

ПРИМЕНЕНИЕ СТРАТЕГИЧЕСКОЙ РЕФЛЕКСИИ В ИМИТАЦИОННОМ МОДЕЛИРОВАНИИ

А.А. Воробьев, М.П. Филяев (Санкт-Петербург)

Непрерывное усложнение и взаимная интеграция современных организационных, технологических, экономических, социальных и других процессов приводит к тому, что множество характеризующих процесс параметров многократно возрастает [10], в то время как зависимости между этими параметрами отсутствуют или могут задаваться лишь в неявном виде. Для исследования подобных процессов уже более 60 лет, а особенно активно – в последнее десятилетие широко применяется имитационное моделирование² [1]. Спецификой имитационной модели является одновременное применение как детерминированных, так и переменных параметров. В [6] с целью различения они условно названы переменными (x_1, x_2, \dots, x_i) и параметрами (y_1, y_2, \dots, y_j) соответственно.

Несмотря на активное развитие теории и соответствующих программных средств, имитационное моделирование на практике по-прежнему применяется весьма ограниченно. Во многом это обусловлено известными пробелами в самой методологии моделирования, например, сложностями обеспечения адекватности модели, достоверности исходных данных, оперативной подготовки больших объемов исходных данных и поиска оптимального (условно) решения.

Необходимость моделирования сложных процессов, все чаще приобретающих междисциплинарный характер, неизбежно приводит к «громоздким» математическим моделям. Возникающие трудности существенно различны для аналитических и имитационных моделей. Для первых характерна интеграция нескольких частных моделей (получающиеся комплексные модели часто называются «суррогатными»), использующих различные математические методы. Основные проблемы возникают в согласовании моделей, в том числе, по входным и выходным данным, и в поиске оптимального решения существенно нелинейных моделей [23].

Усложнение имитационных моделей связано, прежде всего, с существенным увеличением количества переменных параметров, достигающим десятков и сотен тысяч. Трудности возникают с поиском глобального оптимума, при наличии локальных. В общем случае при использовании, например, J переменных параметров (задаваемых так называемыми «движками» (y_1, y_2, \dots, y_j)) оптимальное решение следует искать в $(J+1)$ -мерном пространстве. Параметр $(J+1)$ задается непосредственно оптимизируемым функционалом. По данному целевому параметру и происходит синхронизация всех переменных параметров (рис. 1), см. [3]).

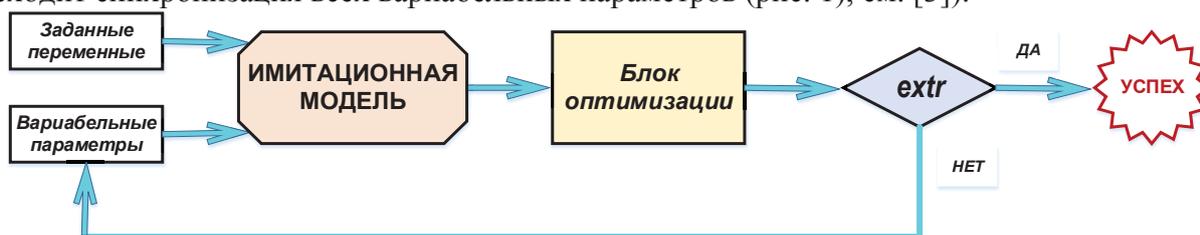


Рис. 1. Общая схема поиска оптимального решения при использовании имитационной модели

Принципиальные теоретические трудности и большие практические потребности в разработке достаточно универсальных алгоритмов поиска оптимального решения при использовании имитационных моделей (независимо от вида моделей, перечисленных в [1]) стимулировали огромное количество исследований и публикаций в этой области [15, 24, 30, 34]. Для имитационных моделей, содержащих сравнительно небольшое число параметров (от нескольких десятков до нескольких сотен), показали удовлетворительные результаты известные оптимизационные алгоритмы имитации отжига (*simulated annealing*), генетические (*genetic algorithm*), поиска с запретами (*tabu search*).

²В такой хронологии не учитывается т. н. статистическое имитационное моделирование, зародившееся во второй половине XIX века.

При наличии в модели нескольких тысяч параметров большое распространение получили методы статистического ранжирования и выбора (*ranking and selection*) [18, 19, 22], а также различные регрессионные алгоритмы [16, 26]:

- регрессии на основе системы поддерживающих векторов (*SVR*);
- крикинг (*kriging*), или регрессия на основе гауссовских процессов;
- многомерная непараметрическая регрессия (*MNR*).

Между тем, дальнейшее усложнение имитационных моделей потребовало разработки алгоритмов поиска оптимальных решений для случаев применения десятков и сотен тысяч параметров. В последнее десятилетие научные исследования в этой области приобретают растущую популярность и на сегодняшний день увенчались созданием серии алгоритмов так называемого «роевого интеллекта» (*swarm intelligence*), в качестве основных преимуществ которых декларируются простота, гибкость и эргодичность [31, 35]. Среди известных метаэвристических алгоритмов большую популярность для практических приложений приобрели:

- метод роя частиц (*particleswarmoptimization*) [25, 28, 29];
- алгоритм кукушки (*cuckoo search*) [20, 27, 33];
- алгоритм светлячков (*fireflyalgorithm*) [13, 34, 36], и другие.

Таким образом, поиск оптимального решения при использовании имитационных моделей уже сам по себе является непростой задачей. Существует, однако, еще одно обстоятельство, влияние которого на границы применения математического и, в частности, имитационного моделирования не менее значимо. Речь идет о ситуации, когда решение не удовлетворяет ограничениям, накладываемым на оптимизируемый функционал. Продемонстрируем такую ситуацию на простом примере.

Пусть из пункта A в B следует перевезти железнодорожным транспортом на производственную практику a групп студентов, численность которых составляет от b_1^* до b_2^* ($b_1^* < b_2^*$) человек. В сутки между городами проходит c поездов, время в пути составляет в среднем d часов. На каждом поезде можно разместить до e ($e \geq b_2^*$) студентов. В сутки из пункта A можно отправить не более f ($f \geq e$) студентов. Размещение одной и той же группы студентов на разных поездах недопустимо. Требуется определить минимальное время перевозки T .

Решение задачи современными методами имитационного моделирования не представляет видимых сложностей. Примем для определенности, что минимальное время перевозки составит 15 суток. Но что делать, если допустимым решением является значение, не превышающее, скажем, 9 суток?!

Формулировка этой проблемной ситуации, имеющей, в общем-то, глобальное значение для всей теории математического моделирования, приведена для частного случая еще полвека назад в [4], однако до настоящего времени почти не исследовалась. Основные трудности получения допустимого решения связаны с необходимостью построения по какому-то определенному алгоритму новой математической модели, имеющей как иную внутреннюю структуру, так и, в большинстве случаев, иные форматы (граничные значения) исходных данных. Формирование и реализация процедуры целенаправленного перехода от одной математической модели к другой, имеющей заведомо лучшее решение, находится за рамками теории математического моделирования [4].

Для целенаправленного перехода к новым математическим моделям, позволяющим получить существенно лучшие решения, продуктивной оказалась идея стратегической рефлексии. Рефлексия (от поздней лат. *reflexio* «обращение назад») — означает «обращение внимания субъекта на самого себя и на своё сознание, в частности, на продукты собственной активности, а также какое-либо их переосмысление». Применение идеи рефлексии для исследования ситуаций конфликтной природы впервые предложено, по всей видимости, в работах Д. А. Новикова [8, 9]. Автор предлагает различать информационную и стратегическую рефлексию и в области теоретико-игровых ситуаций формулирует следующие их определения.

Информационная рефлексия – процесс и результат размышлений игрока о том, каковы значения неопределенных параметров, что об этих значениях знают и думают его оппоненты

(другие игроки). Стратегическая рефлексия – процесс и результат размышлений игрока о том, какие принципы принятия решений используют его оппоненты в рамках той информированности, которую он им приписывает в результате информационной рефлексии. Следовательно, информационная рефлексия обычно связана с недостаточной взаимной информированностью сторон (прежде всего – о тех или иных параметрах конфликтной, или игровой ситуации), в то время как стратегическая рефлексия имеет место и при полной информированности.

Применение стратегической рефлексии на практике состоит в поиске путей целенаправленного изменения, прежде всего, наиболее чувствительных (наибольшим образом влияющих на решение) параметров математической модели, с последующим переходом к новой модели. Чувствительность параметров определяется в ходе исследования модели, с помощью которой уже получено (неудовлетворительное) решение.

Успешное применение подхода для моделей на основе матричных (биматричных) игр приведено в [2, 32]. Без особых трудностей идея может быть распространена на математические модели, построенные с применением методов линейного программирования, так как альтернативной формой задания матричной игры является ее представление в виде двойственной задачи линейного программирования.

Авторами установлено, что такой подход может распространяться и на имитационные модели. При этом целенаправленная трансформация имитационных моделей будет отличаться рядом особенностей, обусловленных не явным заданием взаимосвязей между различными параметрами. Вследствие этого анализ параметров на чувствительность (*sensitivity analysis*) нередко приводит к достаточно уникальным результатам.

Следует отметить, что в области исследования имитационных моделей на чувствительность в современной отечественной литературе обнаруживается ряд серьезных заблуждений. Изначально в [6, с. 140] было справедливо указано, что «универсальной процедуры такой проверки не существует». Вместе с тем для статистических имитационных моделей (основанных на применении генераторов псевдослучайных чисел), как для частного случая, там же указано: «...устойчивость результатов моделирования можно оценивать дисперсией значений отклика (по выбранной компоненте)», и приведен пример такой оценки. На основании неправильного трактования этого примера как общей закономерности в ряде современных учебников по имитационному моделированию формулируется и многократно повторяется ошибочный вывод о том, что «простота проведения анализа чувствительности в имитационном моделировании – одно из преимуществ этого метода». Этот в целом неправильный вывод «срабатывает» лишь для статистического имитационного моделирования (например, [7, 11, 12, 14, 17, 21] и др.), или для частного случая моделирования, когда при вариации одного параметра имитационной модели остальные (вариабельные) параметры принимают фиксированные значения. Такой случай, однако, противоречит самой сути имитационного моделирования. Исследование чувствительности одного параметра при одновременной вариабельности множества других приводит прямо к противоположным результатам.

Каким же образом следует исследовать чувствительность имитационных моделей? Для ответа на этот вопрос вернемся в рассмотренному ранее простому примеру. В нем заданными переменными являются:

- количество групп студентов a ;
- максимальное количество студентов e , размещаемых на одном поезде;
- количество поездов c , проходящих в сутки между городами;
- максимальное количество студентов f , отправляемых из пункта A в сутки;
- среднее время d движения поезда из пункта A в пункт B .

Вариабельных параметров всего три:

- численность групп студентов $b_k \in [b_1^*; b_2^*]$, где $k = \overline{1, \dots, a}$;
- количество студентов, отправляемых в каждые сутки: $x_i \in [b_1^*; f]$, где $i = \overline{1, \dots, N}$ –

номер суток;

– количество студентов, отправляемых на каждом поезде: $y_{ij} \in [b_i^*; e]$,
 где $j = 1, \dots, c$ – номер поезда.
 Очевидно, что $\sum_{i=1}^N x_i = \sum_{k=1}^a b_k$; $\sum_{j=1}^c y_{ij} = x_i$ и, следовательно, $\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^c y_{ij} = \sum_{k=1}^a b_k$.

Несмотря на достигнутые впечатляющие результаты в области поиска оптимальных решений имитационных моделей, проблема достижения жестких граничных значений оптимизируемого функционала (в тех случаях, когда найденное решение не удовлетворяет заданным ограничениям) по-прежнему обходится стороной. В ситуациях, когда полученное (оптимальное) решение является неудовлетворительным, целенаправленный переход к «улучшенной» имитационной модели может осуществляться на основе первоначального исследования ее чувствительности. Подобный прием, в общем-то, не является революционным и успешно применяется, например, в практике реализации решений двойственных задач линейного программирования. Очевидно, что при значительном количестве параметров имитационной модели, не связанных между собой явными аналитическими зависимостями, такое ранжирование параметров по «вкладу» в изменение целевого функционала и дальнейший поиск возможностей целенаправленного изменения их области определения оказываются достаточно результативными. Указанный алгоритм лежит в основе идеи стратегической рефлексии применительно к имитационным моделям.

Наиболее простым в практическом плане является исследование чувствительности имитационной модели на основе прямого перебора возможных вариантов, при задании диапазонов изменения переменных параметров. Возможности современных вычислительных средств допускают самостоятельное создание специалистами-исследователями сопрягаемых с известными средами имитационного моделирования «оптимизаторов» на основе прямого перебора вариантов. Для рассмотренного примера результаты исследования чувствительности переменных параметров на основе прямого перебора всех возможных значений параметров приведены на рис. 2.

По аналогии с [6, с. 142], определяются значения $\max_{\Delta T}$ при фиксации одного из параметров b_k , x_i , y_{ij} (последовательно принимающего возможные значения с заданной дискретностью) и вариации остальных. Как правило, при создании новой модели учитываются возможности расширения граничных значений для наиболее чувствительных параметров, в то время как основная масса остальных переменных параметров остается неизменной. Таким образом, происходит целенаправленный переход к построению новой имитационной модели, с заведомо улучшенным решением, по следующему алгоритму:

- 1) ранжирование переменных параметров по чувствительности (x_i, y_{ij}, b_k) ;
- 2) расширение области определения переменного параметра, к которому имитационная модель наиболее чувствительна ($f \rightarrow f'$: $f' > f$, $x_i \in [b_i^*; f']$);
- 3) исследование имитационной модели с измененным переменным параметром.

Наряду с этим, возможно самостоятельное, или совместное с рассмотренным применением подхода, приведенного в [5]:

- 1) исключение из модели переменных параметров, к которым модель наименее чувствительна;
- 2) добавление в имитационную модель новых переменных параметров;
- 3) исследование новой имитационной модели

Целенаправленный переход к новой имитационной модели позволяет выйти за рамки заложенных в первоначальной модели ограничений (см. [4]) и получить лучшее решение. По всей видимости, в ближнесрочной перспективе исследования в этой области будут связаны с поиском подобных подходов (основанных на реализации идеи стратегической рефлексии) для имитационных моделей большой размерности, поиск решения в которых основан на применении алгоритмов роевого интеллекта.

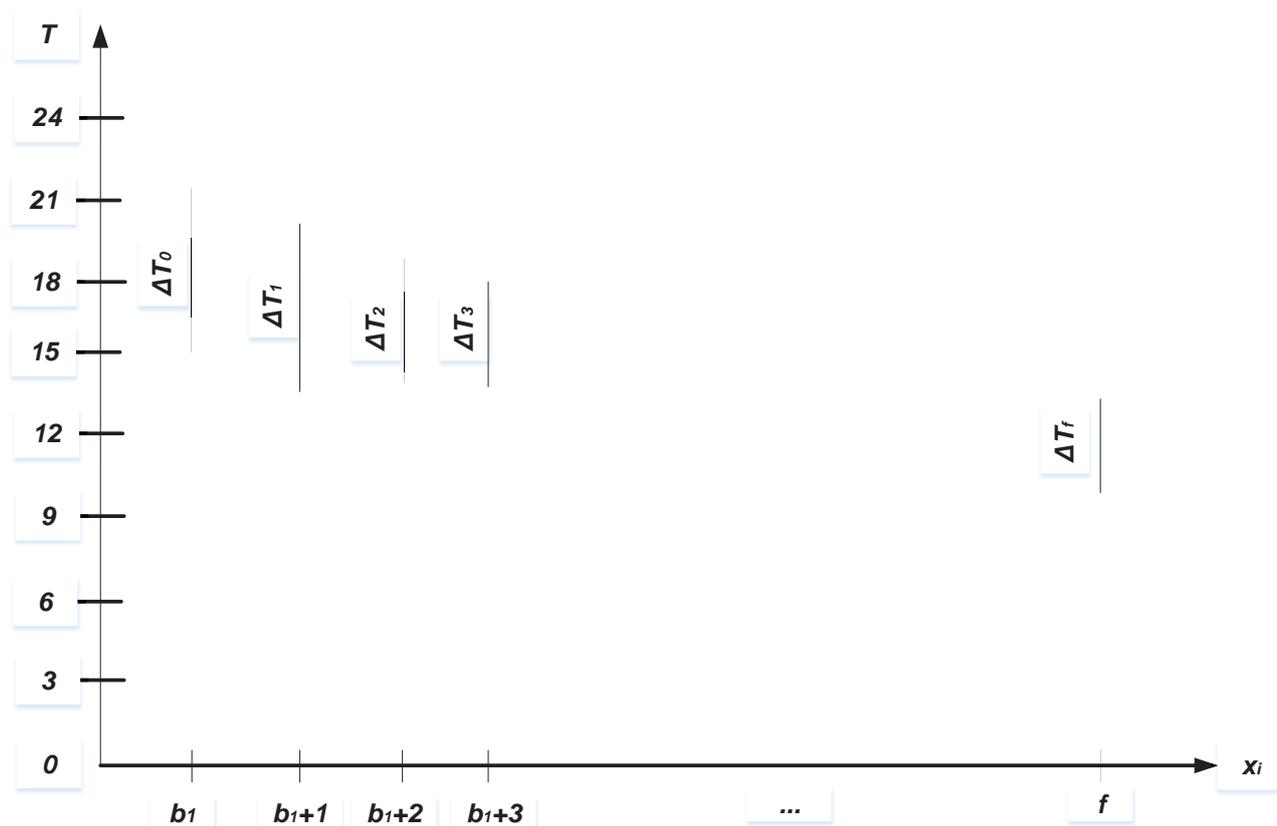


Рис. 2. Исследование чувствительности имитационной модели при поиске оптимального решения путем прямого перебора вариантов (изменение выходного параметра ΔT при фиксированных значениях x_i и изменяемых параметрах b_k, y_{ij})

Литература

1. Борщев А. В. Практическое агентное моделирование и его место в арсенале аналитика / ExponentaPRO. – 2004. – № 3-4 (7-8). – С. 38-47.
2. Воробьев А. А., Данеев А. В. Стратегическая рефлексия в матричных играх / Известия Самарского научного центра РАН. – 2017. – № 6. – С. 146-155.
3. Воробьев А. А., Загодарчук И. В., Филяев М. П. Имитационное моделирование в военном деле / Научные проблемы материально-технического обеспечения Вооруженных Сил Российской Федерации: сборник научных трудов. – СПб: Изд-во Политехнического университета. – 2018. – Вып. 3 (9). – С. 42-49.
4. Герчук Я. П. Границы применения линейного программирования. – М.: Экономика, 1965. – 72 с.
5. Глаголев М. В. Анализ чувствительности модели / Динамика окружающей среды и глобальные изменения климата. – 2012. – Т. 3. – № 3. – С. 31-53.
6. Максимей И. В. Имитационное моделирование на ЭВМ. – М.: Радио и связь, 1988. – 232 с.
7. Манукян К. П. Методы построения моделей чувствительности и их применение в САПР средств контроля. Автореферат диссертации канд. техн. наук. – Ереван, 1993. – 19 с.
8. Новиков Д. А. Модели стратегической рефлексии / Автоматика и телемеханика. – 2012. – № 1. – С. 3 – 18.
9. Новиков Д. А., Чхартишвили А. Г. Рефлексия и управление: математические модели. – М.: Издательство физико-математической литературы, 2013. – 412 с.
10. Новиков Д. А. Кибернетика: Навигатор. История кибернетики, современное состояние, перспективы развития. – М.: ЛЕНАНД, 2016. – 160 с.

11. Подгорный К. А., Леонов А. В. Обзор современных методов оценки значений коэффициентов, чувствительности и адекватности имитационных моделей водных экосистем / Водные ресурсы. – 2015. – Т. 42. – № 4. – С. 406–432.
12. Сусов Р. В., Багатурия В. В. Метод оценки чувствительности имитационной модели бизнес-процесса к закону распределения вероятностей длительности интервалов между поступлением заявок / Лесной вестник. – 2011. – № 5. – С. 198–202.
13. Частикова В. А., Воля Я. И. Анализ эффективности работы алгоритма светлячков в задачах глобальной оптимизации / Научные труды КубГТУ. – № 15. – 2016. – С. 105–111.
14. Чевелев К. В. Анализ чувствительности и идентификация имитационных моделей. Автореферат диссертации... канд. физ.-мат. наук. – М.: 1991. – 16 с.
15. Aksarayli Mehmet, Yildiz Akbel, Process Optimization with Simulation Modeling in a Manufacturing System, Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology 3(4): 318–328, 2011.
16. Ankenman B., Nelson B. L., Staum J. (2010) Stochastic Kriging for Simulation Metamodeling. Oper. Res. 58(2):371–382.
17. Chen C. H., Lee L. H., Stochastic simulation optimization: an optimal computing budget allocation, World Scientific, vol. 1, 2011.
18. Chen W., Gao S., Chen C. H., Shi L., An Optimal Sample Allocation Strategy for Partition-based Random Search, IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 11(1), 177–186, 2014.
19. Choi S. H., Kim T. G., Efficient ranking and selection for stochastic simulation model based on hypothesis test, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, vol. 48, no. 9, pp. 1555–1565, 2018.
20. Cuevas Erik, Reyna-Orta Adolfo, A Cuckoo Search Algorithm for Multimodal Optimization, The Scientific World Journal, Volume 2014, Article ID 497514, 20 pages, <http://dx.doi.org/10.1155/2014/497514>
21. Fu M. C., Feature article: optimization for simulation: theory vs. practice, Informs Journal on Computing, vol. 14, no. 3, pp. 192–215, 2002.
22. Fu M, Chen C. H., Shi L., Some Topics for Simulation Optimization, Proceedings of 2008 Winter Simulation Conference, pp. 27–38, Miami, FL, December 2008.
23. Il'in V. P., Fundamental Issues of Mathematical Modeling, Herald of the Russian Academy of Sciences, 2016, Vol. 86, No. 2, pp. 118–126.
24. Kang Bong Gu, Choi Seon Han, Kwon Se Jung, Lee Jun Hee, Kim Tag Gon, Simulation-Based Optimization on the System-of-Systems Model via Model Transformation and Genetic Algorithm: A Case Study of Network-Centric Warfare, Hindawi Complexity Volume 2018, Article ID 4521672, 15 pages <https://doi.org/10.1155/2018/4521672>
25. Kennedy, J. Swarm Intelligence / J. Kennedy, R.C. Eberhart. — Morgan Kaufmann, 2001.
26. Kleijnen J. P. C. (2009) Kriging metamodeling in simulation: A review. Eur J Oper Res. 192(3): 707–716.
27. Nguyen Khai Phuc, Fujita Goro, Dieu Vo Ngoc, Cuckoo search algorithm for optimal placement and sizing of static var compensator in large-scale power systems, JAISCR, 2016, Vol. 6, No. 2, pp. 59–68.
28. Poli, R. (2007). An analysis of publications on particle swarm optimisation applications. Technical Report CSM-469. Department of Computer Science, University of Essex, UK.
29. Poli, R. (2008). Analysis of the publications on the applications of particle swarm optimisation. Journal of Artificial Evolution and Applications: 1–10. DOI:10.1155/2008/685175.
30. Raska P., Zdenek U., Comparison of Selected Optimization Methods Used for Discrete Event Simulation Models and Testing Functions, Advanced Materials Research, Vols. 816–817, pp. 629–633, 2013.
31. Talbi E. G., Metaheuristics: From Design to Implementation, John Wiley & Sons, (2009).

-
32. Vorobiev A. A., Daneev A. V. Modern practice of application of matrix games / Advances and Applications in Discrete Mathematics, Volume 19, № 2, 2018, pp. 93-116. <http://dx.doi.org/10.17654/DM019020093>
 33. Yang X.-S., Deb S. (December 2009). Cuckoo search via Lévy flights. World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing (NaBIC 2009). IEEE Publications. pp. 210–214.
 34. Yang X. S. Firefly Algorithm, Nature-inspired metaheuristic algorithms. Luniver Press. 2010, pp. 79–90.
 35. Yang X. S., Gandomi A. H., Bat algorithm: a novel approach for global engineering optimization, Engineering Computations, vol. 29, no. 5, pp. 464-483 (2012).
 36. Zhang L, Liu L, Yang X-S, Dai Y (2016) A Novel Hybrid Firefly Algorithm for Global Optimization. PLoS ONE 11(9): e0163230. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0163230>