

エージェントシミュレーションにおけるログクラスターを 利用したシミュレーション結果の分類

Classification of simulation results using log clusters in agent simulation

田中 祐史¹ 菊地 剛正² 國上 真章¹ 山田 隆志³ 高橋 大志² 寺野 隆雄¹

Yuji Tanaka¹, Takamasa Kikuchi², Masaaki Kunigami¹, Takashi Yamada³,
Hiroshi Takahashi², Takao Terano¹

¹東京工業大学 ²慶応義塾大学 ³山口大学

¹Tokyo Institute of Technology ²Keio University ³Yamaguchi University

Abstract: In this research, in the financial simulation model, we decompose the set of whole logs into systematic log clusters according to the model structure and clarify the properties of the log cluster. The method used in this research is unique as an intermediate level analysis method of macro statistical analysis of the entire log and a method to describe and analyze one log at the micro level. In this research, we apply this method to the results of existing research on financial simulation dealing with chain failures of financial institutions. We break down the simulation results contained in the log into multiple log clusters, and interpret log clusters.

1. はじめに

本研究では、金融シミュレーションモデルにおいて、得られたすべてのログをモデルの構造に従って互いに近い実行結果を持つログの集合（以下ログクラスターと呼ぶ）に系統的に分割し、シミュレーション結果の分類を行う。ここでログ全体とは、シミュレーションにおいて乱数によって生成される初期値以外の変数・パラメータを共有する、与えられた回数分の試行 (run) のログを要素とする集合である。またモデル構造とは、モデルの目的、モデルに含まれるオブジェクトとそれを特徴づける状態変数、モデルのプロセス、モデルを構成する要素のコンセプト等の組を指し、具体例としては、ODD プロトコル[6][7]がある。

冒頭で定義したようにログクラスターは、条件設定を共有するログの中から互いに近い実行結果を持つログの集合であり、時間軸に沿って似通った実行結果を持つログの束と考えることが出来る。ログ全体をこのような束にクラスタリングすることで、個々のログの比較やログ全体の統計的代表値からは把握しきれない、実行結果のパターンを検出し、相互に比較することが可能となると考えられる。

本研究では、金融シミュレーションで生成される様々なパターンのログをログクラスターとして分類し、分析することを試みる。本手法は、これまでの

ログ全体のマクロな分析と、一つのログをミクロレベルで分析する方法の中間レベルでの分析手法として独自性を有する。マクロな分析においては、シミュレーション結果についてあらかじめ定めた統計的指標について、パラメータとの関連を分析している[5][8]。一方、一つのログをミクロレベルで分析する方法では、特定のログを取り出し、エージェントの動きを追いかけて分析を行っている[1]。両方の手法を合わせて利用している研究[3][4][9]もあるが、マクロな分析とミクロな分析の中間レベルで全体の挙動を確認しつつ、両分析の利点を生かしてモデルの性質を分析できる手法についての研究は行われていない。

マクロな分析では、シミュレーション出力の性質及び入力との関係を、定量的に記述する。松島ら[8]は実験計画法を避難シミュレーションに応用し、急激に出力が変化する入力パラメータの組み合わせを探索している、また、倉橋[5]は評価関数を設定し、進化計算手法や、強化学習手法で最適化パラメータを得る逆シミュレーション手法を提案している。しかし、マクロな分析では、挙動が異なるログの集合が存在する場合には、必ずしもシミュレーションの結果を捉えきれないとは限らない。

一つのログをミクロレベルで記述・分析する方法では、特定のログを取り出し、エージェントの行動レベルで観察し、実在するケースと照らし合わせな

がら分析が可能である[9][10]. 例えば, 和泉ら[1]はモデル設計者が意図的に好ましい状態を作り出し, それらを繋ぎ合わせることで任意な世界を生成している. しかし, シミュレーションの結果分析者が観測したログ以外にも多数の結果が存在しうるのであるため, そのログだけで十分であるかという疑問が残る.

本研究では特定の金融シミュレーションモデル[3][4]を例題として, そのログ全体の集合をモデル構造に従った系統的なクラスター (ログクラスター) に分解し, ログクラスターの性質を明らかにする.

2. ログのクラスタリング

本手法は, これまでのログ全体のマクロな統計分析と一つのログをマイクロレベルで記述・分析する方法の中間レベルであるログクラスターの性質に注目した分析手法である. 図1は本手法の概要である. 本手法は, ログ全体をモデル構造に従ってクラスタリングし, ログクラスターを得て各クラスターの性質を明らかにする.

ログ全体とは, シミュレーションにおいて乱数によって生成される初期値以外の変数・パラメータを共有する, 与えられた回数分の試行 (run) のログを要素とする集合である.

モデル構造とは, モデルの目的, モデルに含まれるオブジェクトとそれを特徴づける状態変数, モデルのプロセス, モデルを構成する要素のコンセプトのことである. たとえば ODD プロトコル[6][7]で記述できる. モデルの目的に対して, 分析者が明らかにすべきシミュレーション結果の性質がわかる. また, シミュレーション結果の性質が, どのデータを観測することで明らかにできるかが分かる. 本手法では, ログクラスターの代表元の性質をログクラスターの性質として扱う.

このモデル構造をもとにした分析については一般的であり, マクロな分析, ミクロな分析においても利用されている. マクロな分析においては, その観測データを集約し, 分析しやすくしているが, 当然データの情報は減っている. 一方, ミクロな分析においては, 扱うデータを単一のログに絞ることでの観測データをそのまま扱い, 詳細な分析を可能としている. しかし, 単一のログごとにデータを扱わなくてはならない.

クラスタリング手法の利点の一つは, 大きなデータセットをより簡単に理解できることである[2]. クラスタリングでは与えられたデータ集合を, 決められた手順に従ってクラスターという部分集合に自動

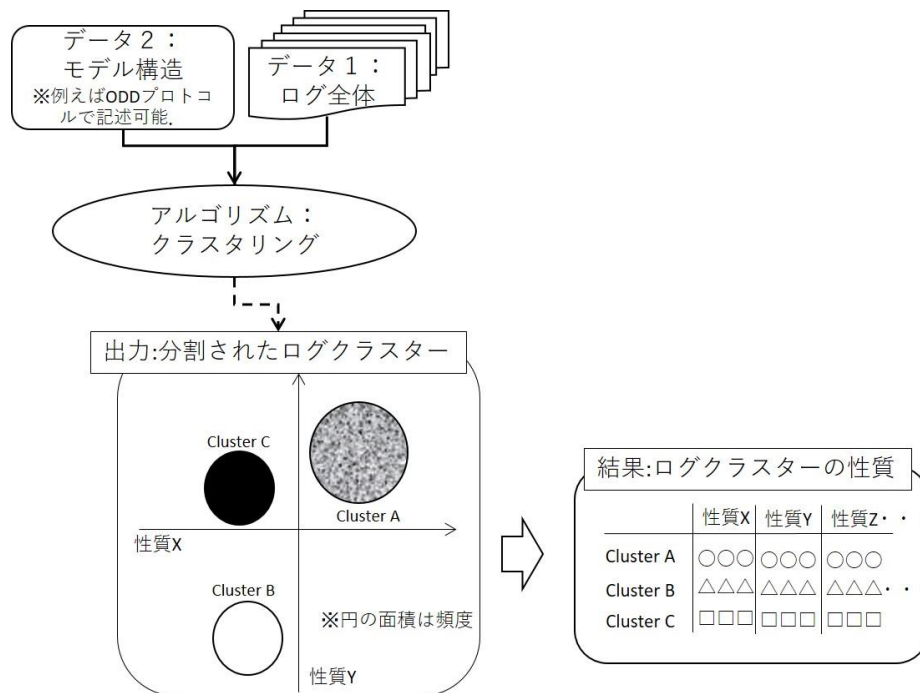


図1 手法の概要 ログ全体とモデル構造を入力とし, ログをクラスタリングすることで, ログクラスターとログクラスター単位の性質を得る. モデル構造を用いることで, モデルが扱っている現象を分析する観点を反映することが出来る.

的に分ける。例えば、典型的な手法である階層的な手法は、データ間の距離を定義し、最も距離が近いデータを逐次的に併合していくことを繰り返していくことで、距離が近いもの同士のクラスターを得ることができる手法である。

本手法では、モデル構造から得られる観測データを用いてクラスタリングを行うことで、ログ全体の観測データを集約せずに扱いつつ、ログの性質を明らかにすることが可能である。

3. 金融シミュレーションへの適用

本研究では、金融システムにおける破綻の伝播を表現する既存のシミュレーションモデル[3][4]を対象とし、本手法を適用する。まず、当該の破綻伝播モデルについて説明をし、その後手法を適用する。

3.1 破綻伝播モデル

菊地ら[3][4]はリーマンショックや欧州危機等、金融機関の破綻が金融システム全体に波及するリスク、いわゆる“システムック・リスク”に注目し、金融機関を取り巻く金融規制・運営制約や中央銀行の政策が、金融システムの安定性に与える影響の分析をエージェントシミュレーションにより行った。

上記の目的を達成するために、以下の問題にアプローチしている。(1)市場性資産の価格下落により主要金融機関における破綻の連鎖は生じ得ないのか。(2)金融規制・運営制約により破綻の連鎖のリスク(破綻数など)は低減されるか。(3)中央銀行の政策によって破綻の連鎖のリスク(破綻数など)はどこに転嫁するか。

方法論としては、共通資産への価格ショックを織り込んだ破綻伝播と資金流動性による破綻を陽に表現し、金融規制・運営制約や中央銀行の政策を扱えるエージェントモデルを構築している。

主要な結果としては、(1)市場性資産の価格変動による金融機関の財務・信用状況の変化を通じた破綻

の連鎖は生じ得ること。(2)金融規制・運営製薬の組み合わせによっては、むしろ個別金融機関の破綻可能性を高めること。(3)中央銀行の政策は、先行研究で言及されているものとは別のリスクをもたらす可能性があること、を示している。

3.2 適用手順と結果

本節では、破綻伝播モデルに本手法を適用する。具体的に、モデル構造に従ったクラスタリングを行うことで、ログクラスターの性質を明らかにし、シミュレーション結果の分類を行う。

3.2.1 利用したデータとアルゴリズム

本節では、破綻伝播モデルにログのクラスタリングを適用し、モデル構造に従ったクラスタリングを行うことで、ログクラスターの性質を明らかにできることを示す。具体的には、得られたログクラスターの性質を明らかにし、各ログクラスターに含まれるログの分析を行う。

本研究でログのクラスタリングを適用した際、用いたデータとアルゴリズムの詳細を説明する。また、得られた結果を説明する。

ログのクラスタリングを適用した際の、データとアルゴリズムの概要を表1に示す。表1の各項目は、2章で説明した各データ、アルゴリズムにそれぞれ対応している。(データ1:ログ全体)特定のAgentの市場性資産と現金の保有割合を10%ずつ変化させ、それぞれ500試行ずつのログの集合。ほかのパラメーターは固定している。(データ2:モデル構造)ODDプロトコルで記述されたモデル構造から得られた観測項目と性質を利用している。観測項目:破綻エージェントの順番と、破綻理由を文字列に変換し扱う。ログの性質:出現頻度、破綻step数、保有市場性資産(アルゴリズム)階層クラスタリングのウォード法を利用。ログ間の距離はレーベンシュタイン距離を利用。

表 1 適用したデータとアルゴリズム

		説明
データ	データ1:ログ全体	Agent0の市場性資産と現金の保有割合を10%ずつ変化させ、それぞれ500試行ずつのログの集合。ほかのパラメーターは固定
	データ2:モデル構造	観測項目:破綻エージェントの順番と、破綻理由→文字列として扱う ログの性質:出現頻度、破綻step数、保有市場性資産
アルゴリズム	ログのクラスタリング	階層クラスタリングのウォード法を利用。ログ間の距離はレーベンシュタイン距離を利用。

Agent0の破綻要因	
市場性資産価格の変動による自己資本比率変化	→A
貸出先の破綻による自己資本比率変化	→B
資金繰り	→C
資本超過	→D
Agent0以外の破綻要因	
市場性資産価格の変動による自己資本比率変化	→E
貸出先の破綻による自己資本比率変化	→F
資金繰り	→G
資本超過	→H
2つの破綻Agentのstepの空き	
5ステップ以内	→I
6ステップ以上	→J

step	対象エージェント	破綻理由
91	10	資金繰り
91	0	自己資本比率
		1stepの空き
92	11	資金繰り
92	16	資金繰り
92	14	資金繰り
92	19	資金繰り
		14stepの空き
106	15	資金繰り
106	17	資金繰り
		1stepの空き
107	12	資金繰り



G
B
I
G
G
G
G
J
G
G
I
G

図 2 ログの変換ルールと例

本研究では特定の Agent を中心とした破綻に着目し、シミュレーション結果を分類する。特定の Agent (以下 Agent0) の市場性資産と現金の保有割合を 10%ずつ変化させ、それぞれ 500 試行ずつのログの集合。ほかのパラメーターは[4]と同様に生成したものを固定している。

破綻伝播モデルのモデル構造から得られた観測項目と性質を利用している。観測項目：破綻エージェントの順番と、破綻理由を文字列に変換し扱う。これは、破綻伝播モデルの ODD プロトコルで記述されたモデル構造から得られた。ODD プロトコルにおける項目の 1 つである観測の項目は「ABM において、テスト、理解、分析のために集められるデータ」と説明されている[7]。図 2 はモデル構造から得られた観測項目の例と、文字列への変換ルールである。ログの性質は、出現頻度、破綻 step 数、保有市場性資産で示す。

クラスタリング手法は、階層クラスタリング手法のウォード法を利用しており、ログ間の距離は時系列データであるため、文字列データの距離を求める手法であるレーベンシュタイン距離を利用している。

3.2.2 3つのログクラスターとその性質

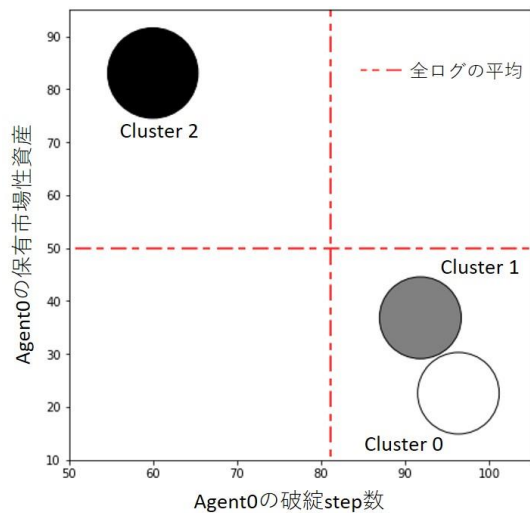
すべてのログを表の構造、手法に従ってクラスタリングし、3つに分けた結果、各ログクラスターの性質が得られた。

Cluster0 は僅差ではあるが最も出現頻度が低い。3つのクラスターのうち、Agent0 の保有する市場性資産は最も少なく、Agent0 の破綻ステップ数は最も遅い。Cluster1 は Cluster0 と似た性質のログクラスターである。Cluster0 と似てはいるが、比較し Agent0 の保有する市場性資産が多く、Agent0 の破綻ステップ数が早い。Cluster2 はほかの 2 つと性質が大きく異なり、さらに出現頻度も最も多い。Agent0 の保有する市場性資産は最も多く、Agent0 の破綻ステップ数は最も早い。

3つのログクラスターから分かる傾向として、保有する市場性資産の量が多いほど、破綻ステップ数が早まる傾向にある。モデルでは市場性資産の価格は減少していく設定になっており、モデルの前提と整合的な結果である。

ログクラスターごとのログを集計した値での性質だけではわからない詳細の性質を明らかにするため、各ログクラスターから、ログクラスターの中心に近いログから代表的なログを抽出し、ログ分析を行った。

Cluster0 は度重なる 2 社の破綻を受け止めたものの、3 社目の破綻で耐えきれず、それまで金融システムを支えていた agent0 が破綻したことで、7 社の連鎖的破綻が生じた。Cluster 1 は 1 社の破綻を受け、大口資金供給先だった agent0 も影響を受け、連鎖破綻となったもの。その後の市場性資産下落を受け、



	出現頻度	破綻step数	保有市場性資産
cluster0	30.9%	96.4	22.6
cluster1	31.1%	91.8	36.8
cluster2	38.0%	60.0	83.1

図 3 手法を適用し得られたクラスタとその性質

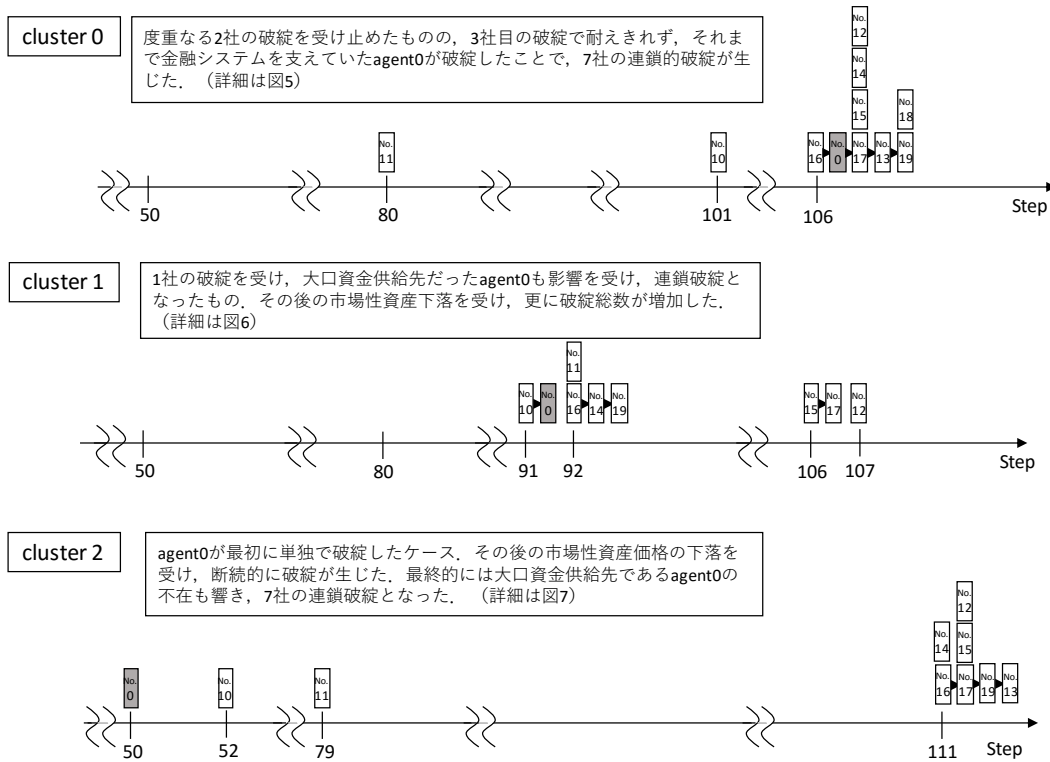


図 4 各ログクラスターの代表的なログの分析

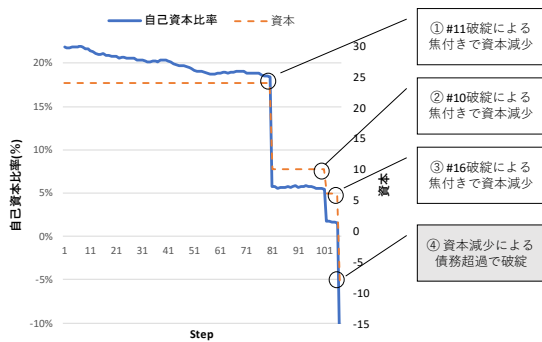


図 5 Cluster0 での Agent0 が破綻に至る過程

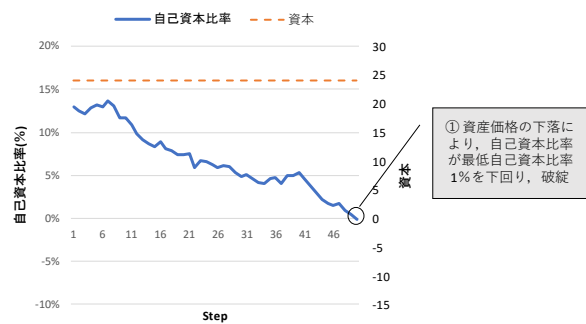


図 7 Cluster 2 での Agent0 が破綻に至る過程

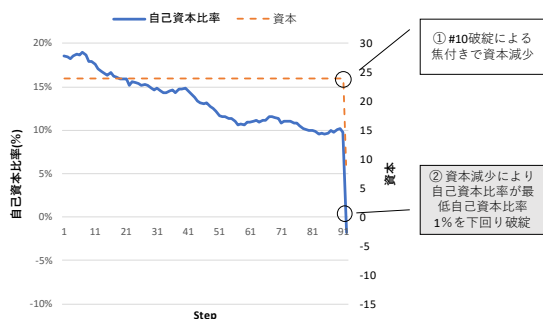


図 6 Cluster1 での Agent0 が破綻に至る過程

更に破綻総数が増加した。Cluster2 は agent0 が最初に単独で破綻したケース。その後の市場性資産価格の下落を受け、断続的に破綻が生じた。最終的には大口資金供給先である agent0 の不在も響き、7 社の連鎖破綻となった。

Cluster 0,1 は集計した性質では似ていたが、ログ分析を行うと異なる解釈が可能なログであることが分かる。3つのログは Agent0 の破綻 step の早さが Cluster 0 から順に遅くなっており、3つの Cluster 全体での傾向と同様である。

4. 結論・まとめ

本研究では、金融シミュレーションモデルにおいて、そのログ全体の集合をモデル構造に従った系統的なクラスター（ログクラスター）に分解し、ログクラスターの性質を明らかにした。本手法は、これまでのログ全体のマクロな統計分析と一つのログをマイクロレベルで記述・分析する方法の中間レベルでの分析手法として独自性を有する。

本研究では、既存の金融シミュレーションモデルである破綻伝播モデル[3][4]を例題とし、手法を適用した。

特定の Agent を中心とした破綻パターンについてのシミュレーション結果が3つに分類され、それぞれ(1)複数の破綻に耐え切れず破綻するケース。(2)他社に巻き込まれて破綻が発生するケース。(3)単独で破綻し、他に破綻伝播していくケース、であった。

今後の課題は以下の3点である。

1. クラスタリングの対象とするモデル構造をどう選定するかのより詳細な指針を検討する。
2. モデル構造と、それに適したアルゴリズムとの関連を明らかにする。
3. 他のモデルへも本手法を適用し、本手法におけるモデル依存の部分と汎用的な部分とをより明確にする。

参考文献

- [1] 和泉 潔, 池田 竜一, 山本 仁志, 諏訪 博彦, 岡田 勇, 磯崎 直樹, 服部 進: 可能世界ブラウザとしてのエージェントシミュレーション: ターゲットマーケティングへの応用, 電子情報通信学会論文誌, 96(12), 2877-2887,(2013)
- [2] Everitt B.S., Landau S., Leese M., & Stahl D.: Cluster Analysis 5th Edition, Wiley, (2011)
- [3] 菊地 剛正, 國上 真章, 山田 隆志, 高橋 大志, 寺野 隆雄: エージェントシミュレーションを用いた中央銀行の資金供給が金融機関の連動的な破綻に与える影響の分析, 経営情報学会誌, 25(3), 1-17,(2016)
- [4] 菊地 剛正, 國上 真章, 山田 隆志, 高橋 大志, 寺野 隆雄: エージェントシミュレーションを用いた金融規制が金融機関の連動的な破綻に与える影響の分析. 人工知能学会論文誌, 31(6), 1-11,(2016)
- [5] 倉橋 節也: 社会システムの研究動向 4-評価, 分析手法(2)-モデル推定と逆シミュレーション手法, 計測と制御, 52(7), 588-594, (2013)
- [6] Grimm V., Berger U., Bastiansen F., Eliassen S., Ginot V., Giske J., DeAngelis D.L.: A standard protocol for

describing individual-based and agent-based models, Ecological Modelling, 198(1-2), 115-126, (2006)

- [7] Grimm V., Berger U., DeAngelis D.L., Polhill J.G., Giske J., & Railsback S.F.: The ODD protocol: A review and first update, Ecological Modelling, 221(23), 2760-2768, (2010)
- [8] 松島 裕康, 内種 岳詞, 辻 順平, 山下 倫央, 伊藤 伸泰, 野田 五十樹: 実験計画法による実験数削減と有意なパラメータ探索の避難シミュレーション分析への適用, 人工知能学会論文誌, 31(6), 1-9, (2016)
- [9] Kobayashi T., Takahashi S., Kunigami M., Yoshikawa A., Terano T: Is There Innovation or Deviation? Analyzing Emergent Organizational Behaviors through an Agent Based Model and a Case Design, The Fifth International Conference on Information Process and Knowledge Management eKNOW 2013, 166-171,(2013)
- [10] Terano T., Kobayashi T., Takahashi S., Kunigami M., & Yoshikawa A: Case Meets Agent-Simulation: Toward Model-Based Case Development in a Service Domain, Proc. 2013 Frontier in Service Conference 2-5, (2013)