

АДАПТАЦИЯ САМООБУЧАЮЩИХСЯ СИСТЕМ НА СИНТЕТИЧЕСКИХ ДАННЫХ, ПОЛУЧЕННЫХ В РЕЗУЛЬТАТЕ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНОГО ЭКСПЕРИМЕНТА

Карандеев А.А., Осипов В.П., Рыков Ю.Г.

Институт прикладной математики им. М.В. Келдыша РАН,

Россия, г. Москва Миусская пл. д. 4

KarAlex755@gmail.com, osipov@keldysh.ru, yu-rykov@yandex.ru

Аннотация: Для моделирования и прогноза развития конфликтного взаимодействия исследовано применение искусственных самообучающихся систем, обобщающих понятие интеллектуального агента, который, действуя в условиях неполной информации, в ходе вычислительного эксперимента улучшает свое поведение в зависимости от реакции окружающей среды при помощи технологий искусственного интеллекта.

Ключевые слова: конфликтное взаимодействие, самообучение, интеллектуальный агент, искусственный интеллект.

Введение

Экономические санкции, гибридные и информационные войны являются типичными примерами конкурентного и конфликтного взаимодействия (КВ) сложных социальных, экономических и геополитических систем. В случае пандемии можно говорить о конфликтном взаимодействии государства с природной системой возникновения и распространения вирусной эпидемии. В ходе развития пандемии COVID 19 также отмечался недостаток информации о свойствах вируса, его мутациях и скорости распространения. Пандемия распространялась достаточно быстро, что требовало оперативного прогноза уровня заболеваемости и влияния его на социальное и экономическое состояние общества, своевременного принятия адекватных мер, накопления опыта борьбы с пандемией.

В ходе реализации конфликтного взаимодействия снижается уровень неопределенности, появляются дополнительные данные о целях и моделях поведения противника, эффективности различных мер противодействия внешним угрозам и т.п. Происходит обучение субъекта конфликта и накопление его жизненного опыта.

Для моделирования и прогноза развития КВ обоснованным становится применение искусственных самообучающихся систем (СОС), обобщающих понятие интеллектуального агента (ИА), который действуя в условиях неполной информации в ходе вычислительного эксперимента улучшает свое поведение с опытом в зависимости от реакции окружающей среды.

Проблему недостатка информации в начале КВ решает мониторинг информационного пространства внешней среды (сеть Интернет) и экспертная оценка априорной информации о конфликтной ситуации. На их основе возможна разработка модели конфликтного взаимодействия СОС с внешней средой и варианты исследования развития конфликта на высокопроизводительной вычислительной технике.

Методология сценарного анализа и когнитивного моделирования политических, социальных, экономических аспектов конфликтного противостояния изложена, например, в [1], где проанализирован комплекс методологических проблем информационной поддержки государственной политики России в Арктике в условиях активного противодействия со стороны геополитических противников.

В [2] развивались современные технологии принятия решений на основе теории катастроф и системного подхода к организации интеллектуальных систем, функционирующих в условиях неопределенности и неполноты исходной информации. Как отмечает автор, эти подходы открывают возможности интерпретации информации при формализации динамической базы знаний, обеспечивая режимы самонастройки вычислительной среды в зависимости от получаемых решений. Здесь также необходимо отметить книгу [3].

Идеи самонастройки, обучения и адаптации впервые были представлены в книгах [4,5], где рассмотрены проблемы адаптации, обучения и самообучения с единой точки зрения поиска экстремума некоторого показателя оптимальности сложной многокомпонентной системы.

В разработку методов решения задач оптимизации большой размерности существенный вклад внесли, в том числе, недавние работы [6,7].

Дальнейшее развитие идея адаптации получила в трудах автора статьи [8], который развивал методологию ситуационного управления сложными техническими и организационными системами, основываясь на идеях теории искусственного интеллекта и использовании обучения и обобщения в качестве основных процедур при управлении по текущим ситуациям. В настоящее время концепция

ситуационного управления нашла свое воплощение в фундаментальных подходах к ситуационному анализу и системах поддержки принятия решений, см., например, [9,10].

Результатом этих исследований стали ситуационные центры различного уровня как основа системы ситуационного управления. Объектами ситуационного анализа являются сложные социальные, экономические, организационно-технические, политические и другие подобные системы. О методологии анализа сложных систем и системного проектирования см., например, [11].

Для целей настоящего исследования ключевой является модель интеллектуального агента, основным параметром которого является рациональность поведения. В этой связи необходимо отметить фундаментальный труд [12]. Следует учитывать, что агент не может обладать всей информацией о среде, а потому рациональность тех или иных его действия связана с объемом и качеством информации, которой обладает агент. Модель интеллектуального агента содержит все необходимые компоненты для адекватного описания самообучающихся систем и может быть представлена в виде схемы взаимодействия агента с внешней средой, рис. 1.

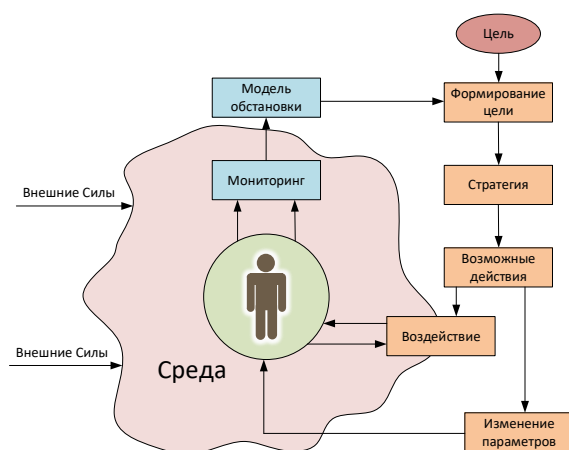


Рис. 1. Модель интеллектуального агента

1 Общая схема обучения и адаптации

1.1 Мониторинг внешней среды и построение СОС

В целях моделирования состояния СОС при конфликтном взаимодействии с внешней средой было разработано методическое и программное обеспечение для решения задач мониторинга информационного пространства сети Интернет в части добычи и обработки неструктурированных данных.

Для упрощения поиска информации спроектирован вычислительный кластер, который позволяет реализовать несколько способов сбора данных из сети Интернет:

- сбор данных с помощью API;
- сбор данных с помощью семантического разбора веб страниц (Web Scraping);
- сбор данных с помощью средств эмуляции действий пользователя в браузере при поиске информации.

В частности, метод и программное обеспечение решения задач мониторинга информационного пространства сети Интернет разрабатывались в ходе выполнения проекта по моделированию распространения вирусных инфекций.

Предварительно был выделен специальный этап поисковых исследований, основная задача которого заключалась в сужении пространства поиска и определении наиболее информативных источников данных. Была решена проблема автоматизированного мониторинга выделенного множества источников данных с помощью алгоритмов автоматизированных запросов и обработки неструктурированных данных, представленных, как правило, в текстовом формате. При этом для обработки текстовых данных были применены нейронные сети различной архитектуры. Средства мониторинга реализованы в виде программных модулей, рис. 2.



Рис. 2. Общая структура средств мониторинга внешней среды

Разработанные сервисы и ресурсы интегрированы в форме электронного полигона, включающего также модель базы знаний (прецедентов), алгоритмы и программное обеспечение вычислительного эксперимента при конфликтном взаимодействии СОС с внешней средой в условиях неполных данных об обстановке. Численное моделирование позволяет многократно воспроизводить на вычислительной платформе различные типы конфликтного взаимодействия с внешней средой. Полученная информация позволяет выявлять роль и значимость тех или иных моделей поведения, находить и формировать рациональный набор действий, который приведет к заданному состоянию системы в зависимости от условий среды и поставленных целей.

На рис. 3 представлена общая схема метода обучения СОС на основе мониторинга, моделирования и формирования баз знаний.

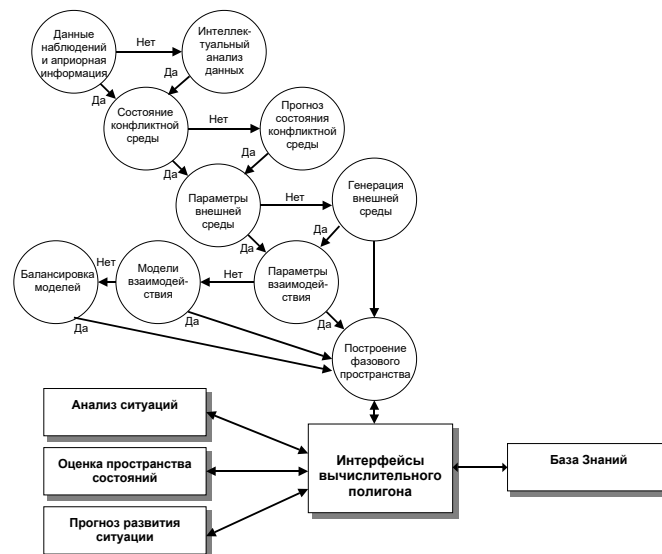


Рис. 3. Общая схема реализации метода обучения

Схема рис. 3 и программный комплекс мониторинга используются при сборе предварительной информации для построения когнитивной многофакторной модели, являющейся средством представления СОС. Структура современных когнитивных моделей (когнитивных карт) представляется в виде орграфов, вершины (концепты) которых представляют системные факторы (параметры, переменные), а дуги – отношения влияния (причинно-следственные отношения) между ними. Процесс построения такой модели и последующий анализ в значительной мере помогают структурировать и наглядно представить ситуацию. Преимуществами когнитивных карт являются их простота и наглядность, адаптивность к усложнению системы и неопределенности исходных данных.

В настоящей публикации СОС представляется как совокупность множества системных факторов $A = \{a_j, i = 1, \dots, N\}$, см. [13], которые мы будем называть «компонентами самообучающейся системы» (кратко: КСС). КСС связаны между собой отношениями зависимости, которые представлены

множеством L упорядоченных пар $l_{ij} \equiv (a_i, a_j)$, $L = \{l_{i,j}\}$. Совокупность (A, L) будем интерпретировать как орграф $S = \{A, L\}$ с вершинами a_i и дугами l_{ij} . В рассматриваемой модели каждая КСС (вершина графа) описывается некоторым значением характеризующей ее величины. Элементам l_{ij} приписывается некоторая числовая величина $-1 \leq l_{ij} \leq 1$, характеризующая степень влияния вершины a_i на вершину a_j . Далее обозначим $I_{a_j} = \{i: l_{ij} \in L\}$ множество индексов вершин графа, взаимодействующих с вершиной a_j .

Поставим в соответствие каждой вершине графа S функцию $a_j = F_j(\{a_i, l_{ij}\})$, $i \in I_{a_j}$, которая позволяет вычислить значение КСС a_j , если известны значения тех КСС, от которых a_j зависит, и степени влияния этих зависимостей. Определим понятие степени влияния КСС в СОС, см. [14]. Пусть существуют такие a_k^* , $k = 1, \dots, K$, что $I_{a_k^*} = \emptyset$. Это означает, что КСС a_1^*, \dots, a_k^* являются входными параметрами, и значения других КСС, вообще говоря, могут быть выражены через значения этих входных КСС, то есть $a_j = F_j(a_1^*, \dots, a_k^*)$. Степенью влияния входного КСС с номером k на КСС с номером j назовем величину $|\partial F_j / \partial a_k^*|$.

В рассмотренной ниже модели для вычисления значений КСС используется операция аддитивной свертки. Пусть матрицей смежности S служит матрица $\{l_{ij}\}$, где l_{ij} являются весами ребер, идущих от КСС с номером i к КСС с номером j . Если $l_{ij} = 0$, то КСС в данную сторону не связаны. В соответствии с правилами аддитивной свертки характеристики вершин a_j вычисляются по следующим формулам:

$$a_j = \sum_{i=1}^N l_{ij} a_i, \quad j = 1, \dots, N. \quad (1)$$

Пусть для $j = 1, \dots, K$ $l_{ij} = 0 \forall i$. То есть, КСС с номерами l_j , $j = 1, \dots, K$ являются входами, значения которых можно задать произвольно. Выделим эти КСС и, реорганизуя слагаемые, получим из (1)

$$\sum_{i=K+1}^N (\delta_{ij} - l_{ij}) a_i = \sum_{i=1}^K l_{ij} a_i, \quad j = K+1, \dots, N, \quad (2)$$

здесь δ_{ij} – символ Кронекера. Решение уравнения (2) описывает распространение влияния через все возможные пути, ведущие от входной вершины к какой-либо другой.

Для визуального построения многофакторных когнитивных моделей и расчета влияния внешних факторов на состояние системы также разработан программный комплекс.

1.2 Методическое обеспечение вычислительного эксперимента

Методическое обеспечение вычислительного эксперимента построено на формальном описании макромодели взаимодействия самообучающейся системы с внешней средой. Для этих целей может быть использовано теоретико-множественное представление взаимодействия абстрактных систем как прямое декартово произведение двух множеств:

$$D = S \times G = \{(s_i, g_j) | s_i \in S; g_j \in G; i \in I; j \in J\},$$

где S обозначает множество компонентов СОС; G обозначает множество элементов внешней среды; (s_i, g_j) обозначает взаимодействия компонентов СОС (s_i) с компонентами внешней среды (g_j).

Состояние системы в конкретный момент времени можно рассматривать как некоторый вектор параметров СОС $\bar{q} = \{q^1, q^2, \dots, q^n\}$, $q^{(i)}$ – i -й параметр СОС, численно характеризующий i -е внешнее свойство системы.

Взаимодействие со средой в силу неопределенности состояния среды вносит в исследуемую систему элемент неопределенности. Это дает основание говорить о существовании на некотором отрезке времени множества возможных состояний СОС $\{\bar{q}\}$. Это множество предполагается ограниченным и определяет собой пространство существования СОС – D_s , $\bar{q} \in D_s$. При этом текущее состояние СОС рассматривается как точка в пространстве существования (иногда говорят в фазовом пространстве или в пространстве состояний). В силу конечного базиса и ограниченности числа возможных состояний СОС D_s можно рассматривать как ограниченное подмножество евклидова пространства. Оно является формальным отображением величины СОС, ее ресурсов и рабочего потенциала. В любой момент времени может существовать только одна реализация \bar{q} , поэтому при $t = t_i$ СОС может находиться только в одном состоянии \bar{q}_i .

Влияние процесса адаптации на состояние СОС определяется зависящим от него распределением

ресурсов на пространстве D_S . Формально это может быть отображено путем наложения на D_S некоторого функционального отношения φ , $\varphi = \varphi(q)$, определяющего состояние СОС в различных точках фазового пространства. СОС может реализовать некоторое конечное множество таких отношений D_φ , $D_\varphi = \{\varphi\}$; $\varphi \in D_\varphi$. Для φ D_S есть пространство определения а D_φ – пространство значений.

В нашем случае формальный вид ситуативной макромоделю можно отобразить в виде двухполюсника, рис. 4:

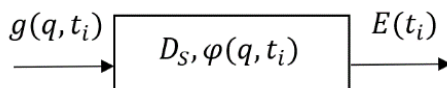


Рис. 4. Формальный вид ситуативной макромоделю

Здесь D_S – пространство состояний, отображающее состояние системы и ее возможности; $g(q, t_i)$ – функция внешних условий (характеризует воздействие внешней среды на состояние системы в данный момент времени); $\varphi(q, t_i)$ – функция адаптации СОС (характеризует модель поведения в изменяющихся внешних условиях в данный момент времени); $E(t_i)$ – эффективность системы в данный момент времени или качество, определяющее степень соответствия СОС своему назначению; t_i – время, характеризующее конкретную ситуацию. То есть $E(t_i) = E(D_S, \varphi(q, t_i), g(q, t_i))$.

Существует множество различных способов оценки эффективности исследуемой системы. В диссертационном исследовании под эффективностью понимается евклидово расстояние в пространстве состояний до заданного целевого состояния E_* СОС:

$$E = \|E_* - E(t_i)\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n (q^{(*)} - q^{(i)})^2}. \quad (3)$$

Представленная макромоделю является основой для проектирования электронного полигона, функционал которого должен обеспечить задание параметров пространства состояний, характеристик внешних условий, формирование процедуры адаптации СОС к изменяющейся внешней среде, определение текущего положения СОС в пространстве состояний, оценку эффективности системы в текущий момент времени.

Параметры пространства состояний определяются в ходе факторного моделирования конкретной ситуации. Размерность факторного пространства равна количеству КСС факторной модели.

Разработана процедура вычислительного эксперимента, в ходе которого осуществляется имитационное моделирование движения СОС в пространстве состояний, а также идет поиск рационального пути к заданному целевому состоянию в частично известной обстановке.

Схематично данную процедуру можно представить в двумерном фазовом пространстве следующим образом, рис. 5.

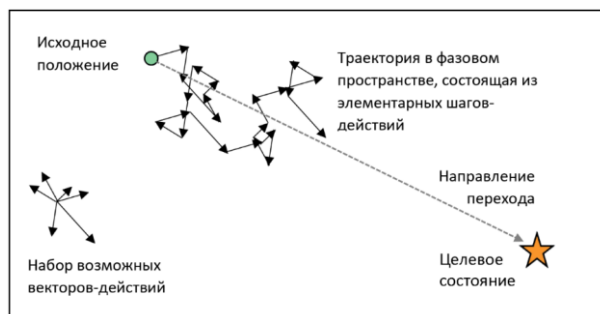


Рис. 5. Схематическое представление задачи

В пространстве состояний определим некоторую произвольную точку, которую будем считать за исходное положение субъекта. Также зададим и вторую точку, обозначающую положение цели. Состояний субъекта изменяется в результате совершения некоторых элементарных действий в пространстве состояний, при этом набор возможных действий ограничен и описывается набором правил поведения, каждое из которых отображается вектором в фазовом пространстве. При этом последовательное совершение данных действий формирует некоторую траекторию субъекта в пространстве состояний. Основной задачей при этом становится формирование рациональной стратегии поведения в зависимости от исходного и целевого состояния субъекта, особенностей модели

мира, отображённой в пространстве состояний с учетом допустимого набора правил поведения и возможных действий.

Результаты вычислительного эксперимента передаются в базу знаний виде табл. 1, где на каждом этапе вычислительного эксперимента заносятся результаты выполнения применяемого действия с показателем эффективности E , которое зависит от стратегии поведения СОС φ_i и состояния среды u_i .

Таблица 1. Матрица результатов взаимодействия СОС и среды

X_φ	G					
	g_1	g_2	...	g_j	...	g_n
φ_1	E_{11}	E_{12}	...	E_{1j}	...	E_{1n}
φ_2	E_{21}	E_{22}	...	E_{2j}	...	E_{2n}
...
φ_i	E_{i1}	E_{i2}	...	E_{ij}	...	E_{in}
...
φ_m	E_{m1}	E_{m2}	...	E_{mj}	...	E_{mn}

Изменение оценки решений, которые принимает агент, является результатом широкой серии численных экспериментов, в каждом из которых строится траектория движения в фазовом пространстве состояний агента от исходного к целевому. В процессе выполнения вычислений каждому совершенному действию приписывается определённый рейтинг. Выбор того или иного действия происходит случайным образом из списка всех возможных действий, но с учётом их рейтинга. Вероятность выбора действий повышается пропорционально рейтингу, который назначается в зависимости от евклидова расстояния (3) до целевого состояния. Чем дальше от цели – рейтинг уменьшается в соответствии с описанным ниже алгоритмом.

Важной особенностью разработанного алгоритма процесса обучения, является отложенный эффект от выполнения того или иного действия, рис. 6.

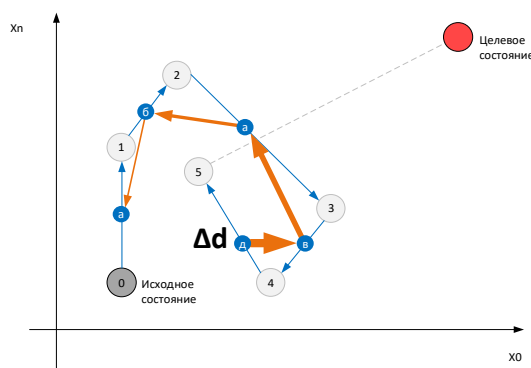


Рис. 6. Концепция учета продолжительного эффекта

Этот алгоритм предполагает изменение рейтинга не только совершенного действия, но и всех предшествующих действий на определенную величину, в зависимости от степени удаленности от целевого состояния E^* , $\Delta E(i) = E(i) - E^*$, где $E(i)$ – эффективность i -ого действия. Если $\Delta E(i) < \Delta E(i - 1)$ то i -ое действие привело ближе к целевому состоянию. В этом случае рейтинг i -ого действия повышается.

Таким образом,

$$E_{i-j} = P * \frac{\Delta E(i)}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (\Delta q_{i-i-1}^k)^2}}, \quad (4)$$

где $\Delta q_{i,i-1}^k = q^k(t_i) - q^k(t_i - 1)$ – приращение координат при выполнении i -ого действия; E_{ij} – оценка действия j при применении действия i , $j = 1, \dots, i - 1$; P – коэффициент скорости обучения ИА, задаваемый по аналогии с методом машинного обучения и зависит от расстояния до целевого состояния, чем больше расстояние, тем меньше коэффициент, может быть использована обратная

логистическая кривая; n – размерность фазового пространства D_S .

Предлагаемый подход помогает учитывать и избегать большое количество различных случаев, когда некоторое количество потенциально ценных действий заводит агента в тупиковые ситуации, из которых невозможно достичь целевого состояний. А также моменты, когда выгоднее отдалиться от целевого состояния для того, чтобы приблизиться к нему в дальнейшем. Например, накопить или пополнить те или иные ресурсы и т.д. Помимо этого, происходит обновление рейтингов всех действий из базы знаний в некотором, указанном пользователем диапазоне.

Исследование эффективности разрешенных действий в фазовом пространстве необходимо продолжать до тех пор, пока качество обучения не достигнет ближайшей окрестности E^* или не будет просчитано заданное пользователем количество итераций.

В ходе применения описанных выше алгоритмов происходит итерационное наполнение и обновление базы знаний несколькими агентами, которые одновременно участвуют в вычислительном эксперименте.

На рис. 7 показаны результаты тестового вычислительного эксперимента в 20-ти мерном фазовом пространстве с набором из 50-ти разрешенных действий. На графике, по оси «Х» отложено количество экспериментов, по оси «У» удаленность от целевого состояния из случайно выбранной начальной точки. С помощью этого графика можно следить за эффективностью обучения агента и тем, насколько он адаптируется к решению задачи по достижению целевого состояния.



Рис. 7. Элемент интерфейса, показывающий график приближения агента к целевому состоянию из случайной точки пространства

2 Практическая реализация

Прикладное апробирование разработанных алгоритмов было проведено в ходе решения реальной задачи прогнозирования эффективности мер противодействия вирусным инфекциям. При этом был осуществлен процесс сбора данных с помощью разработанных средств мониторинга и реализованы методы построения факторной модели и принципы первичного наполнения базы знаний для решения задачи прогнозирования эффективности мер противодействия вирусным инфекциям в рамках пандемии COVID-19.

На рис. 8 представлена общая когнитивная модель, на основе которой формировалось пространство состояний данной проблемной ситуации. Данная модель была выбрана в связи с тем, что она может строиться на основе экспертных мнений о силе связей сущностей предметной области и рекомендуется для использования на уровне макро моделирования. При этом значения влияния сущностей друг на друга нормируются в диапазоне от 0 до 1. Целью данного эксперимента является поиск корректной последовательности применения заданных мер профилактики заболеваний при различных ограничениях.

В ходе мониторинга сети Интернет и общения с экспертами был сформирован перечень наиболее распространенных мер профилактики заболеваний COVID, к которым можно отнести:

- масочный режим;
- ежедневная дезинфекция;
- частичная изоляция персонала с переводом на удаленный режим работы;
- полная изоляция персонала;
- проведение ПЦР – тестирования с последующей изоляцией;
- вакцинация.

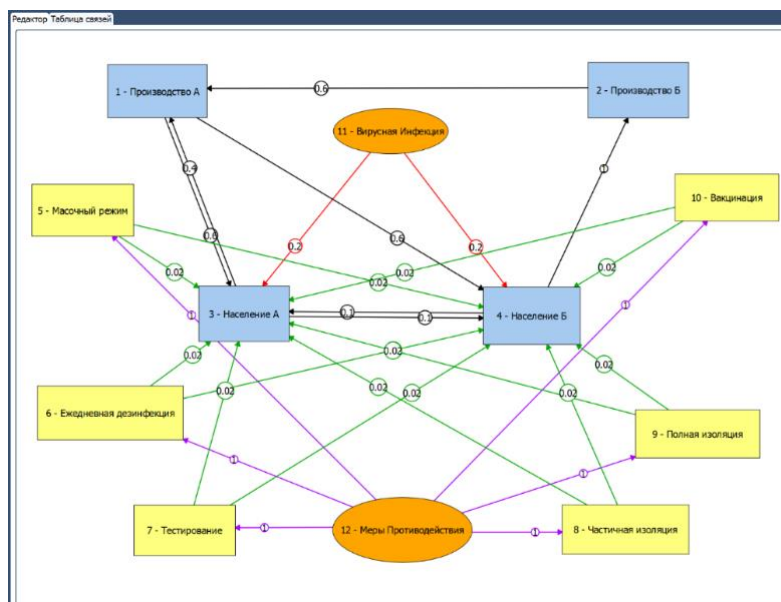


Рис. 8. Когнитивная модель проблемной ситуации борьбы с пандемией

В ходе мониторинга сети Интернет, а также основываясь на информации и публикации из открытых источников и экспертных оценок, можно отобразить результаты применения мер противодействия вирусным инфекциям в виде их влияние на связи, которые интерпретируются ребрами графа, табл. 2.

Таблица 2. Меры противодействия

Мероприятия	A1A3	A1B4	B2A1	A3A1	A3B4	B4B2	B4A3	COVID	Интенсивность мер противодействия
Масочный режим	-0,05	-0,05	-0,1	-0,05	-0,1	-0,1	-0,05	-0,2	0,3
Ежедневная дезинфекция	-0,1	-0,1	-0,2	-0,2	-0,08	-0,2	-0,08	-0,1	0,4
Тестирование	-0,2	-0,2	-0,15	-0,3	-0,1	-0,3	-0,1	-0,3	0,2
Частичная изоляция	-0,2	-0,2	-0,15	-0,3	-0,15	-0,3	-0,15	-0,2	0,4
Полная изоляция	-0,6	-0,6	-1	-0,9	-0,6	-0,9	-0,6	-0,6	0,2
Вакцинация	-0,1	-0,1	-0,15	-0,05	-0,05	-0,05	-0,1	-0,4	0,5

Так в табл. 2 A1A3 означает влияние производства А (фактор 1), на население А (фактор 3). По аналогии расшифровывается смысл остальных столбцов. Цифры в таблице означают изменение весов соответствующих дуг при использовании того или иного мероприятия.

В ходе вычислительных экспериментов с разными наборами параметров были получены различные результаты, некоторые из которых приведены на рис. 9, 10. Из экспериментов, результаты которых были приведены на рисунках, видно, что в условиях ограниченного времени, а также в ситуации, когда вирус обладает повышенной contagiозностью, можно наблюдать, что алгоритм чаще отдает приоритет «Полной изоляции», которая позволяет намного более эффективно бороться с вирусами, но при этом страдает производство, рис. 9.

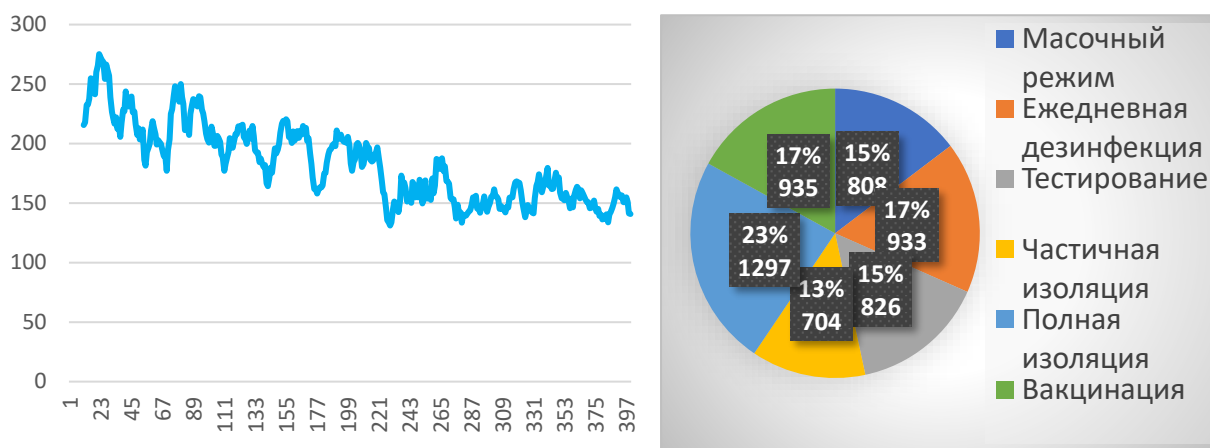


Рис. 9. Эффективность процесса обучения в условиях ограниченного времени

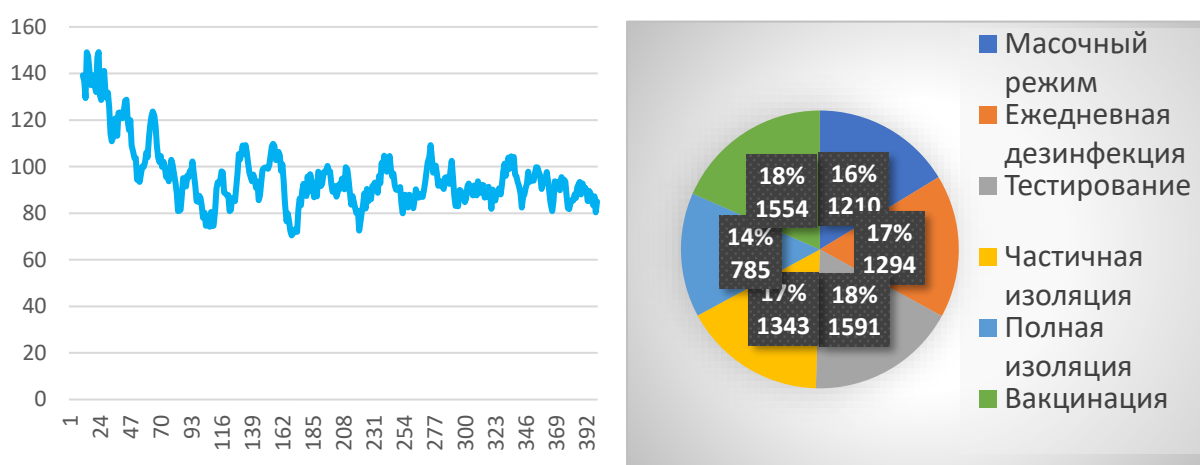


Рис. 10. Эффективность мер противодействия в условиях повышенного времени на реагирование

Тем временем, в противоположных условиях, можно наблюдать обратную ситуацию, при которой алгоритм отдает приоритет менее радикальным мерам противодействия инфекции, что позволяет бороться с инфекцией, кардинально не нарушая производственные связи.

Так же был проведен ряд экспериментов по определению эффективности мер противодействия без применения карантинных мер к населению. Из проведенных экспериментов, следует, что наиболее оптимальным в этом случае является применение мер вакцинации, рис. 10, в то время как эффективность других мер противодействия в долгосрочной перспективе носит примерно одинаковый характер.

Данные, полученные в ходе эксперимента, легли в основу модели по прогнозированию количества новых случаев заражения в рамках проекта «Моделирование эпидемий вирусных инфекций». Результаты применения методов мониторинга и добычи данных и в ходе вычислительного эксперимента, были использованы при прогнозировании новых случаев заражения в городе Москва в начале 2021 года. Расчеты производились в рамках проекта Минобрнауки «Моделирование эпидемий вирусных инфекций» Соглашение №75-11-2020-011 от 19 октября 2020 г. При этом отклонение результатов моделирования от реальных данных составило порядка 10-15%, рис. 11.

```

masmx64@auth03: ~/netreaper/demo
==2021-10-26=====
новых случая COVID-19 за сутки , умерли 86 человек .
новых случая COVID-19 за сутки , умерли 86 человек .
коронавируса За последние сутки умерли 1064 пациента 21 октября 2021 Москва и область закроются на
за октябрь За сутки умерли 1028 человек 20 октября 2021 В Москве из-за COVID-19 вводят
1069 смертей от коронавируса.В Москве за прошедшие 24 часа умерли 86 человек с COVID-19 ,
коронавируса.В Москве за прошедшие 24 часа умерли 86 человек с COVID-19 , в Санкт-Петербурге зафиксировали
12:19 В Москве от COVID-19 умерли ещё 83 человекаЗа последние сутки в Москве скончались от
В Москве от COVID-19 за сутки умерли 79 человекЗа последние сутки в Москве скончались от
>>> new_dead moscow = 86
masmx64@auth03:~/netreaper/demo$

masmx64@auth03:~/netreaper/demo$
masmx64@auth03:~/netreaper/demo$
masmx64@auth03:~/netreaper/demo$ ./search_auto.py
== 2021-10-28 ==== 65 pages == ekaterinburg =====
От COVID-19 умерли 32 свердловчанина , заразились - 674 - МК
745 + А - От COVID-19 умерли 32 свердловчанина , заразились - 674 Поделиться В
masmx64@auth03:~/netreaper/demo$

```

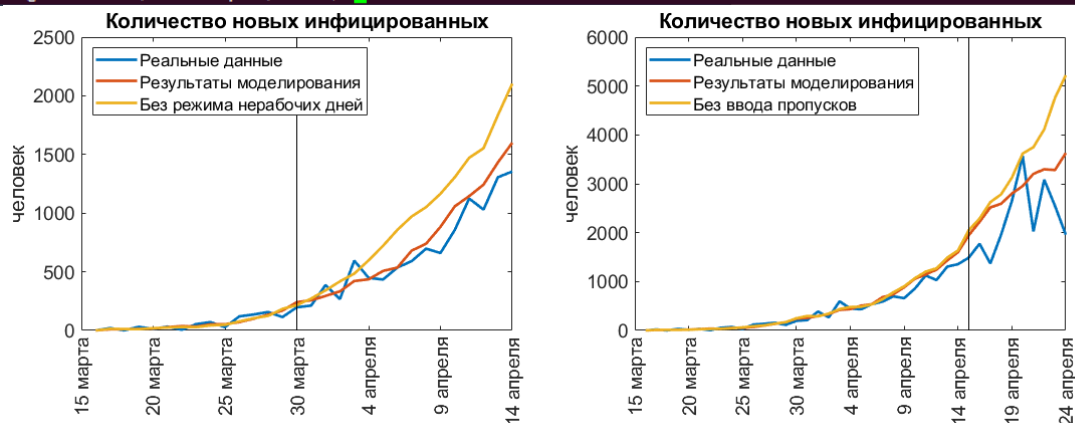


Рис. 11. Результаты мониторинга и расчета на основе данных, полученных в ходе эксперимента

Заключение

Рассмотрены проблемы, связанные с недостатком информации при конфликтном взаимодействии системы с внешней средой. Показано, что основными способами уменьшения уровня неопределённости в подобного рода задачах является мониторинг и сбор информации об окружающем пространстве, разработка и построение логически правильной и корректной математической модели, а также анализ данных, полученных в ходе мониторинга и вычислительных экспериментов.

Для моделирования и прогноза развития конфликтного взаимодействия исследовано применение искусственных самообучающихся систем, обобщающих понятие интеллектуального агента, который действуя в условиях неполной информации в ходе вычислительного эксперимента улучшает свое поведение с опытом в зависимости от реакции окружающей среды. Методы адаптации и обучения самообучающихся систем разработаны на основе технологий искусственного интеллекта и имитационного моделирования.

Литература

1. Шульц В.Л., Кульба В.В., Шелков А.Б., Чернов И.В. Сценарный анализ в управлении геополитическим информационным противоборством. – М.: Наука, 2015. – 542 с.
2. Нечаев Ю.И. Теория катастроф: современный подход при принятии решений. – СПб.: Издательство Арт-Экспресс, 2011. – 392 с.
3. Цвиркун А.Д. Основы синтеза структуры сложных систем. – М.: Наука, 1997. – 256 с.
4. Цыпкин Я.З. Адаптация и обучение в автоматических системах. – М.: Наука, 1968. – 400 с.
5. Растригин Л. А. Адаптация сложных систем. – Рига: Зинатне, 1981. – 375 с.
6. Евтушенко Ю.Г., Посыпкин М.А. Метод неравномерных покрытий для решения задач многокритериальной оптимизации с гарантированной точностью // Ж. вычисл. матем. и матем. физ. Т. 53. 2013, № 2. – С. 209–224.
7. Андрианов А.Н., Аникин А.С., Горнов А.Ю. Численное исследование задач оптимизации больших размерностей с использованием модификации метода Б.Т. Поляка // Ж. вычисл. матем. и матем. физ. Т. 61. 2021, № 7. – С. 1059–1069.

8. *Поспелов Д.А.* Десять «горячих точек» в исследованиях по искусственному интеллекту // Интеллектуальные системы. Теория и приложения. Т. 1996, вып. 1-4. – С. 47–56.
9. *Зацаринный А.А., Сучков А.П.* Информационное взаимодействие в распределенных системах ситуационного управления. – М.: ТОРУС ПРЕСС, 2021. – 268 с.
10. *Ильин Н. И., Демидов Н. Н., Новикова Е. В.* Ситуационные центры. Опыт, состояние, тенденции развития. – М.: МедиаПресс, 2011. – 336 с.
11. *Белов М.В., Новиков Д.А.* Управление жизненными циклами организационно-технических систем. – М.: URSS, ООО «ЛЕНАНД», 2020. – 384 с.
12. *Russell S., Norvig P.* Artificial intelligence: a modern approach, 4-th ed. – Prentice Hall, 2020. – 1136 p.
13. *Осипов В.П., Рыков Ю.Г., Четверушкин Б.Н.* Математические аспекты понятия влияния в концепции когнитивного моделирования // Искусственный интеллект и принятие решений. 2021, №2. – С.3–10.
14. *Osipov V.P., Rykov Yu.G.* On mathematical aspects of analyzing the structure of complex systems using weighted digraphs // Lobachevskii journal of mathematics. Vol. 41. 2020, № 11. – P. 2231–2238.