

**САМООРГАНИЗУЮЩИЕСЯ ИМИТАЦИОННЫЕ МОДЕЛИ В ЗАДАЧАХ
АРС-УПРАВЛЕНИЯ ПРОМЫШЛЕННЫМИ ОБЪЕКТАМИ****А. Аз. Мусаев (Санкт-Петербург)**

Проблема имитационного моделирования эволюции сложных динамических систем является центральным элементом любых систем поддержки принятия решений (СППР), связанных с построением комплексов улучшенного управления (АРС-управление, advanced process control). При этом традиционные подходы к моделированию производственных систем, как правило, основаны на упрощенных описаниях, базирующихся на гипотезах о стационарности и гауссовости изучаемых процессов. Для большинства реальных задач данные предположения являются некорректными. Реальные динамические системы нестационарны и описываются сложными, порою скачкообразными, многомерными нелинейными процессами. В результате указанного противоречия классические схемы моделирования приводят к малодостоверным оценкам, не удовлетворяющим потребностям систем управления.

В связи с этим возникает известная проблема создания математического и программного инструментария, обеспечивающего возможность эффективного моделирования эволюции сложных динамических систем и его приложения к задачам прогнозирования состояния и выходных характеристик. Цель проведенных исследований состояла в совершенствовании системы имитационного моделирования на основе последовательной структурной самоорганизации в интересах совершенствования систем автоматизированного управления технологическими процессами.

В качестве базового математического аппарата использовалось сочетание технологий эволюционного моделирования, генетических алгоритмов и многомерного статистического анализа.

В основе технологии эволюционного моделирования, предложенной в [1], лежит идея выбора наилучшей структуры имитационной модели путем ее последовательной эволюции в соответствии с принципами дарвинистской теории – изменчивостью, селекцией и отбором. При этом изменение структуры исходной и промежуточных моделей происходит случайным образом. Новое поколение моделей проверяется по экзогенному критерию выживаемости, определяемому качеством решения функциональных задач. В соответствии с этим критерием осуществляется отбор наиболее эффективных моделей-родителей. Далее, путем случайных изменений, вносимых в структуру или параметры моделей-родителей, формируется множество моделей-потомков, образующих новое поколение. Таким образом, создается последовательность поколений модифицированных моделей с неубывающим показателем качества решения исходной функциональной задачи.

По существу, речь идет о стохастической самоорганизации прикладной математической модели. При этом задается лишь направление эволюции, а процесс модификации моделей остается неконтролируемым и формируется самим компьютером в соответствии с принятой технологией генерации случайных последовательностей. По мнению авторов данного метода [8], такой подход позволяет по-новому подойти к задаче создания искусственного интеллекта, когда роль внешнего дополнения в теореме Геделя о неполноте будет выполнять компьютер, обладающий возможностью выбора.

Важно заметить, что в процессе отбора выживает и формирует новое поколение не только наилучшая (среди предыдущего поколения) модель, а несколько моделей, наилучшим образом удовлетворяющих критерию селекции. Такой подход, названный принципом незаконченных решений, позволяет реализовать постулат системного ана-

лиза, в соответствии с которым наилучшее решение формируется из последовательности шагов или элементов, не являющихся оптимальными.

Общая функциональная структура алгоритма эволюционного формирования имитационной модели управляемого технологического процесса (ТП) приведена на рис. 1.

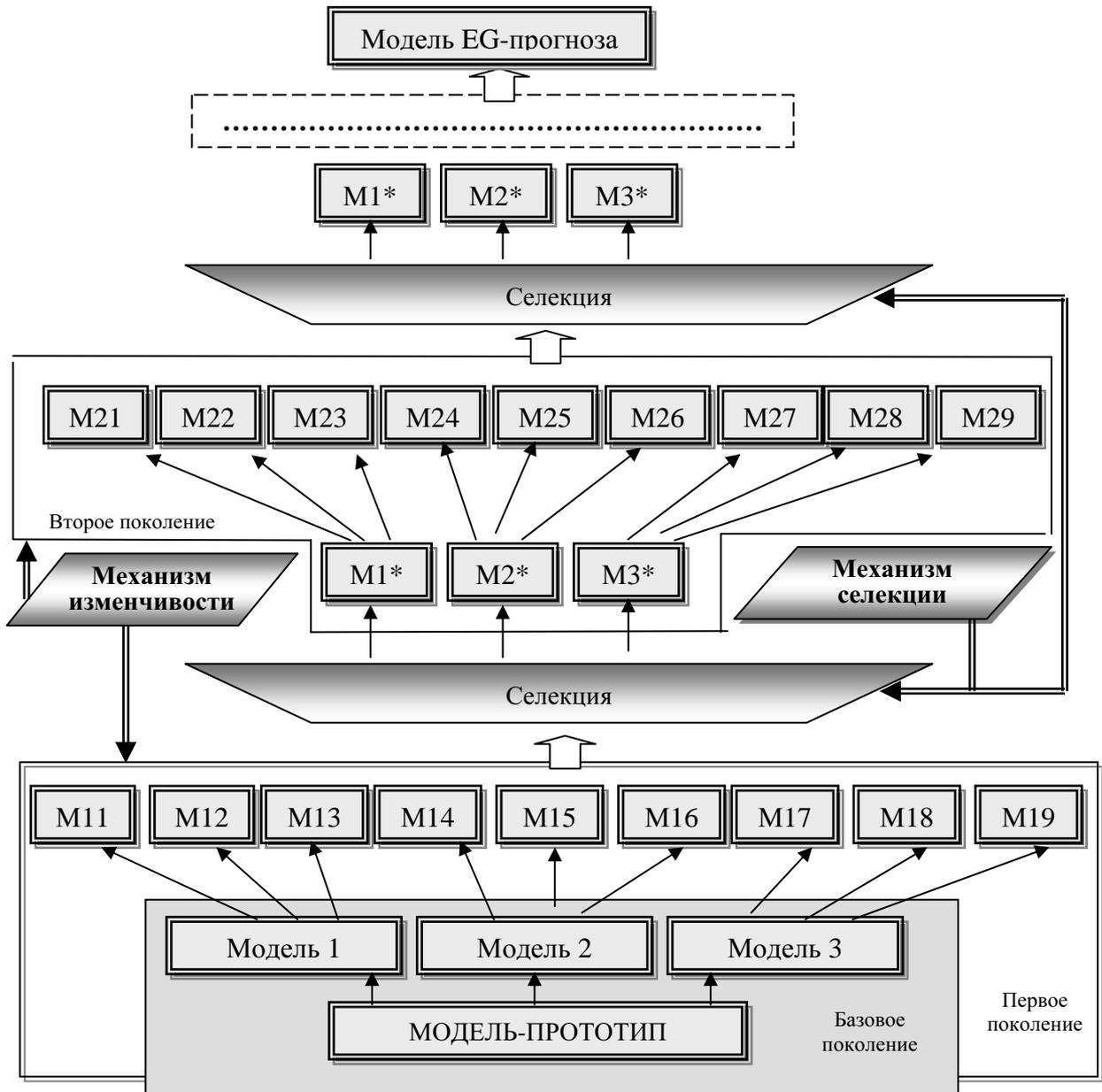


Рис. 1. Функциональная структура алгоритма эволюционного формирования имитационной модели ТП

Очевидно, что задачу изменчивости можно решать различными методами. Один из интересных подходов к этому вопросу, использованный в данной работе, базируется на идеях генетических алгоритмов (ГА). При этом соответствующие изменения в моделях-родителях осуществляются по аналогии с селекционными методами, принятыми в

биологии и сельском хозяйстве [2]. По существу, ГА представляют собой регуляризованные алгоритмы случайного поиска.

В рамках решаемой задачи ГА использовались для модификации структуры модели, т. е. выбора набора предикатов и образованных ими локальных функционалов (последние – для нелинейных моделей).

Параметрическая идентификация моделей на каждом шаге эволюции осуществлялась классическими методами многомерного статистического анализа [3, 4]. В простейшем случае использовалась технология многомерной регрессии. В более общем случае, когда необходимо учитывать взаимозависимость выходных переменных, применялась вычислительная схема канонических корреляций.

В качестве исходных данных использовались результаты мониторинга состояния ТП (включая выходные данные on-line анализаторов и результаты лабораторных анализов), поступающие в БД в виде временной последовательности многомерных данных. Накопленные данные образовывали в БД двумерную таблицу размера $\langle N:M \rangle$, где N – количество векторных наблюдений (число строк), M – количество контролируемых параметров (число столбцов). Выбор загружаемого массива и параметров прогностического модуля осуществлялся средствами программного интерфейса пользователя (рис. 2). Сюда же, в графические окна интерфейса, выводились результаты, включающие в себя графические иллюстрации, значения прогнозируемых параметров и статистический анализ качества прогноза.

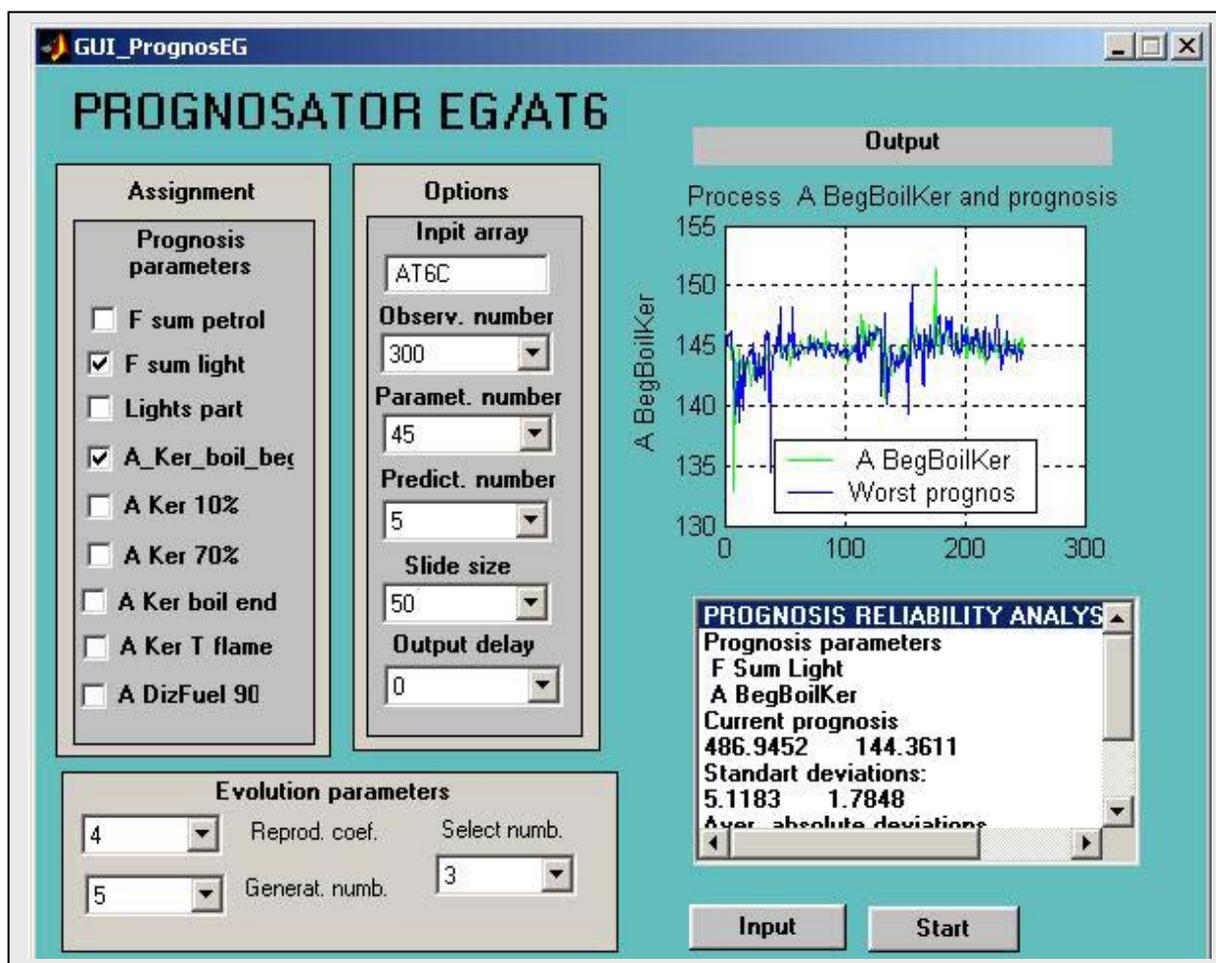


Рис. 2. Внешний вид интерфейса моделирования ТП

Структура базовой модели выбирается случайно или исходя из имеющегося априорного опыта управления ТП. С помощью генератора изменчивости модель-прототип видоизменяется, порождая три новые модели. В свою очередь, каждая из трех новых моделей является родителем (прототипом), случайные изменения которого порождают еще по три новые модели. Вся совокупность исходных моделей образует первое поколение моделей, подлежащих оптимальной параметрической идентификации. Далее каждая из моделей первого поколения проходит процедуру тестирования путем реализации соответствующего прогноза на множестве тестовых данных. Сравнение точности получаемых прогнозов позволяет выявить N_s наилучших моделей (число "выживших" после отбора моделей определяется либо заранее фиксированным числом N_{s0} , либо порогом точности прогноза). Отобранные модели являются родителями нового множества модифицированных моделей-потомков и вместе с ними образуют второе поколение.

Описанный процесс "размножения" и "селекции" моделей повторяется в течение заданного числа поколений. Остановить цикл генерации поколений можно и раньше, например, на основе критерия превышения порога точности или критерия сходимости результатов прогноза на тестовой совокупности данных. В конечном счете, итерационная процедура позволяет выявить наилучшую модель, на основе которой и будет проводиться текущий прогноз.

Приведенная схема моделирования использовалась при построении АРС-управления ТП первичной ректификации нефти на установке атмосферной трубчатки АТБ и продемонстрировала возможность получения существенного экономического эффекта по сравнению с традиционной схемой автоматизированного управления.

Литература

1. **Фогель Л., Оуэнс А., Уолш М.** Искусственный интеллект и эволюционное моделирование//Пер. с англ. под ред. А. Г. Ивахненко. – М.: Мир, 1969. – 231 с.
2. **Вороновский Г. А., Махотило К. В., Петрашев С. Н., Сергеев С. А.** Генетические алгоритмы, искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности. – Харьков: Основа, 1997; <http://www.neuropower.de/rus/>.
3. **Демиденко Е. З.** Линейная и нелинейная регрессии. – М.: Финансы и статистика, 1981. – 302 с.
4. **Айвазян С.А., Енюков И.С., Мешалкин Л. Д.** Прикладная статистика. Исследование зависимостей/Под ред. С. А. Айвазяна. – М.: Финансы и статистика, 1985. – 487 с.