Takashi Ishida, Makoto Nakazawa, and Shigeichi Hirasawa. An electroencephalogram-based method for judging the difficulty of a task given to a learner. *Proceeding of the IEEE 17th International Conference on Advanced Learning Technologies (IEEE ICALT 2017)*, pp. 384-386, 2017.