

## ПЛЕНАРНЫЕ ДОКЛАДЫ

### МОДЕЛИ ПРОСТРАНСТВЕННОГО РАЗВИТИЯ ПРОИЗВОДСТВЕННО-ТРАНСПОРТНЫХ СИСТЕМ С УЧЕТОМ ФАКТОРА РЫНОЧНОГО ЦЕНООБРАЗОВАНИЯ

Цвиркун А.Д.<sup>1</sup>, Акинфиев В. К.<sup>1</sup>, Коротеев М.В.<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup> Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН,  
Россия, г. Москва, ул. Профсоюзная д.65,

<sup>2</sup> Финансовый университет при правительстве Российской Федерации,  
г. Москва, Ленинградский пр., д. 49

tsvirkun@ipu.ru, akinf.valery@yandex.ru, mvkoroteev@fa.ru

*Аннотация:* В работе рассматриваются задачи развития крупномасштабных производственно-транспортных систем (ПТС). Предложена математическая постановка задачи оптимизации развития ПТС с учетом фактора рыночного ценообразования. Обсуждаются методы ее решения и области практического применения рассматриваемого подхода.

Ключевые слова: производственно-транспортные системы, математическая модель, рыночное ценообразование.

#### Введение

Крупномасштабные производственно-транспортные системы (ПТС) включают совокупность элементов (производственных и транспортных), взаимосвязанных между собой [1]. На рис. 1 показаны основные элементы таких систем на примере электроэнергетических систем и систем газоснабжения. В первом случае производственные элементы представляют собой объединенные энергетические системы (ОЭС), включающие совокупность действующих, строящихся и проектируемых электростанций и сети потребителей электроэнергии, транспортными элементами являются магистральные линии электропередач (ЛЭП). Во втором случае рассматриваются элементы двух типов: газодобывающие районы, включающие совокупность разрабатываемых газовых месторождений, и потребители газа (крупные города, регионы), а связывающая их сеть газопроводов (единая газоснабжающая сеть страны (ЕГС)) является совокупностью транспортных элементов системы.

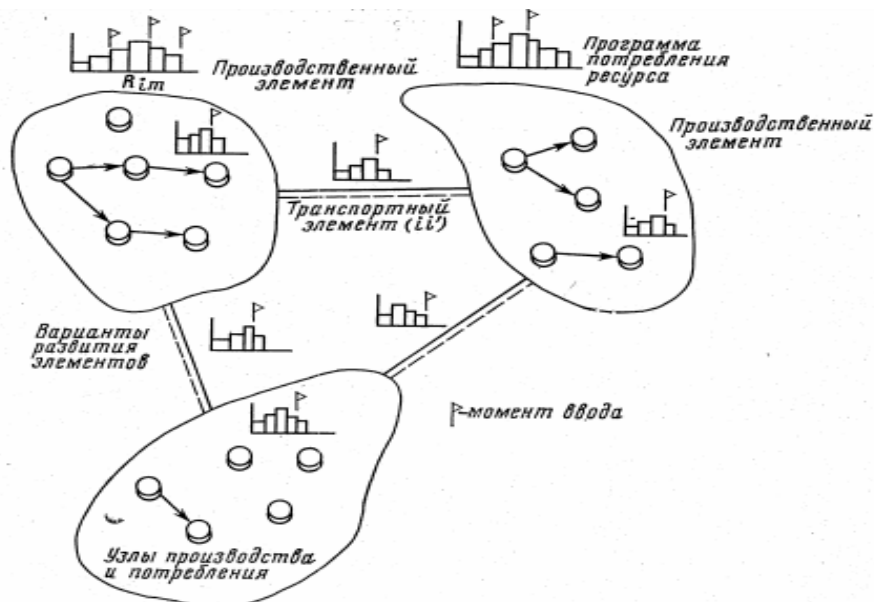


Рис. 1

Для элементов системы может быть задано множество вариантов развития элементов и динамика потребления продукта в узлах системы. Задача оптимизации долгосрочных программ развития крупномасштабных ПТС состоит в выборе оптимальных вариантов развития производственных и транспортных элементов системы (распределение инвестиций, определение очередности создания

новых предприятий и транспортных элементов), определении моментов ввода мощностей с учетом динамики изменения потребления продукта в элементах системы, возможностей строительных организаций, ограничений на технологию строительства. Кроме того, требуется определить транспортные потоки в системе и их изменение во времени.

Для решения перечисленных задач в [1, 2] предложен подход к построению комплекса инвестиционных моделей, включающая модель развития производственных элементов, модель развития элементов транспортной сети с учетом связывающих ограничений, учитывающих взаимное влияние развития различных вариантов производственных и транспортных элементов. [2].

Предложенный способ формализации предусматривает построение динамической модели однопродуктовой производственно-транспортной системы, которая включает непрерывные и целочисленные переменные [1, 2]. Особенность рассматриваемого класса задач состоит в том, что при моделировании необходимо учитывать динамику инвестиций для каждого отдельного элемента, так как время создания элемента может быть достаточно велико. Поэтому в рассматриваемых моделях существенное внимание уделялось выбору способа формализации процесса развития элементов системы и зависимости динамики изменения производства продукции от времени, прошедшего с момента начала строительства.

Задача состояла в поиске оптимального плана ввода мощностей и графика строительства производственных и транспортных элементов системы, который позволял бы удовлетворить заданную (Госпланом) потребность в производстве продукции в узлах ПТС с минимальными издержками с учетом ресурсных, технологических и иных ограничений на строительство.

В предложенном подходе производственные элементы (предприятия) не рассматривались как самостоятельные хозяйствующие субъекты, которые максимизируют свою целевую функцию (прибыль, NPV) в условиях конкуренции и рыночного ценообразования. Поэтому в современных условиях развития экономики России эти подходы должны быть дополнены моделями, которые учитывают рыночные факторы функционирования крупномасштабных ПТС. В докладе мы рассмотрим методы формализации и решения этой задачи в новых условиях.

## 1 Постановка задачи пространственного развития ПТС с учетом фактора рыночного ценообразования

Рассмотрим ПТС, которая включает несколько локальных рынков потребления ( $j = \overline{1, J}$ ), географически разделенных между собой, и  $N$  независимых компаний ( $i = \overline{1, N}$ ), производящих продукцию и поставляющих ее на рынки. В задаче необходимо учитывать пространственную структуру рынков, то есть регионы спроса и предложения географически могут быть разделены, а участники рынка несут транспортные расходы, зависящие от расстояния и способа доставки продукции.

Мы рассматриваем задачу в динамической постановке. Прогнозный горизонт равен  $T$  периодам,  $t = \overline{1, T}$ . Пусть  $D_j(t)$  – рыночный спрос на продукцию на рынке  $j$ ,  $P_j(t)$  – рыночная цена в период  $t$ ,  $S_j(t)$  – суммарное предложение (объем поставок продукции) со стороны компаний-производителей на рынок  $j$ .

Рыночная цена продукции  $P_j(t)$  на каждом локальном рынке описывается обратной функцией спроса  $P_j(t) = a_j(t) - b_j(t) \cdot S_j(t)$ . Где  $a_j(t)$  и  $b_j(t)$  являются функциями, описывающими особенности каждого рынка и изменение его емкости во времени. В данной модели предполагается, что спрос на продукцию со стороны потребителей  $D_j(t)$  зависит от ее рыночной цены, которая определяется предложением продукции со стороны компаний-производителей  $S_j(t)$ .

Искомые переменные:  $x_{ij}(t)$  – объем поставок (производство) продукции компанией  $i$  на рынок  $j$ . Тогда суммарный объем поставок на рынок  $S_j(t) = \sum_{i=1}^N (x_{ij}(t) + x_{-ij}(t))$ , где  $x_{-ij}(t)$  – суммарный объем поставок другими компаниями.

Производственные и транспортные издержки компании  $C_i(t)$  зависят от общего объема производства продукции и объема ее поставки на рынки и равны  $C_i(t) = \sum_{j=1}^J x_{ij}(t) \cdot c_{ij}(t) + c_i(t) \cdot \sum_{j=1}^J x_{ij}(t)$ , где  $c_i(t)$  – удельные производственные издержки, а  $c_{ij}(t)$  – удельные транспортные издержки.

Заметим, что в формуле рыночной цены  $P_j(t) = a_j(t) - b_j(t) \cdot S_j(t)$  функция  $a_j(t)$  задает изменение потенциальной емкости рынка во времени, а  $b_j(t)$  задает показатель эластичности цены по отношению к общему предложению продукции на рынке. Для простоты в дальнейшем будем рассматривать рынки, у которых  $a_j(t)$  является линейной функцией времени с коэффициентом  $\lambda_j$ , а  $b_j(t)$  является константой,  $a_j(0)$  равна начальной емкости рынка. Тогда  $P_j(t) = (a_j(0) + \lambda_j \cdot t) - b_j \cdot S_j(t)$ .

Максимальный объем производства и поставок продукции компании  $i$  ограничены технологической мощностью производства предприятий, входящих в компанию. Для увеличения производства и поставок продукции и покрытия растущей емкости рынков компаниям необходимо инвестировать в развитие своих производственных мощностей в соответствии с некоторой инвестиционной стратегией, которая является также искомой переменной задачи.

Инвестиционная стратегия:  $y_i(t)$  – прирост производственной мощности компании  $i$  в период  $t$ , связанный с инвестициями в расширение производства. Тогда:  $I_i(t) = k_i \cdot y_i(t + \tau_i)$  – объем инвестиций в период  $t$ , необходимый для увеличения мощности производства, где  $\tau_i$  – временной лаг между периодом инвестирования и периодом прироста мощности производства.

Каждая компания стремится максимизировать свой суммарный чистый денежный поток за прогнозный период  $t = \overline{1, T}$ , который равен чистой прибыли, полученной за этот период, за вычетом средств, направленных на инвестиции. Задача выбора искомых переменных стратегического поведения компании  $i$  сводится к поиску решения следующей задачи оптимизации:

$$(1) \max_{x_i(t), y_i(t)} \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^J ((a_j(t) - b_j \cdot (x_{ij}(t) + x_{-ij}(t))) \cdot x_{ij}(t) - c_{ij}(t) \cdot x_{ij}(t)) - c_i(t) \cdot \sum_{j=1}^J x_{ij}(t) - k_i \cdot y_i(t + \tau_i)$$

$$(2) \sum_{j=1}^J x_{ij}(t) \leq C_i(0) + \sum_{t=1}^t y_i(t) \quad \forall t$$

$$(3) y_i(t) \leq y_i^{\max}(t) \quad \forall t$$

$$(4) x_{ij}(t) \geq 0, y_i(t) \geq 0 \quad \forall t \text{ и } j$$

Где  $C_i(0)$  - мощность производства на начало прогнозного периода. Неравенство (2) задает технологическое ограничение на объем поставки (производства) продукции, а неравенство (3) - на прирост мощности производства. Здесь  $y_i^{\max}(t)$  - максимально технологически возможный прирост мощности производства в период  $t$ .

Особенность задачи (1)-(4) состоит в том, что целевая функция (1) для компании  $i$  зависит не только выбора «своих» переменных, но и от независимого выбора искомых переменных другими компаниями-конкурентами.

## 2 Обсуждение методов решения и практического применения

Совместное решение задач (1)-(4) для всех компаний сводится к игре, в которой выбор искомых переменных должен удовлетворять некоторым условиям равновесия. Для поиска рыночного равновесия используется концепция равновесия Нэша. Решение называется равновесным, если ни одна из компаний не может увеличить выигрыш (1), изменив свое решение в одностороннем порядке, не вызвав при этом реакцию других игроков. Проблема поиска равновесных точек Нэша в такой постановке сводится к совместному решению совокупности нелинейных задач оптимизации (1)-(4) которая относится к классу задач математического программирования с равновесными ограничениями (МРЕС) [3].

В частности, задача (1)-(4) для каждого агента  $i$  представляет собой квадратичную задачу оптимизации. Вместо прямого использования целевой функции (1) в данном случае используется метод сведения задачи к смешенной задаче дополнительности (МСП), которая состоит из условий первого порядка для максимизации суммарного денежного потока каждой компании [3-5]. Любое решение указанной выше задачи оптимизации должно удовлетворять условиям Каруша-Куна-Таккера (ККТ), записанным для каждой переменной. В искомой точке равновесия Нэша все условия ККТ должны выполняться одновременно. Существование и единственность решения гарантируется благодаря выпуклости целевых функций и ограничений. Чтобы решить задачу (1)-(4) необходимо объединить все выписанные условия ККТ в одной задаче МСП. Ее численное решение может быть

получено, например, с использованием пакета PATH Solver, входящего в систему моделирования GAMS [6].

В рассмотренной игре компании-игроки одновременно принимают решение об уровне своих инвестиций и уровне производства (статическая игра Курно). Можно рассматривать игры более сложной структуры, например, тогда игроки сначала определяют уровень своих инвестиций, а затем, основываясь на наблюдаемых уровнях инвестиций, принимают решение об уровне своего производства (двухэтапная игра).

Более сложная игра моделирует рынок, который характеризуется асимметрией, то есть компании-конкуренты обладают не одинаковой рыночной властью (лидеры и последователи). При этом решения об инвестициях и поставках принимаются последовательно: в первом этапе лидеры выбирают инвестиции в развитие своих мощностей, на втором этапе уже обладая этой информацией, инвестиционные решения принимают остальные компании и на третьем этапе компании выбирают уровни производства и поставок (игра Штакельберга). Данная задача может быть сформулирована как задача равновесия с равновесными ограничениями (ЕРЕС). Методы ее решения реализуются с использованием подхода диагонализации и сведения ее к решению серии задач математического программирования с равновесными ограничениями (МРЕС) [3-6].

Рассмотренный подход находит практическое применение при анализе и оптимизации развития большого количества крупномасштабных ПТС, в том числе для решения задач расширения генерирующих мощностей на либерализованном рынке электроэнергии, развития производственных мощностей и оптимизации инвестиционных стратегий компаний на пространственных рынках металлопродукции, энергетических ресурсов, включая глобальный нефтяной рынок [4-8].

### **3 Подходы к нейроэволюционному имитационному моделированию макроэкономических систем**

Глобальная экономическая рецессия, последовавшая за мировым экономическим кризисом 2008 г. показала важность банковского и финансового сектора в развитии крупномасштабных систем, но и обнажила несовершенство экономико-теоретических моделей, не предсказавших возможность наступления такого кризиса и необходимые меры его преодоления [9]. Исследователи часто критикуют чрезмерную упрощенность стандартных моделей, не учитывающие гетерогенность рынков и юрисдикций, предположение о наличии устойчивого равновесного состояния и предпосылки рациональности действующих экономических агентов.

В связи с этим назрел вопрос о разработке методического подхода к моделированию крупномасштабных экономических систем, обладающих возможностью объяснять поведение экономических систем во время кризисных периодов. В последние годы возрос интерес к агентному и имитационному моделированию систем, в которых экономика представлена как динамическая система взаимодействующих гетерогенных агентов с ограниченной рациональностью.

Гипотеза рационального агента приводит к тому, что модель имеет ограничение, заключающаяся в равных ожидаемых реакциях агентов при равенстве информации, которой они располагают. Опыт анализа финансовых рынков последних десятилетий<sup>1</sup> говорит о том что ожидания агентов не являются рациональными и равными. Агенты последовательно используют информацию неэффективно и формируют систему убеждений. Разница в убеждениях агентов приводит к наблюдаемой ситуации на финансовых рынках включая появление пузырей и обвалов рынка.

Всё перечисленное заставляет искать модели, учитывающие такие факторы как: асимметрия информации, стратегичность взаимодействий, формирование ожиданий на основе ограниченной информации, взаимное обучение, социальные нормы, трансакционные издержки, экстерналии, хищнические стратегии, кооперацию и возможность неудачной координации действий.

При применении агентных моделей встаёт вопрос о том чем заменить главный руководящий принцип принятия решений. Если говорим о классической модели, то есть принцип рациональности агента, который используется для принятия решений. В случае если отказываемся от него, проблема определения правил поведения агентов становится более сложной. Существуют два подхода к решению этой проблемы. Первый заключается в создании агентов на основе правил доступных из результатов исследований в области принятия решений.

Поведение человека в таком смысле аналогично процессу машинного обучения искусственной нейронной сети. Человек распознает шаблоны чтобы выстроить внутренний набор гипотез или

---

<sup>1</sup> Thaler, R. (2000), 'From homo economicus to homo sapiens', *The Journal of Economic Perspectives*, 14(1): 133-141.

модель внешнего мира. Обратная связь от него может усилить либо ослабить веру в принятые гипотезы [10].

Обучение агента происходит в процессе принятия решения, которое базируется на одной наиболее вероятной модели. Остальные модели могут получать положительное или отрицательное подкрепление, однако не влияют на процесс принятия решений.

Широко распространен подход, при котором инструментарий машинного обучения используется для построения адаптивных агентов. В таком случае имитационная среда предоставляет обратную связь каждому агенту вида набора переменных, которые используются для онлайн обучения внутренней модели агента. В свою очередь имитационная среда использует алгоритмы машинного обучения для поддержания внутренней модели агентов.

Два подхода к интегрированию механизмов машинного обучения основаны на использовании обучения с учителем либо обучения с подкреплением. В первом случае существует знание о том какое действие повлекло ту или иную реакцию, тогда как во втором случае это связь может быть менее явной.

Наиболее перспективные математические методологии и инструментальные средства, применимые к построению систем эволюционного имитационного моделирования на базе гетерогенной системы интеллектуальных агентов, вытекают из изменившихся требований к системе: гетерогенность, то есть индивидуальность поведения агентов; интеллектуальность, то есть способность агента исходить из собственной модели окружающей реальности, а не из заданного заранее набора правил; как следствие, наличие у агента памяти; взаимное обучение исходя из прошлого опыта взаимодействия агентов; наличие эволюционных механизмов усложнения и адаптации структуры агентов и модели в целом.

Эти требования подводят к применению систем машинного обучения в качестве решающего алгоритма внутренней модели агента. Как конкретный алгоритм, искусственные нейронные сети могут обеспечить как необходимую адаптивную гибкость (путем включения рекуррентных связей, ячеек с памятью), так и возможность работы в режиме частичного обучения и обучения с подкреплением и необходимую вычислительную оптимизацию, необходимую с учетом экспоненциального роста сложности подобных моделей [12].

Общая постановка задачи с учетом вышеперечисленных методологических установок может выглядеть следующим образом.

$$I = \langle \vec{M}, \vec{A}, \vec{T} \rangle; M = \{m_i(\theta)\} m_i: T \rightarrow A; A = \{a_i, i = 1..N\}; T = \{0; 1\}^M$$

где M - модели внешнего мира, A – набор элементарных действий агента, T – внутреннее состояние агента (источник энтропии). Таким образом, индивидуальный агент имеет потенциально неограниченный набор моделей мира. Причем, каждая модель может быть реализована в виде искусственной нейронной сети, обучение которой происходит путем взаимодействия

Действие агента на каждом шаге модели выражается следующим правилом:

$Y = m_{\text{argmax}_{p(m)}}(T)$ , где  $p(m)$  – функция релевантности модели. Другими словами, агент всегда действует исходя из той модели мира, которую считает наиболее релевантной исходя из прошлой истории действий. Однако, при реализации действий и взаимодействии нейрона с внешней средой мы получаем обратную связь:

$$B = \sum_T J(\Theta, y_i)$$

Причем, эта обратная связь используется для обучения всех моделей данного агента, а также для обновления информации о функции релевантности моделей:

$$p'(m_i) \leftarrow \alpha p(m_i) + \beta \text{corr}(m_i(\theta), \vec{B})$$

При использовании таких схем агент может переключаться на другую модель поведения, если сочтет ее более адекватной истории. Также, так как у каждого агента имеется индивидуальная история взаимодействия с внешней средой, то в процессе обучения внутренних моделей, агенты расходятся как в своем внешнем поведении, так и в представлении внутренних моделей.

При таком подходе мы можем говорить о проблеме нахождения универсальной методики построения метода генерации набора моделей. Именно для решения данного подхода мы предлагаем использовать нейроэволюционные методы, а именно, методы поиска топологий, наподобие описанного в [14].

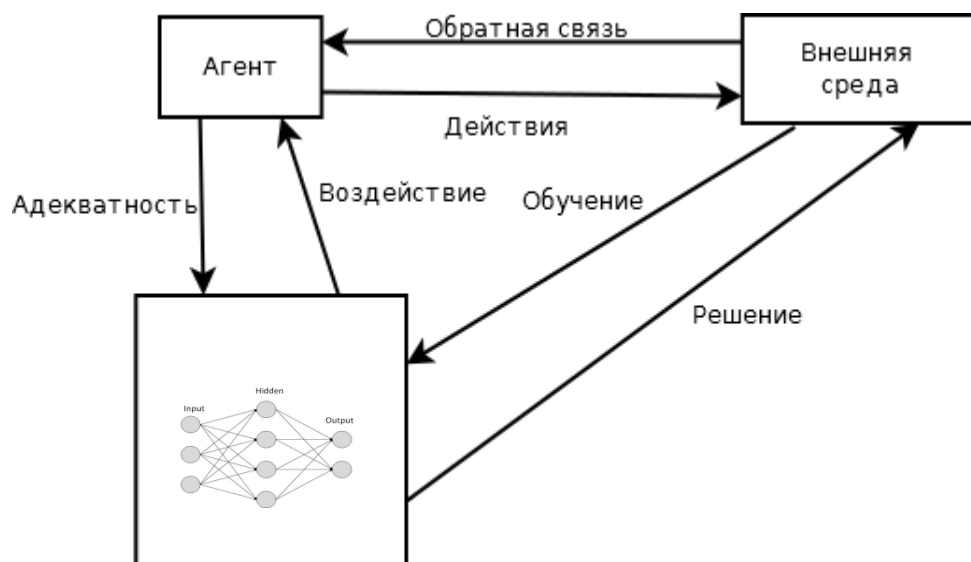


Рис. 2.

На рис.2 показана концептуальная схема предлагаемого нами подхода с изображением основных действующих объектов. Агент реализует одно из множества возможных для него действий, в ответ на что внешняя среда меняет свое внутреннее состояние. Это состояние может интерпретироваться агентом как положительное или отрицательное поощрение в зависимости от вида функции J. Эта функция также может быть индивидуальной для каждого агента и может использовать часть нейронной сети действующей модели агента. Эта информация используется для обучения агента в соответствии с методами обучения нейронных сетей, которые выбираются сообразно текущей задаче.

Современное состояние инструментальных средств в области агентного моделирования может дать в руки исследователю широкий спектр методов интеграции агентно-ориентированных моделей с методами искусственного интеллекта. Существует достаточное количество фреймворков имитационного и агентного моделирования, из числа которых мы можем выделить программный комплекс MESA [15], позволяющий встраивать агентно-ориентированные модели в программы на языке Python. Мы обращаем наше внимание на этот язык из-за его преимущественной поддержки библиотек машинного обучения, включая tensorflow, keras и scikit-learn[12].

В процессе концептуального проектирования нами был разработан каркас приложения для написания программных инструментальных средств с использованием описанного выше подхода.

На рис. 3 изображена диаграмма классов, включающая основные объекты, реализующие вышеописанную схему взаимодействия. Для использования данной архитектуры необходимо определить математические абстракты, описанные выше в формализации модели, что является специфической процедурой для каждой конкретной предметной области.

### Заключение

Применение описанного выше механизма математической формализации задачи моделирования крупномасштабных систем лишен недостатков, присущих классическому подходу. Вместе с этим, встает ряд проблем методического характера:

1. Реализация прозрачного и гибкого механизма интеграции алгоритмов машинного обучения модели и алгоритмов агентно-ориентированного имитационного моделирования.
2. Реализация механизма нейроэволюции с учетом частичного сохранения обучения при изменении архитектуры нейронной сети, то есть решение более сложной и комплексной задачи, нежели задача поиска архитектуры сети.
3. Поиск способа интеграции слабоформализованного общего руководящего принципа агентов, будь то требования рациональности, искусственного отбора или согласованности показателей модели с эмпирическими данными.
4. Интерпретируемость результатов моделирования в целом и поведения каждого индивидуального агента в частности.

Назревшая необходимость в создании методологии имитационного макроэкономического моделирования имеет ряд преимуществ:

1. Получения более точных моделей.

2. Моделирования крупных гетерогенных систем в состояниях, далеких от равновесных, например, предсказывать поведение экономики в период глубокого кризиса.

3. Возможность строить сценарные модели и тестировать адекватность экономических теорий и результативность регуляторных воздействий.

Вместе с этим, такие модели не лишены и потенциальных недостатков:

1. Более высокую степень сложности таких моделей. Это выражается в сложности построения, и в вычислительной сложности расчета таких моделей.

2. Склонность к переобучению и потери адекватности модели.

3. Проблему интерпретируемости моделей [13].

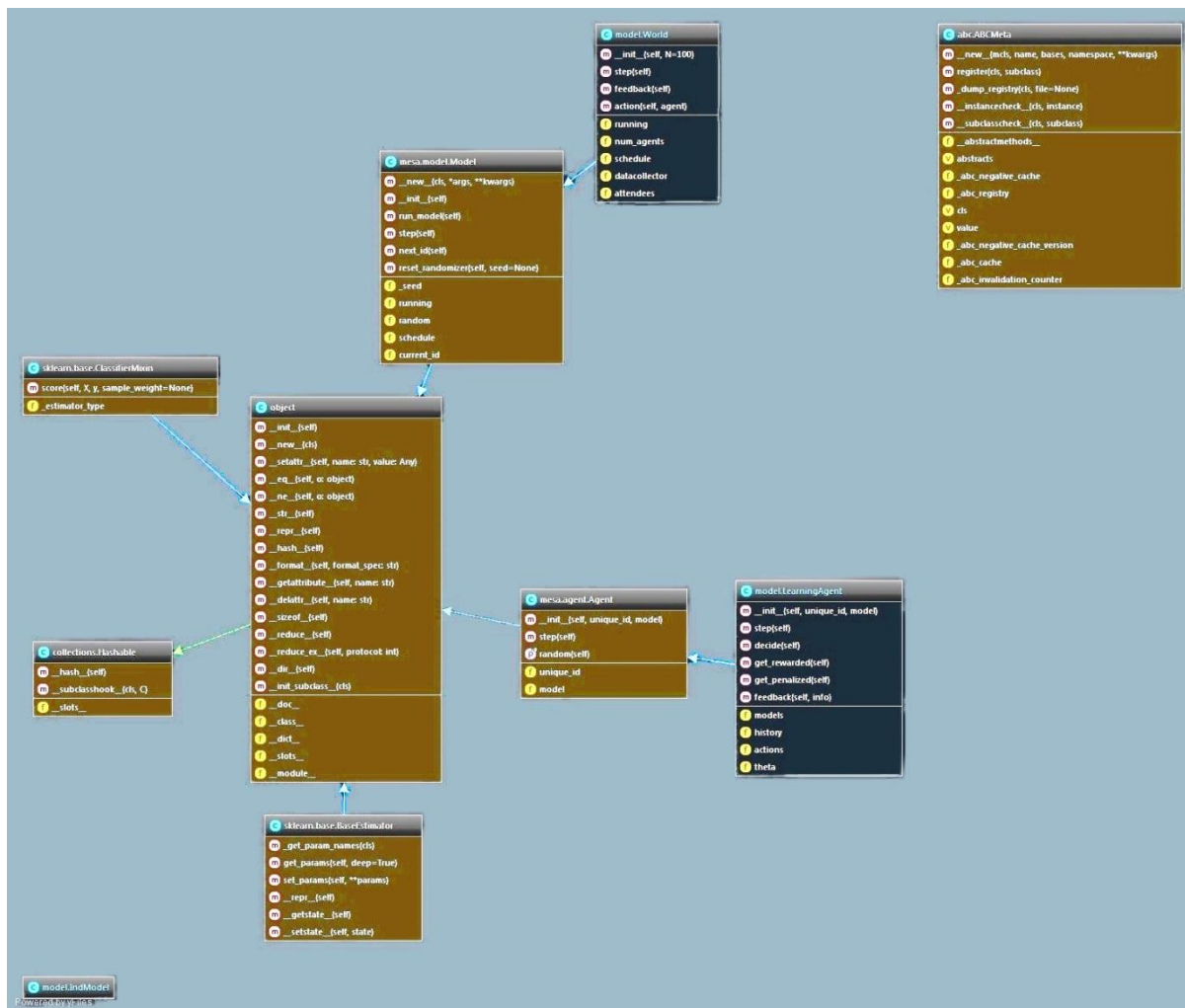


Рис. 3.

## Литература

1. В. К. Акинфиев, А. В. Карибский, А. Д. Цвиркун, “Инвестиционные модели планирования развития крупномасштабных систем”, Автомат. и телемех., 1980, № 3, 123–134
2. Цвиркун А.Д., Акинфиев В.К., Соловьев М.М. Моделирование развития крупномасштабных систем. - М.: Экономика, 1983.
3. Luo Z.Q., Pang J. S., Ralph D., Mathematical Programs with Equilibrium Constraints. Cambridge University Press, 1996.
4. Gabriel S. A., Conejo, A. J., Fuller, J. D., Hobbs, B. F., Ruiz, C. Complementarity Modeling in Energy Markets // International Series in Operations Research & Management Science. New York, USA: Springer, 2012. P. 630
5. Lorenczika ST., Malischek R., Trüby J. Modeling Strategic Investment Decisions in Spatial Markets // EWI Working Paper. 2014. No 14. P. 20.
6. Ferris M., Munson T. S. Complementarity Problems in GAMS and the PATH Solver // Journal of Economic Dynamics and Control. 2000. V. 24, Issue 2. P. 165–188.
7. Акинфиев В. К. Моделирование инвестиционных стратегий компаний в условиях неопределенности // Управление большими системами. 2016. Вып. 61. С.136 – 167.

8. *Акинфиев В. К.* Модель конкуренции между нефтедобывающими компаниями с традиционным и нетрадиционным способом добычи // УБС 2017. Вып. 67. С. 52 – 80.
9. *Mauro Napoletano, Jean-Luc Gaffard, Zakaria Babutsidze.* Agent Based Models: A New Tool for Economic and Policy Analysis. 2012. hal-01070338
10. Brian Arthur. Inductive Reasoning and Bounded Rationality. The American Economic Review, Vol. 84, No. 2, Papers and Proceedings of the Hundred and Sixth Annual Meeting of the American Economic Association (May, 1994), pp. 406-411.
11. *Sander van der Hooga.* Deep Learning in (and of) Agent-Based Models: A Prospectus. June 21, 2017
12. *Koroteev M.* Hierarchical classification compared to one-vs-all classifier on one problem of multiclassification in socio-economic modeling and application of hierarchical classifiers. Proceedings of 2018 11th International Conference "Management of Large-Scale System Development", MLSD 2018, 28 November 2018, Номер статьи 8551784
13. *Коротеев М.В.* Обзор некоторых современных тенденций в технологии машинного обучения, E-Management, vol. 1, No 1, pp. 26–35. DOI: 10.26425/2658-3445
14. *Stanley K.O., Miikkulainen R.* Evolving neural networks through augmenting topologies // Evol. . Comput. MIT Press, 2002. Т. 10, № 2. С. 99–127.
15. *Grimm, Volker, Eloy Revilla, Uta Berger, Florian Jeltsch, Wolf M. Mooij, Steven F. Railsback, Hans-Hermann Thulke, Jacob Weiner, Thorsten Wiegand, and Donald L. DeAngelis.* 2005. "Pattern-Oriented Modeling of Agent Based Complex Systems: Lessons from Ecology." American Association for the Advancement of Science 310 (5750): 987–91. doi:10.1126/science.1116681.
16. Comput. MIT Press, 2002. Т. 10, № 2. С. 99–127.