

自動発注問題を題材とした実践的人材育成コースにおける授業改善

佐伯 幸郎 福安 直樹 神田 哲也 市川 昊平 吉田 真一
中村 匡秀 楠本 真二

AiBiC 関西では、ビッグデータ処理技術、人工知能技術、クラウド技術を用いて、社会の具体的な課題をチームで解決できる人材の育成を目的とした教育コース、AiBiC Spiral を実施している。本稿では、2017 年度の実施におけるアンケート結果に基づき、演習環境の問題と、テーマや内容に対する期待とのずれの問題について、2018 年度に取り組んだ改善活動とその結果について報告する。演習環境については運営側の工夫により改善できていることが確認できた。一方でテーマや内容に関する期待とのずれについては、改善は確認できたものの、一部の学生においては依然として期待との差異が残っていることが明らかになった。

AiBiC Kansai offers an education course, AiBiC Spiral, designed to develop abilities to solve individual social issues using Big Data, artificial intelligence, and Cloud technologies through teamwork. In this paper, we report on the problems of the environments for the education program and the discrepancies in the expectations on topics and contents found by the analysis of the questionnaire conducted in 2017, and describe the activities and results performed to improve the program in 2018. Through the improvements, we have found that the problem on the program environments has been dissolved. However, as for the discrepancies in the expectations, we have revealed that only some part of the problem was improved and there were still some students found the topics and contents provided by the program were different from their expectations.

1 はじめに

enPiT「成長分野を支える情報技術人材の育成拠点の形成」は文部科学省が推進する産学協働の実践教

Improvement and enhancement of nurturing practical IT engineer course “AiBiC Spiral”.

Sachio Saiki, Masahide Nakamura, 神戸大学大学院システム情報学研究科, Graduate School of System Informatics, Kobe University.

Naoki Fukuyasu, 和歌山大学システム工学部, Faculty of Systems Engineering, Wakayama University.

Tetsuya Kanda, Shinji Kusumoto, 大阪大学大学院情報科学研究科, Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University.

Kohei Ichikawa, 奈良先端科学技術大学院大学先端科学技術研究科, Graduate School of Science and Technology, Nara Institute of Science and Technology.

Shinichi Yoshida, 高知工科大学情報学群, School of Information, Kochi University of Technology.

コンピュータソフトウェア, Vol.37, No.1 (2020), pp.19–30. [研究論文] 2019 年 3 月 29 日受付.

育によって高度 IT 人材を育成する取り組みであり、ビッグデータ・AI 分野、セキュリティ分野、組込みシステム分野、ビジネスシステムデザイン分野の 4 分野において実践的な人材教育を行っている [7] [9].

我々は、ビッグデータ・AI 分野 (通称:enPiT AiBiC) [4] の取り組みの一つとして、関西圏を中心に、2018 年度現在 14 の大学・高等専門学校 (以下、高専) および 22 の連携企業との協働で **AiBiC 関西** を構成し、教育コース **AiBiC Spiral** を実施している [1]. AiBiC Spiral ではビッグデータ処理技術、人工知能技術、クラウド技術を融合した現実的な課題の一つとして、スーパーマーケットにおける自動発注問題を題材とした PBL (Project Based Learning) を実施している (以下、自動発注 PBL). 自動発注問題は長期間に渡る小売の販売のビッグデータ処理、データの解析、機械学習による予測モデル構築という人工知能の基礎、それらを結合したプログラムの実装とクラウド上の

サービス活用といった技術を必要とし、また開発が実施期間内に十分に終わると判断したため PBL 課題として採用している。

AiBiC 関西では 2017 年度に 52 名の学生を受け入れて AiBiC Spiral を実施したが、1 年間の実施を通して受講生が期待する教育内容と本教育コースとのミスマッチや演習環境に対する課題が明らかとなった[14]。そこで、2018 年度の実施では、教育コースの継続的な改善活動の一環として自己評価シートによる教育目的に対する内的動機づけの啓発、演習環境の改善に対する施策などを試みた。本稿では教育コースの改善に向けた 2018 年度のこれらの取り組みとその結果について報告する。

PBL を用いた教育手法については多くの事例があるが、現在でもその方法論は確立しているとは言い難く、多くの教育関係者が様々な取り組みを行い、実践を通じ明らかになった課題とその改善などについて報告を行っている[6][10][12]。本稿もこれらを倣い今後の PBL を用いた教育の一助となることを期待する。

以下、まず 2 章において AiBiC 関西における教育目標や教育カリキュラムの設計について述べ、3 章においてカリキュラムにもとづく 2017 年度の実施内容と、アンケート結果などについて説明する。4 章ではアンケート結果などに基づいて明らかになった 2017 年度の 2 つの課題について、問題点の分析結果を述べる。5 章において 4 章で指摘した問題点をもとに行った 2018 年度の実施内容を報告し、6 章でその結果を考察する。

2 AiBiC 関西の教育コース

2.1 教育目標

現代社会の課題解決においては、ビッグデータ・AI・クラウド技術の活用は欠かせない。世の中には処理しきれない大量のデータがあふれ、これらを活用して新たな価値を創出することが喫緊の課題となっている。また、多くの課題は個人の力で解決できるものではなく、チームによる解決が求められている。そこで AiBiC 関西ではそのような社会の要請に応えるため、ビッグデータ処理技術、人工知能技術、クラウド技術などを用いて、社会の具体的な課題をチーム

で解決できる人材の育成を目的とした教育を行う。

技術に対する知識は、座学・演習を通じ修得できるが、チームで課題を解決するためには、コミュニケーション力やリーダーシップが必要となり、そのような力は座学だけを通じて修得することは難しい。そのため、我々はファシリテーション演習や PBL を通じて実際にチーム活動を体験することでそれらの力の修得を目指している。

2.2 カリキュラム概要

AiBiC 関西の教育プログラムは、enPiT における教育方針のフレームワーク[5]に基づき、各校で実施されるビッグデータ・AI・クラウド技術に関連する**基礎知識学習**、夏季の集中講義から後期にかけて実施される**基礎 PBL**、基礎 PBL で培った知識を活用する**発展学習**から設計されている。AiBiC Spiral は**基礎知識学習補助・PBL 基礎**、**PBL 発展**を実施し、この教育プログラム中の基礎 PBL、発展学習に相当するコースである。対象学年は大学 3 年または 4 年、高専専攻科 1 年または 2 年とし、所属する学部・学科などには制限を設けず、幅広く学生を受け入れている。PBL の題材として、スーパーマーケットにおける自動発注問題を設定し(自動発注 PBL)、その解決を通して、ビッグデータ処理技術、人工知能技術、クラウド技術の応用技術を効率的に身に付けることを目指す。以下、AiBiC Spiral の各項目の概要を述べる。

2.2.1 基礎知識学習補助

各校で行われる基礎知識学習は、主に PBL 基礎に必要となる前提知識の習得を目的とするが、各校の実施内容は厳密には同一とならない。そのため、PBL 開始時の前提知識の共通化を目的とし、前期期間中にひと月に 1 度の割合でビッグデータ・AI・クラウド技術に関してそれぞれ集中講義として 5 コマの基礎知識学習補助を開講する。本講義は、3 コマの座学・演習、2 コマの企業セミナーから構成され、前半の座学・演習ではそれぞれの分野に対する俯瞰的な知識を身に付けることを目的とし、幅広いトピックに関して演習を中心とし学習する。また、後半の企業セミナーでは、それぞれの分野に関する技術を先進的に取り入れている連携企業により、実際の企業での利活用例や

その技術説明などについての講演を行い、受講生が学ぶ知識が今後どのように役立つかの理解を促す。また、基礎知識学習補助の最後にこれまでそれぞれ独立で学んだ各分野がどのように連携しており、それらが自動発注 PBL 内ではどのような位置づけであるかを理解するため総合演習を行う。

2.2.2 PBL 基礎

PBL 基礎では基礎知識学習および基礎知識学習補助で修得した技術をもとに、チームで課題解決を行う。PBL 基礎の主な目標は、チームでのプロジェクトの進め方を体験し、一通りの自動発注 PBL 遂行に必要なシステムを構築できるようになることである。PBL 基礎では、具体的なチーム活動に先駆けその後の活動を円滑に進めるために必要となるファシリテーションに関する講義・演習を 5 コマ行う。本講義は会議やプロジェクトを円滑に進めるための様々な手法について修得するものであり、実際のチーム活動におけるコンセンサスのとり方、タイムマネジメントの重要性など自動発注 PBL 遂行において重要なスキルとなる。受講生はファシリテーションスキルの学習後、自動発注 PBL に取り組むことになる。

2.2.3 PBL 発展

PBL 発展は PBL 基礎の課題をもとに、より大規模に拡張された課題を対象とする。PBL 発展では PBL 基礎で行っていたような対面でのチーム活動と併せ、講義時間外での遠隔によるチーム活動による課題への取り組みを行う。ここでの主な目標は、受講生チーム自身によるプロジェクトマネジメントの体験とその重要性の認識である。PBL 基礎では、あらかじめ規定された講義時間の枠内で、教員によりスケジュール管理がされたチーム活動を行っていた。PBL 発展では、講義時間枠による活動時間の制約はなくなり、最終的な成果物の完成が活動の目的となる。そのためチーム活動に利用可能な時間がチームの裁量で決められるようになり、より自由度の高いチーム活動が実施可能となる。一方で教員に管理されないチーム活動はタスクやスケジュール管理などのプロジェクトマネジメントにプロジェクトの成否が大きく支配される。受講生はこのような体験を通じ、プロジェクトマネジメントの重要性に関して受講生自身が自発

的な気付きとして身に付け、計画的かつ自主的にチーム活動を遂行する能力の修得を目指すことになる。

3 2017 年度におけるカリキュラムの実施

3.1 2017 年度の実施概要

AiBiC 関西では、2017 年度は、情報系の学部に所属する 7 大学・1 高専から 52 名の受講生 (大学 3 年生 44 名、4 年生 4 名、専攻科 2 年 4 名) を受け入れて実施した。5~8 月に月に 1 度基礎知識学習補助の後、9 月に 5 日間の PBL 基礎を連続して行い、10~12 月に PBL 発展と最終成果発表会を行った。受講生は、大阪大学中之島センターに集まり、個別技術の習得や 5~6 名の 9 チームに分かれて本教育コースを受講した。

3.1.1 基礎知識学習補助

クラウド技術

クラウド技術の講義では、クラウド技術とその発展について、歴史的な背景を含めて解説した。特に、クラウドサービスを実現する上で要素技術となる仮想計算機技術に関して詳しく解説し、クラウドサービスが有する柔軟さや、迅速な拡張性などの特徴が仮想計算機技術によってどのように実現されるのかを学習した。また、この講義の後に実施されるビッグデータや機械学習の講義で使用する Amazon Web Services(AWS) [2] の Elastic MapReduce(EMR) や Azure Machine Learning Studio[11][15](Azure ML) などの、クラウド上のビッグデータおよび機械学習プラットフォームサービスに関して概説した。演習では、クラウドを構成する仮想計算機が容易かつ迅速に生成できることを体験し、計算機リソースを制御するソフトウェア技術に関して理解を深めるため、AWS 上の EC2 サービスを利用した仮想計算機環境を構築した。演習環境としては、OS 標準のブラウザ (Microsoft Edge) と各受講生の端末にあらかじめ導入を行った RLogin を利用した。

ビッグデータ処理技術

ビッグデータ処理技術の講義では、ビッグデータの定義や活動事例を紹介した後、MapReduce の考え方について解説した。データ処理の流れを理解し実践するために、基礎部分の説明の後は演習中心の

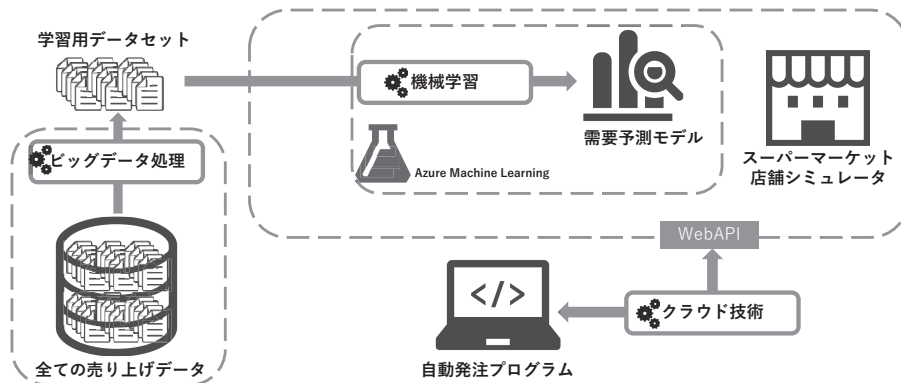


図1 PBL で開発する自動発注システムの概要

設計となっている。演習では、コーディングの前に MapReduce の考え方を身に付けるため、まずアナログなチーム演習として、チームメンバをワークノードに見立てた記号計数ゲームを実施する。その後、使用するツールをローカル環境の Apache Hadoop, EMR へと順次移行し、本格的なビッグデータ処理の演習を行った。演習環境としては各受講生の端末にあらかじめ導入を行った Eclipse 上で Java によるコーディングを行った。

人工知能技術

人工知能技術の講義は、人工知能に関する包括的な知識習得を目的とした講義である。講義では、近年注目されている機械学習に基づく人工知能だけに限らず、旧来のエキスパートシステムによる人工知能や人工知能分野発展の歴史的な解説、さらにディープラーニングなどの先進的な内容について理解できるように講義設計を行った。特に考慮した点として、なるべく平易に理解を進め、かつ実践的に活用できるように、概念としての理解を主目的として、アルゴリズムやその計算式、導出法などについては意図的に内容から排除している。人工知能技術に関する演習として、不動産オープンデータを用いた予測・分類問題を行った。演習環境としてはクラウド上に展開されたプログラミング環境である Jupyter [13] を使い、Python によるコーディングを行った。

3.1.2 総合演習

総合演習では、これまで学習したクラウド・ビッグデータ・人工知能技術の自動発注 PBL での活用を目的とし、EMR を利用したビッグデータ処理結果を用い、Azure ML 上で機械学習によるモデル構築を行った。講義では予測モデルの評価指標についての説明を行った後、Azure ML 上でのモデル構築と評価手順を説明する。その後、各自でモデル構築を工夫する演習を行った。

3.1.3 PBL 基礎

PBL 基礎では小売店における商品発注業務を自動化する自動発注プログラムの開発を題材としている。

我々が設定した自動発注問題は、POS データ（スーパーマーケットの日別販売実績データ）から得られる過去の販売実績や、天気の情報などから機械学習により需要予測モデルを構築し、そのモデルに基づいて小売店の利益ができるだけ大きくなるように自動的に発注業務を行うシステム（図1）の開発である。

自動発注 PBL では、チーム対抗による自動発注システムの能力向上を一つの達成目標とした（自動発注コンテスト）。ここで自動発注システムの能力とは、指定された期間で発注業務を行った際の店舗の利益であり、期間中の総売上額から総仕入額を引いたものとする。各チームは、Azure ML を利用して需要予測モデルを作成する。小売店の振る舞いを再現する店舗シミュレータ上で、作成した需要予測モデルに基づいて発注業務を行う自動発注プログラムを作成する

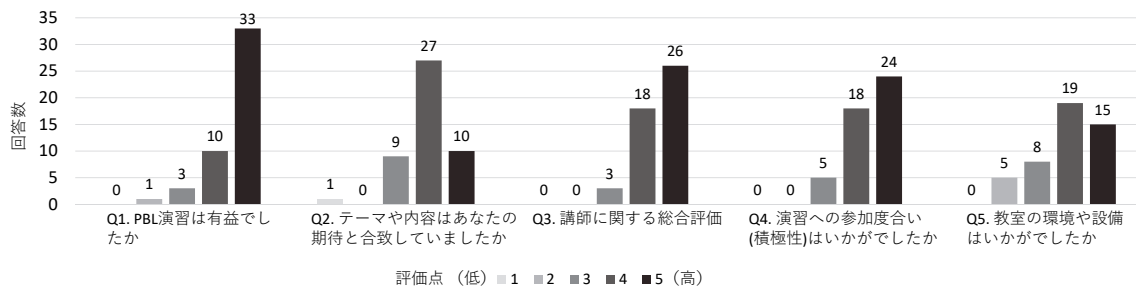


図 2 2017 年度授業アンケート結果

ことによって、システムの性能評価を行う。

PBL 基礎では、最初に個人の演習として店舗シミュレータを操作するための API を一通り説明した後、チームごとに自動発注システムを実装する。練習として、ヨーグルトの販売実績データを対象に機械学習アルゴリズムの選定やパラメータチューニングなどの工夫ポイントをチームで相談しながら実装を進める。機械学習の教師データには、用意した 2009～2013 年の 5 年間のデータのうち 1～3 年目のものを利用する。チーム作業では、フリーライダー（チームの他のメンバーに任せて積極的に作業に参加しない学生）の出現がしばしば問題となるが、これを回避するため、ジグソー法 [3] による知識の共有やモブプログラミング [8] を基にしたフラッシュリレーコーディング (FRC) による開発手順の共有を行った。ジグソー法では、機械学習のアルゴリズムを指導者から 6 つ指定し、チームのメンバー各人がそれぞれのアルゴリズムを調査した上で、同じアルゴリズムを調査した他のチームのメンバーと議論を行い、その結果を各チームに持ち帰って共有させた。FRC では、チームのメンバー全員が一つの画面を共有し、一人のメンバーがドライバーとなってキーボードを操作する。これを、全員がドライバーとなるように短時間でドライバーを交代しながら実装を進めることを PBL 基礎の初日に実施した。

一通りチームで実装したところで、中間報告会として、各チームの工夫点を発表してもらう。また 4 年目のデータを利用して実際に店舗シミュレータを実行し、各チームの自動発注システムの性能を共有した。

3.1.4 PBL 発展

PBL 発展では、販売実績の傾向の異なる複数の商品に予測対象を広げて総合的な結果の向上を目指す。また、結果が偶然に左右されにくいように、試行の過程を記録として残すことを各チームに指示する。予測精度の指標には、売上額から仕入額を差し引いた利益の数値を用いる。自動発注 PBL における自動発注システムの開発では、この利益を最大化することが一つの達成目標である。しかしながら、利益を追求するあまり、特定のメンバーだけが作業をするようになっては我々の教育目標から考えると本末転倒である。そこで、一定水準以上の自動発注システムを開発し、かつ全員がチーム活動を経験することが本教育コースの PBL の目的であると受講生に認知させるため、最終成果発表会では、チームごとに PBL 発展を通じどのような活動をどのように分散された状況で行ってきたかなど、チーム活動に対する報告と、予測に対しチームが取った戦略などの報告を受講生に求めた。また、教員により 5 年目のデータを対象として店舗シミュレータを実行し、商品ごとの順位やチャンスロス率・廃棄率などの分析結果と、総合順位の発表などを行った。

3.2 2017 年度の実施結果

2017 年度の我々の取り組みを評価するため、本年度受講生に対し終了後にアンケートを行った。受講生 52 名中 47 名から回答を得た。アンケートは各項目を 5 段階で回答し、数字が大きいほど高い評価を意味する。アンケートの設問と回答の一部を図 2 および以下に示す。

Q1：PBL 演習は有益でしたか。

43 名が有益である (4 以上) と回答した。一方で、2 と回答した学生が 1 名おり、基礎的な講義の不足を指摘していたが、本演習は多くの学生にとって有益なものであった。

Q2：テーマや内容はあなたの期待と合致していましたか。

37 名が合致していたと回答した一方、9 名はどちらともいえない、1 名は合致していなかったと回答した。Q1 ではより多くの学生が PBL 演習を有益と感じていたことから、テーマや内容が期待と合致していないと感じていた学生も、本講義には満足したと考えられる。

Q3：講師に関する総合評価。

44 名が 4 以上の評価を付けており、講師に対する評価は高い。したがって、本 PBL 演習運営において、講師のスキルは十分であったと考えられる。

Q4：演習への参加度合い (積極性) はいかがでしたか。

積極的に参加した (4 以上の評価) と回答した受講生は 42 名であった。PBL は受講生の主体的な活動を前提にしており、89%の受講生から積極的に参加したとの回答を得たことは本演習の有用性を示す一つの指標となる。これはチーム作業において問題となるフリーライダーの出現を回避するため、PBL 基礎において行ったジグソー法による知識の共有や FRC によって、全員が開発に参加することを意識づけたことも要因の一つと考えられる。一方で、本設問は受講生の主観による評価であり、特に自身が関与したものに対しては一般的に積極性に対し高い評価を付けがちであることも留意する必要がある。また、本教育コースの参加学生はあらかじめ各大学内での説明会や選抜などを自発的に受けた者であり、そもそもモチベーションが高い学生が多いという傾向も本結果に寄与していると考えられる。

Q5：教室の環境や設備はいかがでしたか。

4 以上の評価を付けた学生が 34 名であり、72%の受講生が良いと感じていた。一方で 2 を付けた学生は 5 名おり、教室の環境や設備に対し改善点があることがわかる。2 を付けた学生のコメントでは全員が

表 1 2017 年度アンケート分析

	Q1	Q2	Q3	Q4	Q5
平均値	4.60	3.96	4.49	4.40	3.94
中央値	5	4	5	5	4
分散	0.50	0.59	0.38	0.45	0.91

演習に用いた部屋の通信環境が挙げられていた。これは演習に用いた環境がブラウザベースでありネットワーク接続が必須であったが、多人数が 1 カ所に集まることにより無線通信の品質が低下することで演習環境へのアクセスが出来ないことが講義序盤では発生していたため、これに起因したアンケート結果であると考えられる。この問題に対しては、問題の発生を認識後、機器の入れ替えなどを行った。

4 問題点の分析

本教育プログラムの継続的な改善活動の一環として、2017 年度のアンケート結果に基づいて改善点の抽出を行った。Q1～Q5 について、それぞれ平均値、中央値、分散を表 1 に示す。

表 1 によると、5 段階評価の 5 つの質問において中央値が 5 ではなかったのは Q2 と Q5 であった。また平均値も相対的に低いことから、これらの項目について受講生からの評価が他の項目に対し低いことが明らかになった。また Q5 に関しては分散が大きいため、環境に対する不満の大小には個人差が大きいことが分かった。そこで、これらの項目について、特に低スコアをつけた受講生の自由記述について精査を行い、2018 年度の実施における改善に向けて詳細に分析した。

4.1 Q2. テーマや内容はあなたの期待と合致していましたか

本項目は受講生が期待する教育内容と本教育プログラムとのミスマッチを問う設問である。回答者の 21% (10 名) が 3 以下の評価であり、期待とのミスマッチが少なからず発生していたことがこの結果から伺える。それらの受講生の自由記述による回答から、講義内容に対するミスマッチとチーム活動に対するミスマッチがあることが分かった。基礎知識学習補

助の各講義では限られた時間の中で AI やビッグデータ、クラウドの最新技術について扱うようにしているが、一方で自動発注 PBL においては、AI・ビッグデータ・クラウドの各技術をいかに組み合わせてチームとして成果を出すかという点を重視しているため、最新技術よりむしろ枯れた技術の利用が中心となっている。そのため、受講動機が最新技術に触れたい・知りたいという部分にある受講生にとって、活動の中心となる自動発注 PBL ではそのような期待に合致しなかった可能性がある。また、我々の自動発注 PBL は、チーム全員で協力し一つの課題へ取り組むことで、開発知識の共有方法、プロジェクトマネジメントに必要となる他者との協調やタスク管理などの、技術以外の能力も身に付けることを目指している。システムの完成はそのような経験を得るための一つの手段にすぎず、それ自身が最終的な目的ではない。そのため、システムの効率的な完成を自動発注 PBL の主目的であると考えていた学生は、協調作業の重要性を低く評価し、結果としてチームでの作業に対する期待とのミスマッチが大きかった可能性がある。

4.2 Q5. 教室の環境や設備はいかがでしたか

本項目は本質的には講義・演習を実施する教室の環境や設備などの不満・不足などを問う設問である。実際には設問に対するコメントには演習で利用する開発環境や、動作速度などに対する言及が多く、受講生からの低評価の要因になっている。以下に授業評価アンケートから得られたコメントより多く見られた問題点について述べる。

4.2.1 ネットワーク接続に関する問題

我々の講義環境は、講義時に受講生全員に対し1台ずつノート PC を貸与し、無線 LAN でのネットワーク接続を行い、Google Drive による講義資料の配布や演習を行っている。無線 LAN の接続は円滑な講義遂行に向け重要な事項であると当初より認識していたため、問題が発生後すぐに、大規模な環境構築にも対応可能な設備を準備した。具体的には約 60 台の端末に対し、4 台のアクセスポイント (AP) を設置し、AP ごとの最大接続数制限、AP ごとのチャンネル分離、電波強度にもとづく AP 切り替えを用いたロー

ドバランシングの実施などを設定した。当初の想定では先に挙げた設備更新により講義遂行に対し十分な帯域を実現できていると考えていた。しかし実際の演習時には外部への接続に対し時間がかかる、接続ができないなどの問題が起きた。この問題に対し問題が発生するタイミング、作業内容などからその問題の多くがバックグラウンドで行われる OS (Windows 10) の自動更新であることが判明した。特に月 1 度程度の講義間隔があるため、講義開始時には全端末が更新を始め、無線 LAN の特性上多くの輻輳が発生し、結果としてネットワーク接続が不安定になる問題が顕著に出る傾向が強いことが明らかになった。

4.2.2 演習環境・言語の分散

2017 年度の実施では、基礎知識学習補助で行った演習環境は、ブラウザと RLogin を用いた AWS の操作、Eclipse を用いた Java による Hadoop 演習、ブラウザ上の Jupyter を用いた Python による機械学習演習であった。また自動発注 PBL はブラウザを用いた Azure ML と Jupyter を用いた Python による自動発注プログラムを行っている。アンケートのコメントではこのような講義設計に対し、利用言語・開発環境の分散による学習のし辛さが多く挙げられていた。事前に講義で必要となるプログラミング言語に対しての言及がなかったため、講義当日に初めて Java を使う、Python を使うといった事態が発生していた。

4.2.3 サーバ過負荷の問題

人工知能技術に対する講義は、機械学習への理解を深めるため、予測、分類などの初歩的な内容について実際にプログラミングの演習を行っている。演習は予習・復習などを効率的に行えるよう外部からアクセス可能な Jupyter サーバに対しブラウザでアクセスし行う。2017 年度の実施では Intel Xeon E5649 × 2 (計 12 物理コア)、メモリ 96GB のサーバ上で受講生全員の Jupyter を動作させていた。実行が分散されるような比較的実行時間の小さなコードで演習を行う場合には大きな問題とはならないが、機械学習のアルゴリズムのような実行が長いコードを同時に受講生が実行する状況下においては過負荷の状態になり、結果として本スペックのサーバでは大多数の受講生のコードが実行待ちの状況となり、円滑に演習を進

めることができなかった。

5 2018年度におけるカリキュラムの実施

2018年度は情報系の学部には所属する9大学・2高専(大学3年生50名, 4年生8名, 専攻科1年5名)から63名の受講生を受け入れ, 各チーム7名の9チームで実施した(2017年度比, 2大学1高専の追加, 受講生11名の増加)。基本的なカリキュラム設計は前年度と同様であるが, 5.2.2で後述する使用言語の統一に合わせ, データ処理入門を初回に行い, また総合演習を夏季集中へと移動しPBL基礎の前に行った。また, 大きな変更点として2017年度には後期に行っていたPBL発展相当の一部を夏季集中の翌週に合宿として実施し, その後の分散期間を1か月としたことが挙げられる。

5.1 Q2についての施策

4.1節で挙げた受講生のミスマッチの問題に対応するため, 2018年度は施策1~3の3つの施策を行った。各施策の詳細を以下に記す。

5.1.1 講義内容に対するミスマッチの問題

施策1: 受講生募集のための統一資料の用意

2017年度は本教育コースを本格的に実施した初年度であり, 受講生の募集も初めてであった。そのため, 受講生の募集は各大学の担当教員等に一任されていたが, 初年度で授業の事例がまだなかったこともあって, 担当教員によってニュアンスの異なる説明が行われていた可能性は否定できない。そこで, 2018年度の募集にあたっては, 各大学の担当者が共通に利用できるような統一の説明資料を用意した。統一資料は, グループワークを中心としたコースであること, 技術の習得ではなく技術を利用したシステム開発のPBLであることなどを13ページのスライドとその補足資料にまとめたもので, またどの大学においても過不足なく説明が実施されるようなナレーションを合わせた11分程度にビデオ化し, 各大学に配布した。これにより受講する段階でのミスマッチの減少を目指した。

- | |
|------------------------------------|
| S1. 作業を始める前に計画を立てましたか |
| S2. 計画では作業の成果物を具体的に定義できましたか |
| S3. 計画は必要なタイミングで見直すことができましたか |
| S4. 計画にそって開発を進めることができましたか |
| S5. 計画した目標は達成できましたか |
| S6. 振り返り時に他のメンバの作業内容に関して情報共有できましたか |
| S7. 議事録・実験ノートは適切に作成できましたか |
| S8. 自分はチームに何らかの貢献ができましたか |
| S9. 自分の作業はチームのコンセンサスを得て実施しましたか |
| S10. 自分の意見をチームに表明できましたか |
| S11. 特定のメンバに依存せずにチームとして活動できましたか |

図3 自己評価シート

5.1.2 チーム活動に対するミスマッチの問題

チーム全員で協力し一つの課題へ取り組むことで, 開発知識の共有方法, プロジェクトマネジメントに必要な他者との協調やタスク管理などの技術以外の能力も身に付けるというPBLの目的を受講生全員で共有するために, 二つの施策を実施した。

施策2: 自己評価シートによる振り返り

まず, PBLにおける活動の振り返りの手段として自己評価シートを用意した。自己評価シートに基づいて活動を振り返ることで, 受講生自身にPBLの目的を改めて確認させるとともに, メンバの自己評価結果をチームにフィードバックしチームの中での意識の違いを認識させた。

自己評価シートの評価項目として列挙したものを図3に示す。教育コースの最後に行うPBL発展3日間のうち, 初めの2日間において, 各日終了時に評価項目を5段階で評価した上で提出させ, 翌日朝にフィードバックを行いそれに基づいた当日の計画を行わせた。項目S1~S5は作業の計画性に関する質問である。チームとして活動するためには, 計画に基づいてメンバが作業を行うことが重要であり, また必要に応じて見直すというプロセスを認識させるためにこれらの項目を最初に列挙している。項目S6~S7は情報共有に関する質問である。他のメンバが何をしているかということ把握しながら作業を進めることはチーム活動において重要である。項目S8~S11は自分の活動に対する振り返りである。各自が能動的にチーム活動に参加することを促すためにこれ

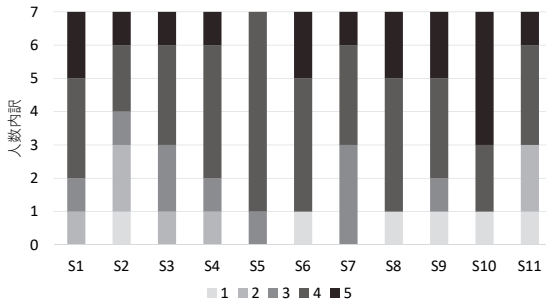


図4 チームに対する自己評価結果のフィードバック事例

らの項目を設定している。

メンバの自己評価の結果をチームに対して提示したフィードバックの例を図4に示す。フィードバックでは、チーム内の認識の差を示すため、個人を特定せずにそれぞれの評価項目に対して1~5の評価を付けたメンバがそれぞれ何人いたかを積み上げ棒グラフで表した。

施策3：最終成果発表会での報告項目の設定

自動発注PBLで実装する成果物の一つの目標として、利益の最大化を設定しているが、このことは最終成果発表会での報告内容が、いかに最終成果物の実装を工夫したかという一点に陥ってしまうという危険をはらむ。一方で、自動発注PBLの目的をチーム活動だけに焦点を当てて設定すると、コミュニケーションの取り方や情報共有の仕方を工夫するそもそもの動機を失いかねない。理想は、チーム活動の方法を工夫したその結果によって最終成果物の質が向上することであるが、これまでの自動発注PBLの実施においては、受講生が成果物の質の向上ばかりに着目して、負荷の高いコミュニケーションを避ける傾向も少なからず見られた。そこで2018年度の実施においては、最終成果発表会での各チームからの報告内容として、以下を含めることを前提に自動発注PBLを進めるように指示を行った。

- 最終提出プログラムの概要
- 最終プロダクトに至るまでの経緯
- チーム活動に関する工夫
- 計画と実態の差、計画の修正

5.2 Q5についての施策

4.2節で挙げた演習環境の問題に対応するため、2018年度は施策4~6の3つの施策を行った。各施策の詳細を以下に記す。

5.2.1 ネットワーク接続に関する問題

施策4：自動更新の停止

OSの自動更新によるネットワークへの過負荷が明らかになったため、2018年度の実施に向けOSの自動更新を停止する施策を行うことを検討した。しかしながら我々が演習端末として用意していたノートPCに搭載されているOSであるWindows10では、OSの自動更新に対する方針の変更が多く、一定期間の停止は行えるが再度設定が必要になる、レジストリの変更やサービスの停止などを行った場合にも挙動が安定せず自動更新の設定が戻っている、など利用者側での制御が困難であった。最終的には、講義時に接続する無線LANをOS側の設定で従量課金ネットワークとすることで、安定して講義開始時の自動更新を停止することができた。

5.2.2 演習環境・言語の分散に関する問題

施策5：使用言語の統一

演習環境と使用言語の統一をはかるため、教材の見直しを行った。学生が最も長い期間触れることになるPBL発展での演習環境ではJupyterを用いてPythonで開発を行うため、基礎知識学習補助で利用する演習環境もJupyter環境へ移行することとした。具体的には、クラウド演習ではSSHクライアントをRloginからJupyterのTerminal機能からの利用へ変更し、Pythonを用いた外部APIの利用演習の追加を行った。ビッグデータ演習ではHadoopをJavaではなくPythonから利用する演習への変更を行い、Jupyter上から行えるよう変更した。さらに、開発環境(Jupyter)、言語(Python)への理解を深めるよう事前課題として簡単なJupyter上でのPythonプログラミングを受講生へ予習として課すことで、事前にこれらの環境に慣れてもらった。また、予習課題の確認とアイスブレイクを兼ね、初回講義の前にデータ処理入門として、受講生同士がチームで補問しあえるPython演習を実施した。

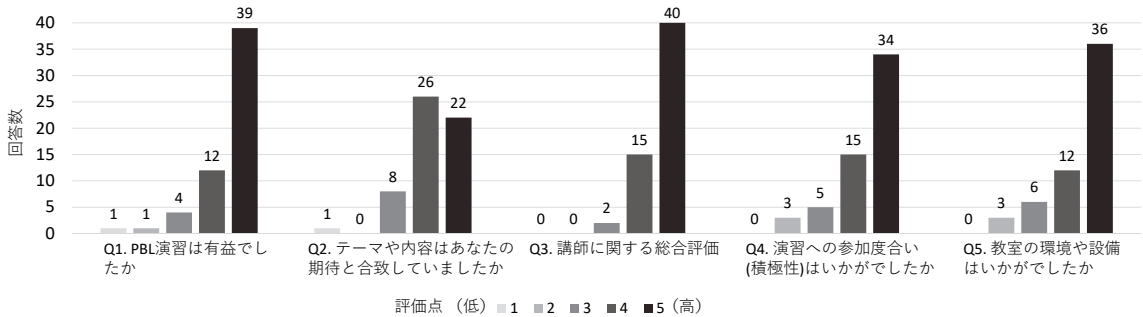


図 5 2018 年度授業アンケート結果

5.2.3 サーバ過負荷の問題

施策 6：AWS の活用

2018 年度は 5.2.2 で述べた通り、全ての演習環境を Jupyter サーバ上での実行を前提とした。そのためより一層のサーバ負荷に対する対応が必要となり、利用サーバの分散化、高スペックサーバへの変更などを検討した結果、管理のコスト、受講生への利便性などから IaaS のクラウドサービスである Amazon Web Service の EC2 を利用することとした。必要となるスペックを検討し vCPU72、メモリ 144GB の c5.18xlarge で演習サーバを構築した。なお、本スペックの EC2 インスタンスは \$3.06 が時間当たり発生するため、AiBiC Spiral 期間中全てを賄うことは現実的でない(1 か月あたり約 \$2200) と考え、負荷が集中する中之島での講義日には AWS のサーバを、それ以外の予習・復習課題をおこなう期間では昨年度と同様のサーバを利用した。

6 結果と考察

2018 年度の実施結果を評価するため、2017 年度に実施したものと同一項目で受講生に対して 5 段階評価によるアンケートを最終成果発表会終了後に実施し、57 名から回答を得た。結果を図 5 および表 2 に示す。

2018 年度の改善点として挙げた Q2、Q5 の各質問項目については、平均値がそれぞれ 4 を超えるなどわずかながら改善が見られた。特に Q5 に対しては回答者の 63% が 5 の評価を付けており、演習環境に関する課題は 2018 年度の施策によりおおむね克服できたと考えられる。Q2 については、2018 年度は受

表 2 2018 年度アンケート分析

	Q1	Q2	Q3	Q4	Q5
平均値	4.57	4.19	4.67	4.40	4.42
中央値	5	4	5	5	5
分散	0.71	0.65	0.29	0.73	0.77

講生が増えたにもかかわらず 3 以下の評価を付けた受講生の人数は 2017 年度から横ばいの一方で、5 を付けた受講生が増えた。また、最終成果発表会のスライドに含まれるチーム活動に関する報告の占める割合は、2017 年度は平均 24% であったが、2018 年度は平均 43% に増加するなど、実装したシステムのアルゴリズムやパラメータ設定の説明への偏りが減ったことを確認した。以上のことから、受講生募集時の説明の改善や自己評価シートによる振り返り、最終成果発表会における報告事項の設定の実施により、指導者側の意図はある程度は伝わったのではないかと考えられる。これらの改善活動を行った上で、Q1、Q3、Q4 についての評価が、2017 年度から大きな変化は見られず、2018 年度においても受講生にとって有益な教育コースが実施できていると考えられる。一方で、期待とのミスマッチを指摘する受講生は依然として存在していた。ここで Q2 に対して 1 をつけた受講生の回答を精査したところ、ミスマッチの主要因が講義のテーマに対するものではなく、演習などの難易度によるものであった。Q2 は Q1 や Q4 との相関が高く (Q1-Q2 の相関係数: 0.60, Q2-Q4 の相関係数: 0.52)、PBL への参加意欲や満足度にも大きく影響している。PBL ではチーム活動が主となるため、チー

ムの他のメンバへの影響も少なからずあり、ミスマッチの軽減は今後も継続的に検討する必要がある。自由記述による回答では、より高度な技術を駆使しなかったという意見がいくつか見られたが、PBLの内容に取り込むことは現状では難しいため、基礎知識学習や企業セミナーなどの中でそれらの受講生に対する対応ができればと考えている。

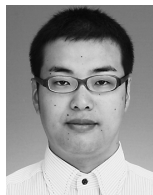
7 おわりに

本稿では enPiT 「成長分野を支える情報技術人材の育成拠点の形成」ビッグデータ・AI分野における AiBiC 関西で行っている教育コース AiBiC Spiral について、2017年度、2018年度の2年間の実施に関する報告を行った。2017年度の実施後に行った受講生アンケートの結果で明らかになったいくつかの問題点について詳述し、これらの問題に対し2018年度に実施した改善について述べ、その施行結果について報告を行った。アンケートの結果から、演習環境に関する受講生の満足度の低下は、運営側の工夫により改善できたことが分かった。一方で受講生の受講動機に直結するテーマや内容に関する期待とのミスマッチについては、ある程度の改善は見られたものの、依然としてミスマッチを指摘する受講生もいた。今後は、受講者数増加に対しても安定して利用可能な環境の設計や受講生の期待とのミスマッチが明らかになった際の対応などについて検討を進める必要がある。

謝辞 本教育コースの実施にあたりご尽力頂いた AiBiC 関西参画校、連携企業の関係者各位ならびに本教育コースの受講生各位に感謝します。

参考文献

- [1] AiBiC 関西: <https://aibic-spiral.enpit.jp/>.
- [2] Amazon Web Services: <https://aws.amazon.com/jp/>.
- [3] Aronson, E. and Patnoe, S.: *Cooperation in the Classroom: The Jigsaw Method (3rd ed.)*, New York: Pinter & Martin Ltd, 2011.
- [4] enPiT AiBiC: <https://aibic.enpit.jp/>.
- [5] enPiT2 成長分野を支える情報技術人材の育成拠点の形成: <http://www.enpit.jp/>.
- [6] 福安直樹, 井垣宏, 佐伯幸郎, 水谷泰治, まつ本真佑, 楠本真二: チーム内の役割分担を考慮したソフトウェア開発 PBL の評価基準と状況把握支援, 電子情報通信学会論文誌 D 特集論文 (多様化する学習・教育支援論文特集), Vol. J98-D (2015), pp. 117-129.
- [7] 春名修介, 楠本真二, 井上克郎: 実践的情報教育協働ネットワーク: enPiT, *SEC journal*, Vol. 10, No. 2 (2014), pp. 54-57.
- [8] Hohman, M. and Slocum, A.: *Mob Programming and the Transition to XP, Extreme Programming Perspectives*, Succi, G., Marchesi, M., Williams, L., and Wells, J. D.(eds.), Addison-Wesley, 2002, chapter 28.
- [9] 井上克郎, 楠本真二, 後藤厚宏, 鶴林尚靖, 北川博之: 実践的情報教育協働ネットワーク enPiT, 情報処理, Vol. 55, No. 2 (2014), pp. 194-197.
- [10] 木塚あゆみ, 伊藤恵, 大場みち子, 美馬義亮, 柳英克: 高度 ICT 人材育成プログラム改良手法の提案, コンピュータソフトウェア, Vol. 35, No. 1 (2018), pp. 28-40.
- [11] Microsoft Azure Machine Learning: <https://azure.microsoft.com/ja-jp/services/machine-learning/>.
- [12] 奥本素子, 岩瀬峰代: プロジェクトベースドラーニングにおける自発的行動分析, 日本教育工学会論文誌, Vol. 36, No. 3 (2012), pp. 205-215.
- [13] Project Jupyter: <https://jupyter.org/>.
- [14] Saiki, S., Fukuyasu, N., Ichikawa, K., Kanda, T., Nakamura, M., Matsumoto, S., Yoshida, S., and Kusumoto, S.: A Study of Practical Education Program on AI, Big Data, and Cloud Computing through Development of Automatic Ordering System, *2018 IEEE International Conference on Big Data, Cloud Computing, Data Science Engineering (BCD)*, 2018, pp. 31-36.
- [15] 脇森浩志, 杉山雅和, 羽生貴史: クラウドではじめる機械学習: *Azure ML* でらくらく体験, リックテレコム, 2015.



佐伯幸郎

1996年高知工科大学大学院博士後期過程了。博士(工学)。同年同大学助手。2010年同大学助教。2013年神戸大学システム情報学研究科特命助教。2016年同大先端融合研究環特命助教。2017年同大システム情報学研究科特命講師。デジタル信号処理, ソフトウェア工学教育, 教育工学に関する研究に従事。IEICE, IEEE 各会員。



福安直樹

1996年名古屋大学工学部情報工学科卒業。2000年同大学大学院工学研究科情報工学専攻博士後期課程修了。博士(工学)。同年和歌山大学システム工学部助手。同助教を経て、2014年より同准教授。ソフトウェア開発環境、ウェブ工学、ソフトウェア工学教育に関する研究に従事。JSSST, IPSJ, JSiSE 各会員。



神田哲也

2016年大阪大学大学院情報科学研究科博士後期課程修了。同年奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士研究員。2017年大阪大学大学院情報科学研究科特任助教。2018年より同研究科助教。博士(情報科学)。ソフトウェア進化、ソースコード解析に関する研究に従事。IEEE, IPSJ 各会員。



市川晃平

2008年同大学大学院情報科学研究科博士課程修了。関西大学ソシオネットワーク戦略研究機構博士研究員、大阪大学情報基盤本部助教を経て、現在、奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科准教授。博士(情報科学)。分散システムに関する研究に取り組み、分散システムを支えるミドルウェアからアプリケーション応用までの幅広い研究開発に従事。IPSJ, IEICE, JSAI, IEEE 各会員。



吉田真一

1996年中央大学理工・電気電子工学科卒。1998年東京工業大学大学院総合理工学研究科知能システム科学専攻修士、2001年同博士課程了。博士

(工学)。東京工業大、青山学院大、高知工科大助教、同大講師、現在、高知工科大学情報学群准教授。ソフトコンピューティング、ニューラルネット、画像認識、医用画像処理などの研究に従事。IEEE, IEICE, IPSJ, JSOFT 各会員。



中村匡秀

1999年大阪大学大学院博士後期課程了。2000年同大サイバーメディアセンター助手。2002年奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科助手。2007年神戸大学大学院工学研究科准教授。2010年同大学院システム情報学研究科准教授。2013年グルノーブル大学在外研究員。2016年理化学研究所革新知能統合研究センター(AIP)客員研究員。博士(工学)。サービス・クラウドコンピューティング、ソフトウェア工学、スマートホーム、スマートシティ、加齢工学の研究に従事。IEEE, ACM, IPSJ 各会員。



楠本真二

1988年大阪大学基礎工学部情報工学科卒業。1991年同大学大学院博士課程中退。同年同大学基礎工学部助手。1996年同講師。1999年同助教。2002年同大学大学院情報科学研究科助教。2005年同教授。博士(工学)。ソフトウェアの生産性や品質の定量的評価、プロジェクト管理に関する研究に従事。IPSJ, IEICE, JSSST, IEEE, JFPUG, PM学会, SEA 各会員。