

# 学生の成長を考慮した講義課題処理過程のモデル化とその性能評価に関する研究 － VCHS 待ち行列モデルによる －

田中 秀明 指導教員：奥田 隆史

## 1 はじめに

近年、知識・スキルだけでなく人間の全体的な能力を定義し、それをもとに育成すべき人間像を設定して教育の諸政策を進める動きが、世界的な広がりを見せている [1]. 例えば「21 世紀スキル」である。これは国際的ハイテク企業を中心とした国際団体「ATC21S」が定めたものであり、批判的、創造的に思考し、協力的に働き、技術利用の進化に適応する能力のことである。「21 世紀スキル」には思考方法が含まれ、具体的項目として、**学び方の学習**（何をどのように学習するか）があげられている [2].

本研究では、大学生を対象に、自らの学習・学修行動を内省し改善させるきっかけ（**学び方の学習の支援**）として、待ち行列モデルの性能評価結果を利用することの有効性を示した [3, 4, 5, 6]. 文献 [3, 4, 5, 6] では、1 人の学生が複数の教員から課せられる課題をこなす過程（**学生の講義課題処理過程**）に着目した。学生の講義課題処理過程において、学生は複数の講義を受講する。それらの講義において、教員は学生に対して様々な種類の課題（Various Customers）を出題する。そして、学生は教員から課された課題をどのような順序で取り組むかを考え、課題をこなすための学修方法（Heterogeneous Servers）を選択し、課題に取り掛かる。このような学生の講義課題処理過程について、本研究では、教員から学生に課せられる課題をジョブ、その課題をこなす学生がとる学修行動をサービスシステムと捉えることにより、1 人の学生の講義課題処理過程をサーバー能力成長型 VCHS 待ち行列モデル [3, 4, 5, 6] として表現した。提案モデルでは、学生が量的な経験に応じて成長する過程を、学生が課題に取り掛かるときの処理能力（課題処理能力）の変動として表現している [3, 4]. また、学生が質的な経験に応じて成長していく過程を、学生が課題を振り分けるときの判断能力（課題振り分け判断能力）の変動として表現している [5, 6].

本稿では、特に、学生の課題振り分け判断能力の変動が、学生のこなす課題の特性量にどのような影響を与えるのかをシミュレーションにより検証し、その結果を中心にまとめる（修士論文では、先に述べた、学生が経験に応じて成長する過程を整理し、学生の学修行動として、いくつかの学生タイプを考えている）。

以下、第 2 節では、学生の講義課題処理過程の評価モデルについて述べる。第 3 節では、学生の学修行動が学生のこなす課題の特製量にどのような影響を与えるかをシミュレーションにより検証し、結果について考察する。最後に第 4 節で、まとめと今後の課題について述べる。

## 2 学生の講義課題処理過程の評価モデル

本稿で用いるサーバー能力成長型 VCHS 待ち行列モデルを図 1 に示す。このモデルは、サービスシステムにジョブが到着する「到着課題」とサービスシステムでジョブが処理を受ける「学生の学修行動」から成る。以降に、各々の詳細について説明する。

### 到着課題 (Arrival Assignments)

到着課題は、その課題の持つ属性からいくつかの出題形式に分類することができ、学生が受講する各講義において、課題の出題形式には、到着間隔、締切、出題数の 3 つの属性があるものとする。このとき、各講義で教員から学生に課される課題には様々な種類があるため、ジョブクラス  $C_n (n = 1, 2, \dots, N)$  があるものとする。また、課題には様々な分量があるため各課題の処理に要する平均処理時間は異なるものとする。

### 学生の学修行動 (Student's Learning Behavior)

学生の学修行動において、学生は課された課題への取り組み順序を考えるものとする。また、学生は課題をこなすための学修方法を複数種類持ち合せているものとする。

課題への取り組み順序を待ち行列モデルにおけるサービス規律 [7] に対応付ける。本稿では、8 つのサービス規律：① FCFS (first come first served), ② SSTF (shortest service time first), ③ LSTF (longest service time first), ④ NDFS (nearest deadline first served), ⑤ RND\_ROB (round robin), ⑥ RND\_SSTF (round robin with SSTF), ⑦ RND\_LSTF (round robin with LSTF), ⑧ RND\_NDFS (round robin with NDFS) の場合を考える。

課題をこなすための学修方法には様々な種類があるため、サーバー  $S_m (m = 1, 2, \dots, M)$  があるものとする。サーバー  $S_m$  は課題ジョブクラス  $C_n$  を処理することができる。ここで、学生は、課題ジョブクラス  $C_n$  に応じて、学修方法のサーバー  $S_m$  を変えて、課題を振り分ける。課題ジョブクラス  $C_n$  によって、課題をこなすための最も効率の良い学修方法は異なる。そのため、学生は課題ジョブクラス  $C_n$  に対応した平均課題処理率  $\mu_{mn}$  の指数分布にしたがって、課題を学修方法のサーバー  $S_m$  で処理するものとする。

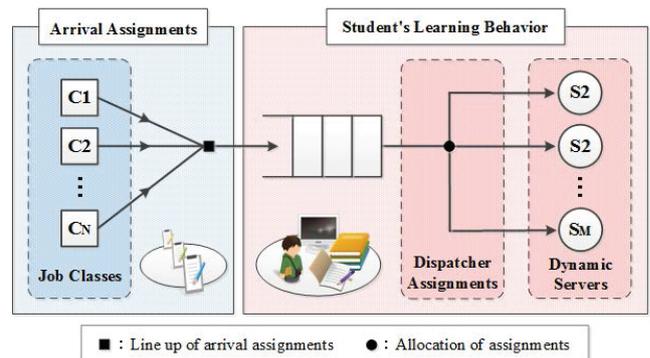


図 1: サーバー能力成長型 VCHS 待ち行列モデル

上述した評価モデルにおいて、学生は課題をこなす過程で経験に応じて成長するものとする。本稿では、学生の能力成長として、学生が持つ (1) 課題を振り分けるときの判断能力（課題振り分け判断能力）が変動すること、(2) 課題に取り掛かるときの処理能力（課題処理能力）が変動すること、の 2 点（図 1 の「学生の学修行動」における 2 つの点線枠に対応）について考える。

### (1) 課題振り分け判断能力 (Dispatcher Assignments) :

学生は、能率を向上させるための改善方法を課題をこなす過程で覚える。このことから、学生自身の自己内省 [8] を考慮するために、学生が持つ課題振り分け判断能力が変動するものとする。ここでいう自己内省とは、学生が学修行動における試行錯誤を通して内省し、結果にもとづいて思考や行動を変化させ、次の課題に取り組む際に最適な学修方法を選択することである。

具体的には、強化学習 (Q 学習) の考え方 [9] を導入する。Q 学習の基本的な枠組みでは、あるエージェント（行動主体、本研究では学生）が環境の状態  $s_q$  に基づきある行動  $a_q$  を選択する。そして、行動  $a_q$  に基づいた環境の変化にともなって、報酬がエージェントに与えられ、エージェントはより良い行動（行動価値関数） $Q(s_q, a_q)$  を学習していく。行動価値関数  $Q(s_q, a_q)$  の一般的な更新式は、

$$Q(s_{x+1}, a_{x+1}) \leftarrow Q(s_x, a_x) + \alpha_Q \left[ r_{x+1} + \gamma_Q \max_{a_{x+1}} Q(s_{x+1}, a_{x+1}) - Q(s_x, a_x) \right] \quad (1)$$

となる。ここで、 $s_x$  は、学生が課題を  $x$ [個] こなした時点での環境を、 $a_x$  は、学生が課題を  $x$ [個] こなした時点での行動を表す。また、 $\alpha_Q$  は学習率 ( $0 < \alpha_Q \leq 1$ )、 $\gamma_Q$  は割引率 ( $0 < \gamma_Q \leq 1$ ) である。本研究で利用する Q 学習は次の 5 ステップからなる。

**Step 1:** 全状態とその時に取り得る行動  $s_q, a_q$  の組に対して、初期の  $Q(s_q, a_q)$  値をランダムに決定する。**Step 2:** 状態を初期  $s_0$  にセットする。ここで  $x = 0$  とする。**Step 3:** 状態  $s_x$  から  $\epsilon$ -greedy 法を用いて、行動  $a_x$  を選択し、更新式 (1) に基づき、 $Q(s_q, a_q)$  を更新し、状態は  $s_{x+1}$  に移行する。 $\epsilon$ -greedy 法とは、一定の確率  $\epsilon$  で、ある環境  $s_q$  から取り得る行動のうち一つをランダムに選び、 $1 - \epsilon$  の確率である環境  $s_q$  から最大の  $Q(s_q, a_q)$  値をもつ行動  $a_q$  を選択する方法である。**Step 4:** Step 3 を一定回数おこなったら、 $s_q$  を最初の状態  $s_0$  に戻す。**Step 5:** Step 3 と Step 4 を一定回数行ったら終了する。

## (2) 課題処理能力 (Dynamic Servers) :

学生の成功経験の積み重ねから生じる自己効力感 [10] を考慮するために、サーバー  $S_m$  の平均課題処理率は、学生がこなした完了課題数に応じて変動するものとする。このとき、学生がある時点でこなした完了課題数を  $x$  [個] とし、 $x$  個目の課題のジョブクラスを  $C_k (k = 1, 2, \dots, N)$  とする。サーバー  $S_m$  でジョブクラス  $C_n$  をこなしたときの平均課題処理率は、

$$\mu_{mn}(x) = \mu_{mn}(x-1) + \omega_{mk} \Delta \mu_{mk}(x) \quad (2)$$

となる。ここで、 $\omega_{mk}$  はサーバー  $S_m$  全体の成長を表現するための重みとし、 $k = n$  のとき  $\omega_{mk} = \alpha$ 、 $k \neq n$  のとき  $\omega_{mk} = \beta$  とする。また、 $\Delta \mu_{mk}(x)$  は学生の学修行動による処理率の変動を表現するための関数である。本稿では、 $\Delta \mu_{mk}(x)$  の変動について次の (a)~(c) の場合を考える。課題処理時間  $t$ 、上限課題処理時間  $t_l$  としたとき、(a)  $t \leq t_l$  の場合正、(b)  $t_l < t$  の場合 0、(c) 課題の締切によって課題が破棄された場合負の値をとる。

## 3 数値例

課題の出題形式として、表 1 を考える。課題の各出題形式にしたがう講義の受講数をそれぞれ、(A)  $\times 4$ 、(B)  $\times 4$ 、(C)  $\times 2$  とし、表 2 に示す時間割を想定する。このとき、各講義で課される課題の種類  $N = 3$  とする。

表 1: 課題の出題形式

出題形式	到着間隔 (h)	締切 (h)	出題数
(A) 各週	168	168	15
(B) 中間	1176	336	2
(C) 期末	2520	504	1

表 2: 大学 1 年生前期の時間割

時限	月	火	水	木	金
1			(C)	(C)	(B)
2	(A)	(B)			(A)
3	(B)	(A)			(A)
4		(B)			

学生がとる学修方法は、認知心理学の分野における学習スタイルの観点から、浅い、精緻、深い 3 つの次元で示すことができる [11]。したがって、学修方法の種類  $M = 3$  とする。ジョブクラス  $C_n$  に対応した、サーバー  $S_m$  の初期課題処理率  $\mu_{mn}(0)$  [課題数/時間] を  $\mu_{11}(0) = 1/12$ 、 $\mu_{22}(0) = 1/24$ 、 $\mu_{33}(0) = 1/36$ 、 $\mu_{12}(0) = \mu_{13}(0) = \mu_{21}(0) = \mu_{23}(0) = \mu_{31}(0) = \mu_{32}(0) = 1/48$  とする。また、各種パラメータは  $\alpha_Q = 0.1$ 、 $\gamma_Q = 0.9$ 、 $\epsilon = 0.3$ 、 $\alpha = 1.0$ 、 $\beta = 0.5$ 、 $t_l = 120$  とする。

このとき、学生の学修行動が学生のこなす課題の特性量にどのような影響を与えるのかをシミュレーションにより検証した結果を図 2 に示す。なお、結果はいずれも 50 回のシミュレーションの平均値である。

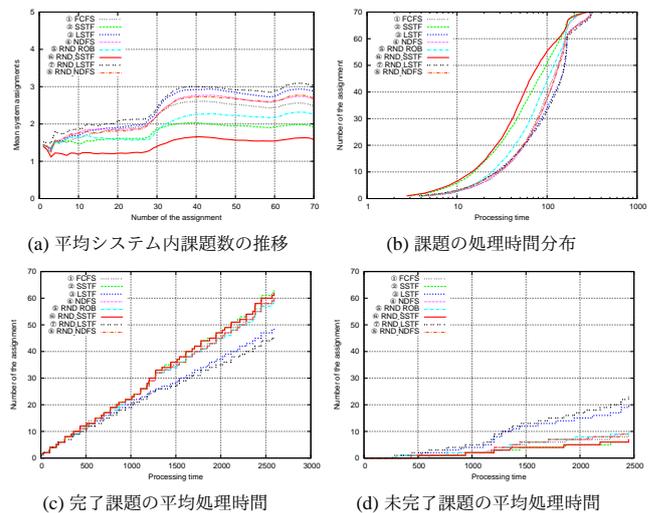


図 2: 学生がこなす課題の特性量

以上の結果から、文献 [3, 4] における考慮前の結果 (ランダムに課題を振り分ける、振り分け方法 Y) に比べ、学生が抱え込む課題数は減少し、課題の処理時間も全体的に短くなることがわかる。したがって、学生は自身の学修行動に対する自己内省 (学修の振り返り) をおこない、課題に合った学修方法で課題に取り組むと良いということを示唆している。

また、図 2a と図 2b より、最良の課題への取組み順序の選択は「⑥ RND\_SSTF」であるということがいえる。さらに、図 2c と図 2d では、「③ LSTF、⑦ RND\_LSTF」と「その他の取組み順序」で二極化傾向がみられる。これらのことから、学修方法が定まらないような初年次学生は、「課された課題への取組み順序の選択」に焦点を当て、学修行動の改善を図ることが効果的であるということを示唆している。

## 4 おわりに

本稿では、学生の自己内省を考慮した 1 人の学生の講義課題処理過程をモデル化し、学生の課題振分判断能力の変動が特性量にどのような影響を与えるのかをシミュレーションにより検証し、考察した。

今後の課題として、(1) Q 学習の考え方に關するパラメータ決定方法の検証、(2) 各学生が実際におこなっている学修行動等をシミュレーション条件に反映し、個々の学生に対応したシミュレーションをおこなうことなどがあげられる。

なお、修士論文では、本稿で得られた結果等をもとに、学生に合ったより良い学修方法について考察している。また、学生への質問用紙調査に基づくシミュレーション結果の妥当性について述べ、本研究の応用可能性について考察している。

## 参考文献

- [1] 松下佳代, 『「新しい能力」は教育を変えるか: 学力・リテラシー・コンピテンシー』, ミネルヴァ書房, 2010.
- [2] 松尾知明, 『21 世紀型スキルとは何か-コンピテンシーに基づく教育改革の国際比較』, 明石書店, 2015.
- [3] Hideaki Tanaka, Yoichi Utsunomiya and Takashi Okuda, "Performance evaluation of VCHS queuing model with smarter servers for teaching academic study skills," IEEE International Professional Communication Conference 2015, Limerick, Ireland, 12-15 July 2015.
- [4] 田中秀明, 宇都宮陽一, 奥田隆史, "アカデミックスキル教育支援に向けたサーバー能力成長型 VCHS 待ち行列モデルの性能評価," 電気学会論文誌 C (電子・情報・システム部門誌), Vol.135 No.12 pp.1453-1462, 2015.
- [5] Hideaki Tanaka, Yoichi Utsunomiya and Takashi Okuda, "Development of visualization and performance evaluation model of learning behaviors of university students," International Conference for Media in Education 2016, Kyoto, Japan, 18-20 August 2016.
- [6] 田中秀明, 宇都宮陽一, 奥田隆史, "学生の成長を考慮した講義課題処理過程のモデル化とその性能評価," 電気学会論文誌 C (電子・情報・システム部門誌), Vol.137 No.3 pp.431-444, 2017.
- [7] 高橋幸雄, 森村典典, 『混雑と待ち』, 朝倉書店, 2009.
- [8] ディル・H・ジャンク, バリー・J・ジマーマン, 『自己調整学習と動機づけ』, 北大路書房, 2009.
- [9] 三上貞芳, 皆川雅章, 『強化学習』, 森北出版, 2000.
- [10] 佐伯胖, 渡部信一, 『「学び」の認知科学辞典』, 大修館書店, 2010.
- [11] 辰野千寿, 『学習方略の心理学 - 賢い学習者の育て方 -』, 図書文化社, 1997.