

## ГИБРИДНАЯ МЕТОДИКА ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ РИСКАМИ В СЛОЖНЫХ СОЦИОТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ

М. Киван

moudarkiwan@gmail.com

Д.В. Березкин

berezkind@bmstu.ru

Е.В. Смирнова

evsmirnova@bmstu.ru

МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация

---

### Аннотация

Приведены гибридная методика анализа рисков в сложных системах прогнозирования развития возможных аварий, связанных с социальными системами, и выработанные рекомендации по их предотвращению. Для определения эксплуатационного состояния сложной системы и наделения ее дополнительной возможностью противостоять отказам в предлагаемой методике объединены модели системной динамики (помогающие уловить взаимодействия элементов исследуемой системы в динамике), модели деревьев событий и отказов (используются для моделирования эволюции сценариев риска) и искусственных нейронных сетей. Гибридная методика управления рисками в социотехнических системах основана на объединении возможностей разных технологий искусственного интеллекта и позволяет реализовать преимущества нескольких технологий путем их интеграции. Приведены шесть этапов исследований, выполненных в рамках применения гибридной методики, а также математическое описание модели нейронной сети. Проверена эффективность предлагаемой методики с помощью трех реализованных программных продуктов. На примере строительной компании с помощью разработанного оригинального программного комплекса смоделированы сценарии аварий и построена нейронная сеть прогнозирования рисков и определения операционного статуса компании. Приведены результаты моделирования

### Ключевые слова

*Социотехническая система, гибридный подход, моделирование рисков, деревья событий, деревья отказов, системная динамика, искусственные нейронные сети*

Поступила 25.01.2023

Принята 13.02.2023

© Автор(ы), 2023

---

*Работа выполнена в рамках программы «Приоритет 2030»  
проекта Vauman Deep Analytics*

**Введение.** Предотвращение аварий в сложных социотехнических системах является в настоящее время важной задачей. Первый этап исследования возможных рисков в таких системах предполагает установление причин возникновения несчастных случаев. Для этого применяются различные теории и модели причинно-следственных связей. Далее приведен краткий экскурс в историю этих исследований, более подробный обзор методов и моделей представлен в [1, 2].

Одна из самых ранних моделей причинно-следственных связей — это теория домино, предложенная Г.В. Генрихом в 1930-е гг. [3]. Она описывает аварийную ситуацию как цепь дискретных событий, которые происходят в определенном временном порядке. Эта теория принадлежит к классу последовательных моделей аварий или моделей на основе событий, которые лежат в основе большинства позже построенных моделей аварий таких, как анализ деревьев событий (ДС) [4], а также причин и следствий [5]. Эти модели хорошо подходят для описания потерь, вызванных отказами физических компонентов или человеческими ошибками в относительно простых системах. Способность моделей объяснять причинно-следственные связи аварий в более сложных системах, созданных во второй половине XX в., весьма ограничена [5]. Поэтому в начале второго тысячелетия появились новые модели, которые стремились уловить нелинейную динамику и взаимодействие между компонентами системы в сложных социотехнических системах. Такие модели называются моделями системных аварий и описывают аварийный процесс как сложную и взаимосвязанную сеть событий. Отметим два известных подхода к системному моделированию сложных социотехнических систем: иерархическая социотехническая структура Расмуссена [6]; системно-теоретическая модель аварий и процессов Левесона [7]. Две системные модели для анализа безопасности и аварий разработаны на основе методов когнитивной системной инженерии: анализ когнитивной надежности и ошибок [8] и функционально-резонансный анализ [9]. По мере понимания причин промышленные, транспортные и аэрокосмические аварии больше не рассматриваются только как технические сбои и результаты человеческих ошибок, а учитываются исторические предпосылки и неблагоприятные организационные факторы, проводится социологический анализ причин аварий [10].

Для сложных систем сохраняется актуальность разработки такой междисциплинарной модели, которая объединила бы детерминированный и вероятностный подходы к анализу аварийных ситуаций, что обеспечит повышение эффективности процесса принятия решений, связанного с проектированием и эксплуатацией сложных социотехнических

систем. В настоящей работе предложена методика управления рисками, получившая название «Гибридная методика поддержки принятия решений для управления рисками в сложных социотехнических системах». Приведены модели поведения сложных социотехнических систем, гибридная методика поддержки принятия решений для управления рисками в таких системах, три программы, реализующие предлагаемую гибридную методику, вычислительный эксперимент и результаты апробации гибридной методики на конкретном примере строительной компании «Аркан».

**Модели поведения сложных социотехнических систем.** Модели ДС тесно связаны с диаграммами последовательности событий и используются при анализе рисков и безопасности сложных систем. Они применяются в индуктивных логических методах определения возможных результатов исходных событий [11], причем на диаграммах последовательностей событий ДС начинается с события, инициирующего аварию. Анализ ДС позволяет ответить на вопросы: какие аварийные ситуации могут возникнуть и какие вероятности этих событий? Ответы можно получить, анализируя возможные сценарии развития аварий. Термин «сценарий» рассматривают как картину возможного развития событий, разработанную с целью сосредоточить внимание человека, принимающего управленческое решение, на изучении причинно-следственных связей и на тех моментах развития опасных событий, которые требуют принятия управленческих решений, чтобы не допустить их перерастания в чрезвычайную ситуацию. Сценарий должен давать последовательные ответы на вопросы [12]: как может возникнуть та или иная гипотетическая ситуация? какие альтернативные решения существуют на каждом этапе развития события? как повлиять на данный процесс? какие превентивные меры безопасности предпринять?

Модели деревьев отказов (ДО) широко используются при анализе безопасности и определении уровня надежности сложной системы с использованием дедуктивного метода распознавания опасности аварии. Структурное (графическое) представление ДО начинается с основного события, которое спровоцировало аварию, затем анализируются возможные причины и сценарии, приведшие к этому инциденту [13]. Дедуктивный метод ДО обеспечивает как качественный, так и количественный анализ, однако он имеет свои ограничения: исследуется только одно главное событие. Кроме того, трудно учесть задержки и другие временные факторы из-за невозможности смоделировать динамическое поведение системы [14].

Системная динамика (СД) как наука является разделом теории сложных систем, где описано их динамическое поведение. В основе такого ме-

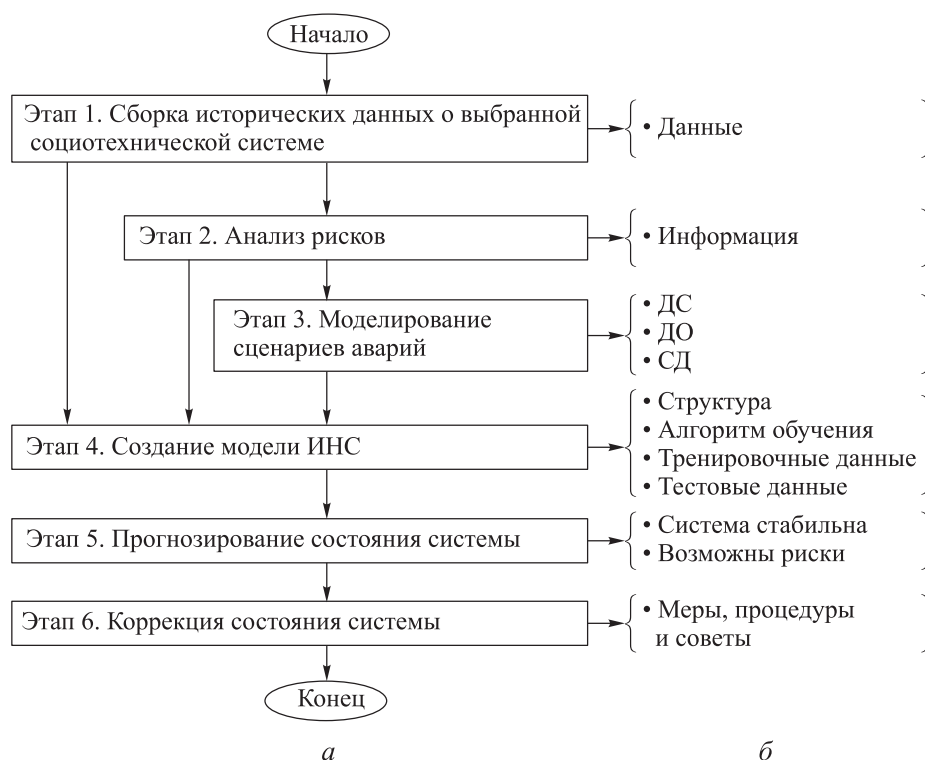
тогда моделирование лежит признание факта, что структура любой системы, представляющая собой множество циклических, иногда с задержкой во времени, взаимосвязей между ее компонентами, часто так же важна для определения ее поведения, как и сами отдельные ее компоненты. В сложной системе часто проявляются эмерджентные свойства, которые не могут быть найдены среди свойств ее отдельных элементов. В некоторых случаях поведение целого не может быть объяснено в терминах поведения его частей. Таким образом, СД представляет собой направление в изучении сложных систем, исследующее их поведение во времени в зависимости от структуры элементов системы и взаимодействия между ними, в том числе в изучении причинно-следственных связей, петель обратных связей, задержек реакции, влияния среды и других явлений [15]. Социотехническая система может быть описана совокупностью системно-динамических моделей. Выбор факторов, подлежащих включению в модель, обусловлен теми вопросами, на которые должен быть дан ответ после анализа этой сложной системы. В общем случае в [16] рекомендуется не ограничивать построение модели узкой научной дисциплиной, необходимо включать в модель технические, правовые, организационные, экономические, психологические, трудовые, денежные и даже исторические факторы. Эти факторы должны найти место при определении взаимодействия элементов системы, причем любой фактор может оказать решающее влияние на поведение системы.

Искусственные нейронные сети (ИНС) порождают вычислительные методы, имеющие способность обнаруживать нелинейные отношения между входными и выходными данными без необходимости детального понимания физических основ системы. Такие сети широко используются для моделирования и прогнозирования в различных дисциплинах [17]. Искусственная нейронная сеть состоит из связанных между собой искусственных нейронов, имеющих способность выполнять параллельные вычисления для обработки данных и адекватного представления знаний, и обучается на примерах, фиксируя функциональные отношения между данными, когда эти отношения неизвестны или когда их трудно описать [18].

**Гибридная методика поддержки принятия решений для управления рисками в сложных социотехнических системах.** Приведенные характеристики моделей позволяют предложить методику гибридного использования всех представленных моделей и методов для анализа сложных систем. Так, ДО и ДС используются при моделировании эволюции сценариев риска. В условиях наличия информации для установления детерми-

нированных отношений между факторами моделей или некоторыми частями моделей используются детерминированные методы: аналитические и на основе моделирования. Для управления рисками в социотехнической системе из-за сложных и нелинейных взаимосвязей между компонентами этой системы в состав гибридной модели включены ИНС.

Схематическое представление предлагаемой методики приведено на рис. 1.



**Рис. 1.** Схема предлагаемой гибридной методики:  
 а — этапы исследования; б — используемые модели и методы

Гибридная методика предполагает выполнение следующих этапов исследования.

*Этап 1. Сборка исторических данных о выбранной социотехнической системе.* Работа начинается с тщательного изучения системы, всех данных и подробной информации о ней и аналогичных системах. Эти данные дают информацию, которая позволяет понять систему и объяснить предыдущие аварии, их причины и результаты, что поможет в анализе рисков, угрожающих системе, а также в построении сценариев аварий. Кроме того, эти данные являются важными для обучения и тестирования нейронных сетей.

*Этап 2. Анализ рисков.* Перед созданием модели аварии необходимо детально изучить аварию и проанализировать риски. Исследования по оценке рисков проводятся на основе системной информации, доступ к которой можно получить из описания системы. Эта информация включает в себя эскизы технологических схем, спецификации оборудования, диаграммы, процедуры и т. д. Существует большое число методов, которые можно использовать для проведения исследований по оценке опасности, например, метод АОРАБ (анализ опасности и работоспособности) — хорошо известный качественный метод идентификации опасности для обнаружения и оценки неисправностей оборудования, приводящих к авариям. Метод АОРАБ включает в себя также выявление проблем с работоспособностью [19].

*Этап 3. Моделирование сценариев аварий.* Сценарии аварий разрабатываются на основе исследований по оценке опасностей, выполненных на предыдущем этапе. Каждый сценарий технологической аварии состоит из двух основных компонентов: исходное событие и последствия (конечный результат аварии). Цель разработки сценариев — определение основных причин и факторов, которые должны быть указаны в модели последовательности возникновения аварии с начала первого события до тех пор, как произошла авария, чтобы была возможность предотвратить или смягчить ее последствия. На этом этапе моделируются риски с помощью ДС, ДО и СД. Каждый набор рисков моделируется с помощью соответствующей технологии, чтобы использовать сильные стороны каждой модели. Модель ДС используется для естественных причин отказа (лесные пожары, ураганы, извержения вулканов или любое другое непредвиденное событие); модель ДО применяется для определения влияния технологических компонентов на систему с целью лучше понять основную причину сбоя; модель СД — для проведения социологической вероятностной оценки рисков.

Поскольку социологический риск непредсказуем и имеет большое число переменных, то одна из моделей СД — модель потока запасов является более предпочтительной. Обычно антропогенные факторы\* носят кумулятивный характер. В последнее время проведено большое число исследований, которые показали возможность использования СД в управлении динамикой человеческих ресурсов и знаниями в организациях [20, 21].

---

\* Антропогенные факторы — экологические факторы, обусловленные различными формами влияния деятельности человека на природу.



*Этап 4. Создание модели ИНС.* Этот этап направлен на определение параметров ИНС, включая тип ИНС, число входных и выходных нейронов, число скрытых слоев, передаточную функцию и алгоритм обучения. Рассмотрим указанные параметры подробнее. Тип нейронной сети, используемой для прогнозирования вероятности риска, представляет собой многослойную модель персептрона, которая имеет следующие преимущества [22]: может применяться для решения сложных нелинейных задач, хорошо работает с большими объемами входных данных, обеспечивает высокую производительность после ее обучения и требуемую точность при меньших объемах данных.

Число входных нейронов определяет уровень риска в системе, т. е. учитываются важные события и переменные, влияющие на состояние системы. Этот параметр находится на предыдущем этапе с использованием моделей ДС, ДО, СД, которые помогают идентифицировать следующие события как входные нейроны:

- каждое ключевое событие в ДО;
- каждое событие в ДС;
- каждый запас\* (stock) в модели СД.

Общее число входных нейронов ИНС определяется выражением

$$N_{input\ neurons} = N_{ET(e)} + N_{FT(be)} + N_{SD(s)},$$

где  $N_{ET(e)}$  — число всех начальных событий во всех моделях ДС;  $N_{FT(be)}$  — число всех базовых событий во всех моделях ДО;  $N_{SD(s)}$  — все запасы (stocks) во всех моделях СД.

Значение параметра «число выходных нейронов» зависит от изучаемой системы и рисков, которым система может быть подвержена и которые можно спрогнозировать. Это может быть один нейрон, определяющий вероятность опасности или отказа системы, например, вероятность взрыва ядерного реактора или вероятность авиакатастрофы. Это могут быть несколько нейронов, определяющих уровни риска в системе, например, определяющие уровень деятельности компании, а также ее способность выполнять свои задачи.

Значение параметра «число скрытых слоев» может быть получено с помощью эмпирических методов, служащих для определения числа нейронов, используемых в скрытых слоях. Главная задача — избежать избыточного числа скрытых слоев, для этого должны выполняться соотношения

---

\* Запас (stocks) — термин для любого объекта, который накапливается или истощается (одно из фундаментальных понятий в СД).

$$N_{output\ neurons} < N_{hidden\ neurons} < N_{input\ neurons};$$
$$N_{hidden\ neurons} = \frac{2}{3}(N_{output\ neurons} + N_{input\ neurons}),$$

где  $N_{output\ neurons}$  — число нейронов выходного слоя;  $N_{hidden\ neurons}$  — число нейронов скрытого слоя.

Скрытый слой использует функцию активации для преобразования входных переменных ИНС в выходные (зависимые переменные). Функция вывода в слое вывода обычно является линейной функцией, которая суммирует входные сигналы вывода.

Прогнозирование в ИНС с прямой связью описано уравнениями:

$$Q_{jk} = f_1 \left( b_j + \sum_i W_{ij} I_{ik} \right);$$
$$Q_k = b + \sum_j W_j Q_{jk},$$

где  $f_1$  — функция активации скрытого слоя;  $b_j$  и  $b$  — смещения скрытого и выходного слоев;  $I_{ik}$  — вход  $i$  для  $k$ -го входного вектора;  $Q_{jk}$  — выход  $j$  скрытого слоя;  $W_{ij}$  и  $W_j$  — веса соединений между уровнями;  $Q_k$  — прогнозируемая вероятность отказа.

*Этап 5. Прогнозирование состояния системы.* После настройки и обучения ИНС и расчета вероятностей отказов компонентов системы (технических или человеческих) текущие риски системы с точки зрения рабочего состояния или вероятности аварии могут быть определены на основе данных в реальном времени. Входные данные ИНС собирают из разных источников, например, вероятность стихийных бедствий таких, как наводнения, может быть получена из метеорологических данных, а другие данные можно взять из анализа моделей ДС, ДО, СД. Когда часть входных данных ИНС уже готова, эти данные используются в качестве новых входных данных ИНС для прогнозирования вероятности отклонения системы от нормального режима работы.

*Этап 6. Коррекция состояния системы.* Если существует риск сбоя системы, то необходимы некоторые меры для восстановления ее работоспособности в безопасном режиме. При этом анализируются те данные, которые были введены в ИНС и привели систему к опасному состоянию. Человек, принимающий решения, также может изменить значение одного или нескольких входов ИНС и оценить на модели влияние этого изменения на состояние всей системы. Если это изменение положительно отра-



зится на ее безопасности, то даются рекомендации по изменению значения этого параметра.

**Программная реализация гибридной методики.** Особенность программной реализации методики заключается в том, что выбранная веб-технология позволяет использовать программы как независимо друг от друга, так и в составе программного комплекса. Для проверки эффективности предлагаемой методики разработаны три программы: 1) реализация ДС и ДО, названная Event Trees and Fault Trees Program (ET-FT-Pro); 2) реализация СД System Dynamics (SD-Pro); 3) реализация ИНС Artificial Neuron Network Program (ANN-Pro). Программы реализованы на языке Python, при этом использованы готовые библиотеки функций PyTorch [23], NumPy [24], Scikit-learn [25], Keras API [26], TensorFlow [27]), а также веб-технологии JavaScript, JQuery, CSS, HTML. Рассмотрим эти три программы подробнее.

*Программа ET-FT-Pro* имеет графический инструмент для анализа ДС и ДО, а также средство вероятностного анализа рисков, основанное на программном обеспечении с открытым исходным кодом SCRAM [28]. Программа ET-FT-Pro позволяет строить дерево графически, а также выводить отчеты и результаты анализов понятным и простым в использовании интерактивным способом. Пользовательский интерфейс программы реализован в виде веб-приложения с учетом всех требований к отображению ДС и ДО с точки зрения добавления различных элементов и определения параметров. Процесс взаимодействия пользовательского интерфейса с инструментом SCRAM приведен на рис. 2.

*Программа SD-Pro* (рис. 3) разработана для построения детерминированных моделей в соответствии с подходом СД, а также для моделирования поведения систем и анализа результатов моделирования. Экранная форма создается путем размещения и прикрепления предопределенных графических символов в соответствующих местах экрана. Затем программа преобразует графическую модель в исполняемый код, отображающий поведение модели, а также состояния и значения переменных в каждый момент времени. В программу включены два численных метода поиска решений обыкновенных дифференциальных уравнений [29], на которых основаны модели СД, так что пользователь может выбрать один из двух явных методов: метод Эйлера или метод Рунге — Кутты.

*Программа ANN-Pro* помогает пользователю создать и обучить ИНС, а затем использовать ее для прогнозирования рисков. Инструмент ANN-Pro реализует следующие четыре пользовательских интерфейса: 1) интерфейс

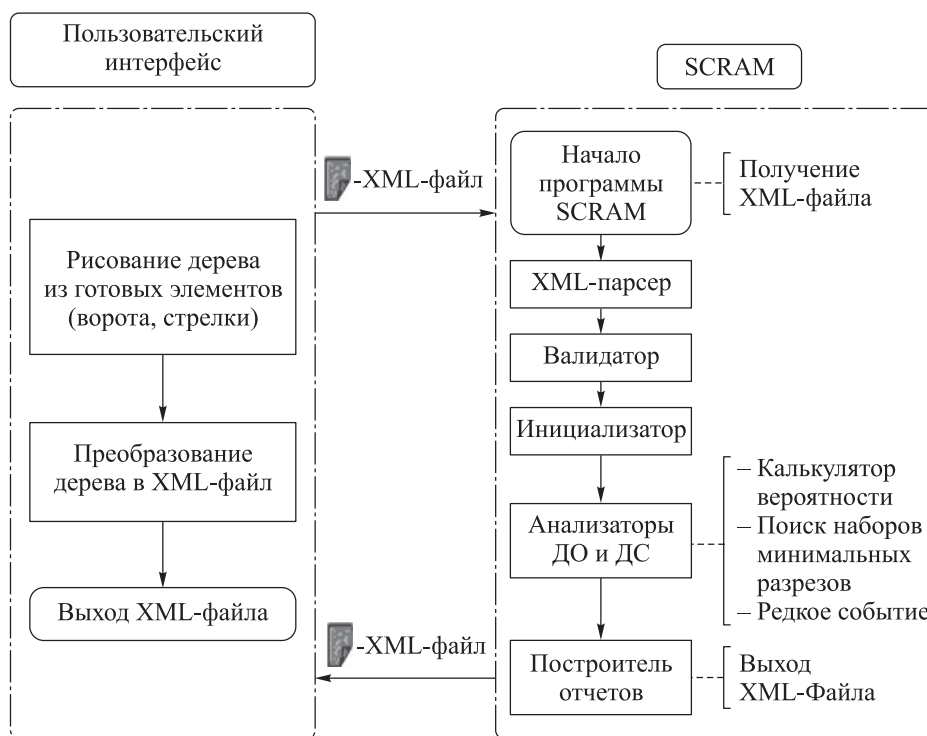


Рис. 2. Взаимодействие программы ET-FT-Pro с инструментом SCRAM

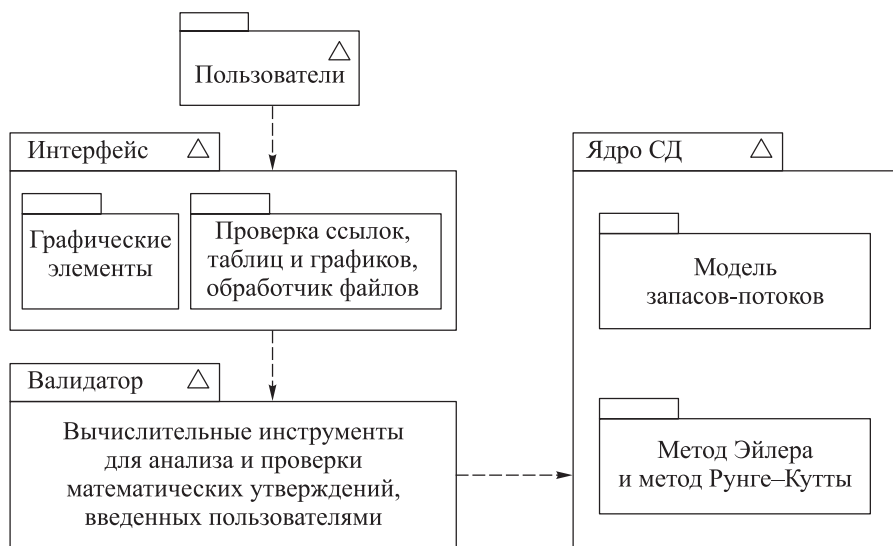


Рис. 3. Схема слоев программы SD-Pro

создания ИНС позволяет ввести параметры ИНС (п. 1), выбрать одну функцию активации нейросети (Sigmoid, Tanh и др.); 2) интерфейс обучения дает возможность пользователю ввести тренировочные данные в формате CSV,

а также задать порог ошибки, максимальное число итераций обучения, скорость и результат обучения; 3) интерфейс оценки ИНС, с помощью которого проводится сравнение известных значений выходных данных и результатов вычислений, получаемых при поступлении на вход новых входных данных, и если наблюдается соответствие этих значений, то делается вывод о правильной настройке ИНС и ее работоспособности; 4) интерфейс прогнозирования рисков используется для ввода текущих значений системных параметров, причем выходными данными ИНС являются состояния системы.

**Вычислительный эксперимент.** Предложенные гибридная методика и реализованное программное обеспечение апробированы при анализе деятельности строительной компании «Аркан». Гибридная модель управления рисками построена, чтобы определять операционную ситуацию в компании и предупреждать в случае возникновения рисков, влияющих на непрерывность работы и выполнение поставленных задач. Изначально в компании проведено подробное исследование всех технических отделов, изучена работа сотрудников и определено влияние окружающей среды. Изучены предыдущие аварии и проблемы, которые негативно отражались на деятельности компании и иногда приводили к приостановке работы. Кроме того, проанализированы причины этих несчастных случаев. В результате анализа выявлено, что причины могут быть техническими ввиду используемых в работе машин и их ошибок, а также могут быть результатом воздействия естественных условий окружающей среды и следствием нехватки рабочей силы.

*Построение ДС и ДО.* Последствия других непредвиденных событий таких, как стихийные бедствия, определены методом анализа ДС (рис. 4). Используя этот метод, можно определить, как события повлияют на общий операционный уровень компании. Использована статистика вероятности возникновения стихийных бедствий, которую имеют метеорологические службы города. Обновление статистических записей оказывает прямое влияние на общую производительность компании.

Диаграмма ДО (рис. 5) используется для определения влияния технологических компонентов на компанию, что позволяет детально изучить первопричину сбоя, оценка проводится на примере неисправного строительного крана.

*Построение модели СД запасов специалистов.* С помощью программы SD-Pro построена диаграмма запасов и потоков (один из диаграммы СД) для определения человеческого капитала (рис. 6). Согласно рисунку, число сотрудников полагается переменным параметром. Определяется число

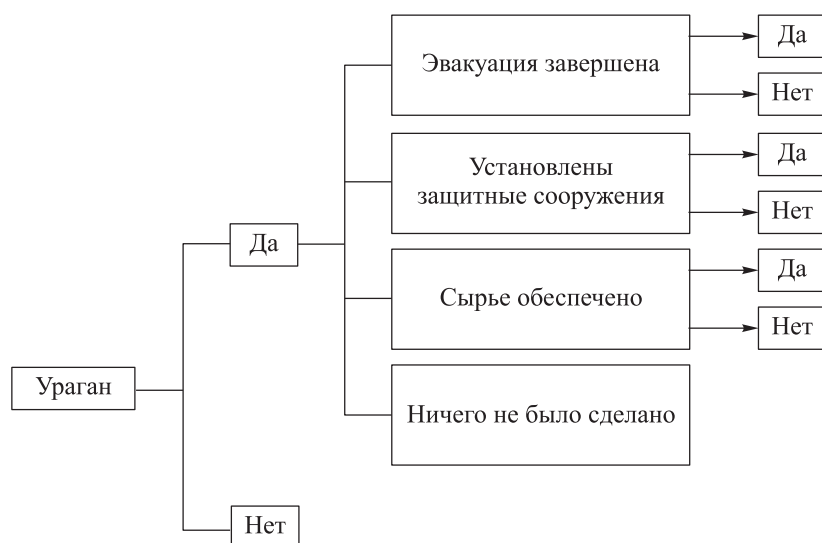


Рис. 4. Дерево событий для определения воздействия урагана

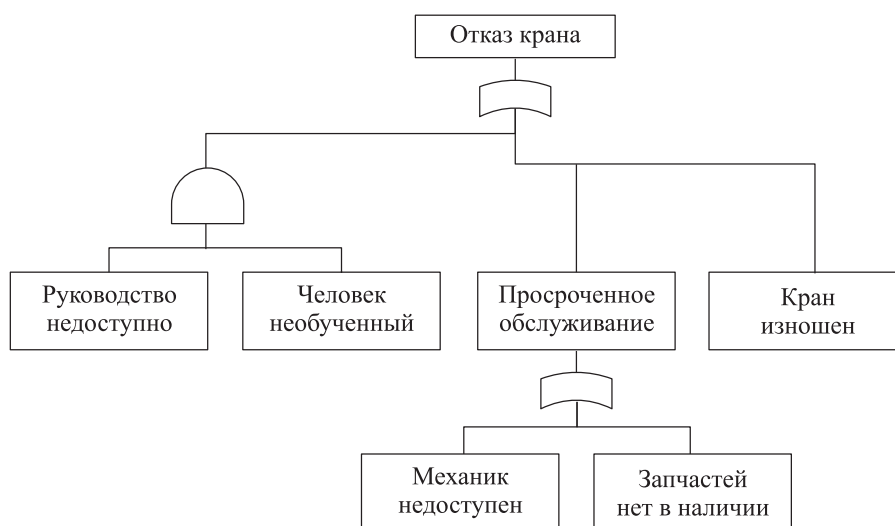
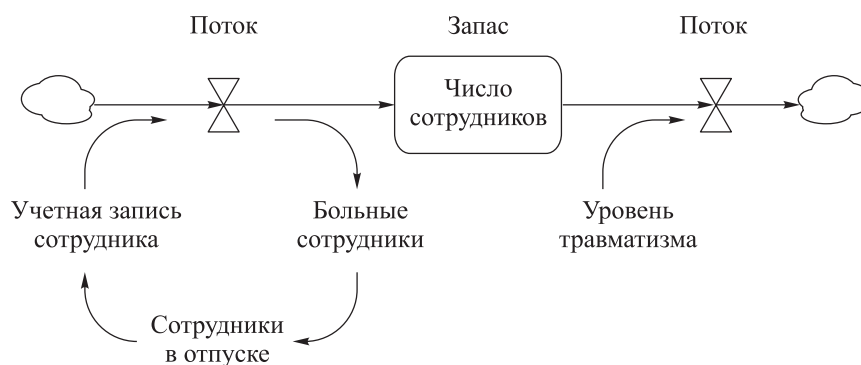


Рис. 5. Дерево отказов строительного крана

больных сотрудников, устанавливается связь с сотрудниками, доступными для выполнения служебных обязанностей. Увеличение уровня травматизма сотрудников приводит к сокращению этого числа. Запас в данном примере — это число сотрудников, он подпитывается движением потока, притоками и оттоками.

В результате анализа диаграмм ДС и ДО выявлены факторы, которые могут повлиять на результаты деятельности компании, также получены значения средней частоты их возникновения за последние пять лет (табл. 1).



**Рис. 6.** Схема управления человеческими ресурсами с использованием модели СД

Таблица 1

**Основные факторы, влияющие на деятельность компании**

Фактор	Частота возникновения фактора
Доступность человеческих ресурсов	0,18
Стихийные бедствия (ураган и др.)	0,07
Есть защитный барьер от наводнений	0,09
Болезнь сотрудников	0,11
Недостаточная квалификация крановщика	0,14
Ежедневный показатель задержки регистрации сотрудников	0,13
Отложенный ремонт крана	0,16
Ручной кран недоступен	0,09
Завершение эвакуации после наводнения	0,16
Механик недоступен	0,18
Изношенные краны	0,06
Безопасность сырья после наводнения	0,03
Запасные части отсутствуют	0,10

*Построение ИНС.* Последний элемент гибридной модели — это построение ИНС, которая применяется для определения операционного уровня компании. Модель ИНС, используемая для прогнозирования в тематическом исследовании, состоит из трех слоев — входного, одного скрытого слоя и выходного. Источники получения параметров этих входных данных — ДС, ДО, СД — показаны на рис. 7. Кроме того, на рис. 8 приведен пример архитектуры нейронной сети, позволяющей агрегировать результаты нескольких моделей (СД, ДС, ДО).



Рис. 7. Архитектура ИНС и источники получения значений параметров (ДС, ДО, СД)

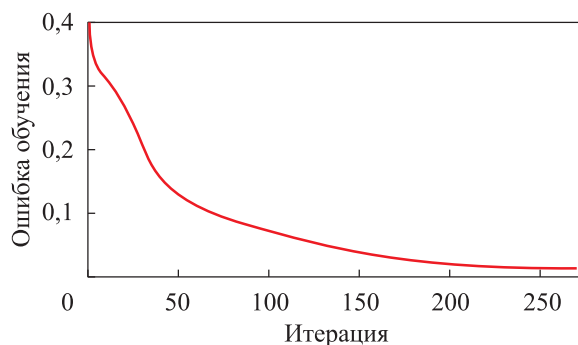


Рис. 8. График ошибок обучения ИНС

Входные данные ИНС классифицирует по трем кластерам (табл. 2). Состав моделей, входящих в гибридную модель, определяет число входов ИНС. Поскольку входные данные включают в себя разные показатели, эти данные нормализуются согласно выражению

$$\underline{x} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}},$$

где  $\underline{x}$  — нормализованные данные;  $x$  — исходные данные;  $x_{\max}$ ,  $x_{\min}$  — максимальное и минимальное значения исходных данных.

Таблица 2

**Кластер операционного уровня**

Состояния выходов ИНС	Интерпретация результата
1 0 0	Низкий риск
0 1 0	Средний риск
0 0 1	Высокий риск



*Обучение ИНС.* В ИНС использовано обучение с учителем, целевое значение задается для всех входных нейронов. Входные данные для обучения — значения вероятностей каждой переменной для ее заданного значения в исторических данных, целевые значения — набор допустимых вероятностей отклонения от нормального технологического процесса компании. График, приведенный на рис. 8, показывает взаимосвязь между ошибкой обучения и числом повторений обучения.

Следовательно, данные о работе компании собираются в режиме реального времени, полученные кумулятивные вероятности впоследствии используются в качестве нового входа ИНС для прогнозирования вероятностей риска отклонения компании от нормального режима работы. В результате установлено, что компания находится в ситуации среднего риска. По результатам анализа полученных данных предложены рекомендации по восстановлению работы компании на хорошем уровне (низкий риск) путем ремонта оборудования в случае проблем или его нехватки.

Исследование показало, что у операторов некоторой строительной техники недостаточно технических знаний. Сформулированы рекомендации о необходимости улучшить обучение работников по обслуживанию машин, а также увеличить число работников, занятых техническим обслуживанием машин, чтобы избежать рисков остановки работы этих машин.

**Заключение.** Разработана новая гибридная методика поддержки принятия решений для управления рисками в сложных социотехнических системах. Показано ее применение для управления рисками в подобных системах на основе интеграции нескольких детерминированных и вероятностных моделей в единую гибридную модель, объединяющую СД, ДС, ДО и ИНС. Методика реализует детерминированный и вероятностный подходы к анализу аварийных ситуаций, что обеспечивает эффективность процесса принятия решений, связанных с проектированием и эксплуатацией социотехнических систем. Приведен метод построения ИНС на основе моделей ДС, ДС, СД, а также метод обучения и тестирования этой сети.

Междисциплинарные подходы, включая детерминированный и вероятностный подходы, эффективны при принятии решений о проектировании и функционировании социальных и технических систем. Модели непредвиденных обстоятельств (ДС, ДО и СД) разрабатываются для имитации сценариев аварий в целях создания ИНС, которая будет использоваться для определения вероятности ошибки или оценки рабочего состояния системы.

Предлагаемая методика позволяет управлять рисками в социотехнических системах, а также расширять возможности моделирования вероятностной оценки рисков (с помощью ДС и ДО), связанных с деятельностью человека, отказами аппаратных и программных средств, а также возникающими из-за неблагоприятных условий окружающей среды. Использование модели ИНС помогает обнаружить нелинейные связи между приведенными факторами, что было доказано путем экспериментов с данными, предоставленными крупной строительной компанией.

## ЛИТЕРАТУРА

- [1] Киван М., Березкин Д.В., Раад М. и др. Анализ основных подходов к моделированию аварийных ситуаций для управления рисками в социотехнических системах. *Динамика сложных систем — XXI век*, 2021, № 1, с. 22–37.  
DOI: <https://doi.org/10.18127/j19997493-202101-03>
- [2] Киван М., Березкин Д.В., Хамед А. Гибридные методы и подходы к моделированию аварийных ситуаций для управления рисками в социотехнических системах. *Динамика сложных систем — XXI век*, 2021, № 2, с. 14–27.  
DOI: <https://doi.org/10.18127/j19997493-202102-02>
- [3] Heinrich H.W. *Industrial accident prevention. A scientific approach*. New York, McGraw-Hill, 1931.
- [4] Leveson N.G. *Safeware. System safety and computers*. Washington, Addison-Wesley, 1995.
- [5] Hollnagel E. *Barriers and accident prevention*. Farnham, Ashgate Publishing, 2004.
- [6] Rasmussen J. Risk management in a dynamic society: a modelling problem. *Saf. Sc.*, 1997, vol. 27, no. 2-3, pp. 183–213. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0925-7535\(97\)00052-0](https://doi.org/10.1016/S0925-7535(97)00052-0)
- [7] Leveson N.G. A new accident model for engineering safer systems. *Saf. Sc.*, 2004, vol. 42, no. 4, pp. 237–270. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0925-7535\(03\)00047-X](https://doi.org/10.1016/S0925-7535(03)00047-X)
- [8] Hollnagel E. *Cognitive reliability and error analysis method (CREAM)*. New York, Elsevier, 1998.
- [9] Hollnagel E., Goteman O. The functional resonance accident model. *Proc. Cognitive System Engineering in Process Plant*, 2004, pp. 155–161.
- [10] Gao J., Tian J., Zhao T. An improved system safety Analysis Method based on Accimap. *Proc. IEEE IEEM*, 2015, pp. 1142–1146.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/IEEM.2015.7385827>
- [11] Clemens P.L. *Event tree analysis*. JE Jacobs Sverdrup, 2002.
- [12] Newhall C., Hoblitt R. Constructing event trees for volcanic crises. *Bull. Volcanol*, 2002, vol. 64, no. 1, pp. 3–20. DOI: <https://doi.org/10.1007/s004450100173>
- [13] Gharahasanlou A.N., Mokhtarei A., Khodayarei A., et al. Fault tree analysis of failure cause of crushing plant and mixing bed hall at Khoy cement factory in Iran. *Case Stud. Eng. Fail. Anal.*, 2014, vol. 2, no. 1, pp. 33–38.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.csefa.2013.12.006>

- [14] Huang W., Liu Y., Zhang Y., et al. Fault Tree and Fuzzy DS Evidential Reasoning combined approach: an application in railway dangerous goods transportation system accident analysis. *Inf. Sc.*, 2020, vol. 520, pp. 117–129.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ins.2019.12.089>
- [15] Winch G. Dynamic visioning for dynamic environments. *J. Oper. Res. Soc.*, 1999, vol. 50, no. 4, pp. 354–361. DOI: <https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2600648>
- [16] Morecroft J.D.W. Management attitudes, learning and scale in successful diversification: a dynamic and behavioural resource system view. In: *System dynamics*. Cham, Springer-Nature, 2018, pp. 69–106. DOI: <https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2600648>
- [17] Chitsazan N., Nadiri A.A., Tsai F.T.-C. Prediction and structural uncertainty analyses of artificial neural networks using hierarchical Bayesian model averaging. *J. Hydrol.*, 2015, vol. 528, pp. 52–62. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2015.06.007>
- [18] Ashtiani H.R.R., Shahsavari P. A comparative study on the phenomenological and artificial neural network models to predict hot deformation behavior of AlCuMgPb alloy. *J. Alloys Compd.*, 2016, vol. 687, pp. 263–273.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jallcom.2016.04.300>
- [19] Baybutt P. A critique of the Hazard and Operability (HAZOP) study. *J. Loss Prev. Process Ind.*, 2015, vol. 33, pp. 52–58. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jlp.2014.11.010>
- [20] Sterman J. *Business dynamics*. New York, McGraw-Hill, 2000.
- [21] Aburawi I., Hafeez K. Managing dynamics of human resource and knowledge management in organizations through system dynamics modelling. *Int. J. Sc. Tech. Autom. Control Eng.*, 2009, vol. 3, no. 2, pp. 1108–1125.
- [22] Ciaburro G., Venkateswaran B. *Neural networks with R*. Mumbai, Packt Publ., 2017.
- [23] PyTorch. *pytorch.org: веб-сайт*. URL: <https://pytorch.org> (дата обращения: 03.02.2023).
- [24] NumPy. *numpy.org: веб-сайт*. URL: <https://numpy.org> (дата обращения: 03.02.2023).
- [25] Machine learning in Python. *scikit-learn.org: веб-сайт*. URL: <http://scikit-learn.org/stable/index.html> (дата обращения: 03.02.2023).
- [26] The Sequential class. *keras.io: веб-сайт*. URL: <https://keras.io/models/sequential> (дата обращения: 03.02.2023).
- [27] TensorFlow. *tensorflow.org: веб-сайт*. URL: <http://tensorflow.org> (дата обращения: 03.02.2023).
- [28] Probabilistic risk analysis tool. *github.com: веб-сайт*.  
URL: <https://github.com/rakhimov/scram/tree/gh-source> (дата обращения: 03.02.2023).
- [29] Shampine L.F. *Numerical solution of ordinary differential equations*. Milton Park, Abingdon, Routledge, 2018.

**Киван Мудар** — аспирант кафедры «Компьютерные системы и сети» МГТУ им. Н.Э. Баумана (Российская Федерация, 105005, Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5, стр. 1).

**Березкин Дмитрий Валерьевич** — канд. техн. наук, доцент кафедры «Компьютерные системы и сети» МГТУ им. Н.Э. Баумана (Российская Федерация, 105005, Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5, стр. 1).

**Смирнова Елена Валентиновна** — д-р техн. наук, профессор кафедры «Компьютерные системы и сети» МГТУ им. Н.Э. Баумана (Российская Федерация, 105005, Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5, стр. 1).

**Просьба ссылаться на эту статью следующим образом:**

Киван М., Березкин Д.В., Смирнова Е.В. Гибридная методика поддержки принятия решений для управления рисками в сложных социотехнических системах. *Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. Приборостроение*, 2023, № 2 (143), с. 90–110. DOI: <https://doi.org/10.18698/0236-3933-2023-2-90-110>

**RISK MANAGEMENT HYBRID DECISION-MAKING SUPPORT  
METHODOLOGY IN COMPLEX SOCIOTECHNICAL SYSTEMS**

**M. Kiwan**

[moudarkiwan@gmail.com](mailto:moudarkiwan@gmail.com)

**D.V. Berezkin**

[berezkind@bmstu.ru](mailto:berezkind@bmstu.ru)

**E.V. Smirnova**

[evsmirnova@bmstu.ru](mailto:evsmirnova@bmstu.ru)

**Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation**

---

**Abstract**

The paper presents a hybrid method of risk analysis in the complex systems predicting the possible accident development associated with the social systems, as well as recommendations in prevention of such accidents. The proposed method in order to determine operational state of a complex system and endow it with additional ability to withstand failures combines system dynamics models (to help in identifying interactions of the elements of the system under study in dynamics), event and failure tree models (used to simulate the risk scenario evolution) and artificial neural networks. The hybrid risk management methodology in sociotechnical systems is based on combining capabilities of different artificial intelligence technologies and makes it possible to introduce advantages of several technologies by integrating them. Six stages of research carried out within the framework of hybrid technique are presented, as well as mathematical description of the neural network model. Effectiveness of the proposed methodology was tested using three implemented software

**Keywords**

*Sociotechnical system, hybrid approach, risk simulation, event trees, fault trees, system dynamics, artificial neural networks*

products. On the example of a construction company and using the developed original software package, accident scenarios were simulated, and a neural network was built to predict risks and determine the company operation status. Simulation results are provided

Received 25.01.2023

Accepted 13.02.2023

© Author(s), 2023

*The work was performed within the framework Priority 2030 Program, of Bauman Deep Analytics Project*

## REFERENCES

- [1] Kivan M., Berezkin D.V., Raad M., et al. Analyzing common approaches of accident models for risk management in socio-technical systems. *Dinamika slozhnykh system — XXI vek* [Dynamics of Complex Systems — XXI Century], 2021, no. 1, pp. 22–37 (in Russ.). DOI: <https://doi.org/10.18127/j19997493-202101-03>
- [2] Kivan M., Berezkin D.V., Khamed A. Hybrid approaches of accident modeling for risk management in socio-technical systems. *Dinamika slozhnykh system — XXI vek* [Dynamics of Complex Systems — XXI Century], 2021, no. 2, pp. 14–27 (in Russ.). DOI: <https://doi.org/10.18127/j19997493-202102-02>
- [3] Heinrich H.W. Industrial accident prevention. A scientific approach. New York, McGraw-Hill, 1931.
- [4] Leveson N.G. Safeware. System safety and computers. Washington, Addison-Wesley, 1995.
- [5] Hollnagel E. Barriers and accident prevention. Farnham, Ashgate Publishing, 2004.
- [6] Rasmussen J. Risk management in a dynamic society: a modelling problem. *Saf. Sc.*, 1997, vol. 27, no. 2-3, pp. 183–213. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0925-7535\(97\)00052-0](https://doi.org/10.1016/S0925-7535(97)00052-0)
- [7] Leveson N.G. A new accident model for engineering safer systems. *Saf. Sc.*, 2004, vol. 42, no. 4, pp. 237–270. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0925-7535\(03\)00047-X](https://doi.org/10.1016/S0925-7535(03)00047-X)
- [8] Hollnagel E. Cognitive reliability and error analysis method (CREAM). New York, Elsevier, 1998.
- [9] Hollnagel E., Goteman O. The functional resonance accident model. *Proc. Cognitive System Engineering in Process Plant*, 2004, pp. 155–161.
- [10] Gao J., Tian J., Zhao T. An improved system safety Analysis Method based on Accimap. *Proc. IEEE IEEM*, 2015, pp. 1142–1146. DOI: <https://doi.org/10.1109/IEEM.2015.7385827>
- [11] Clemens P.L. Event tree analysis. JE Jacobs Sverdrup, 2002.
- [12] Newhall C., Hoblitt R. Constructing event trees for volcanic crises. *Bull. Volcanol*, 2002, vol. 64, no. 1, pp. 3–20. DOI: <https://doi.org/10.1007/s004450100173>
- [13] Gharahasanlou A.N., Mokhtarei A., Khodayarei A., et al. Fault tree analysis of failure cause of crushing plant and mixing bed hall at Khoy cement factory in Iran. *Case Stud. Eng. Fail. Anal.*, 2014, vol. 2, no. 1, pp. 33–38. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.csefa.2013.12.006>

- [14] Huang W., Liu Y., Zhang Y., et al. Fault Tree and Fuzzy DS Evidential Reasoning combined approach: an application in railway dangerous goods transportation system accident analysis. *Inf. Sc.*, 2020, vol. 520, pp. 117–129.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ins.2019.12.089>
- [15] Winch G. Dynamic visioning for dynamic environments. *J. Oper. Res. Soc.*, 1999, vol. 50, no. 4, pp. 354–361. DOI: <https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2600648>
- [16] Morecroft J.D.W. Management attitudes, learning and scale in successful diversification: a dynamic and behavioural resource system view. In: *System dynamics*. Cham, Springer-Nature, 2018, pp. 69–106. DOI: <https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2600648>
- [17] Chitsazan N., Nadiri A.A., Tsai F.T.-C. Prediction and structural uncertainty analyses of artificial neural networks using hierarchical Bayesian model averaging. *J. Hydrol.*, 2015, vol. 528, pp. 52–62. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2015.06.007>
- [18] Ashtiani H.R.R., Shahsavari P. A comparative study on the phenomenological and artificial neural network models to predict hot deformation behavior of AlCuMgPb alloy. *J. Alloys Compd.*, 2016, vol. 687, pp. 263–273.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jallcom.2016.04.300>
- [19] Baybutt P. A critique of the Hazard and Operability (HAZOP) study. *J. Loss Prev. Process Ind.*, 2015, vol. 33, pp. 52–58. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jlp.2014.11.010>
- [20] Sterman J. *Business dynamics*. New York, McGraw-Hill, 2000.
- [21] Aburawi I., Hafeez K. Managing dynamics of human resource and knowledge management in organizations through system dynamics modelling. *Int. J. Sc. Tech. Autom. Control Eng.*, 2009, vol. 3, no. 2, pp. 1108–1125.
- [22] Ciaburro G., Venkateswaran B. *Neural networks with R*. Mumbai, Packt Publ., 2017.
- [23] PyTorch. *pytorch.org: website*. Available at: <https://pytorch.org> (accessed: 03.02.2023).
- [24] NumPy. *numpy.org: website*. Available at: <https://numpy.org> (accessed: 03.02.2023).
- [25] Machine learning in Python. *scikit-learn.org: website*. Available at: <http://scikit-learn.org/stable/index.html> (accessed: 03.02.2023).
- [26] The Sequential class. *keras.io: website*. Available at: <https://keras.io/models/sequential> (accessed: 03.02.2023).
- [27] TensorFlow. *tensorflow.org website*. Available at: <http://tensorflow.org> (accessed: 03.02.2023).
- [28] Probabilistic risk analysis tool. *github.com: website*. Available at: <https://github.com/rakhimov/scram/tree/gh-source> (accessed: 03.02.2023).
- [29] Shampine L.F. *Numerical solution of ordinary differential equations*. Milton Park, Abingdon, Routledge, 2018.

**Kiwan M.** — Post-Graduate Student, Department of Computer Systems and Networks, Bauman Moscow State Technical University (2-ya Baumanskaya ul. 5, str. 1, Moscow, 105005 Russian Federation).



**Berezkin D.V.** — Cand. Sc. (Eng.), Assoc. Professor, Department of Computer Systems and Networks, Bauman Moscow State Technical University (2-ya Baumanskaya ul. 5, str. 1, Moscow, 105005 Russian Federation).

**Smirnova E.V.** — Dr. Sc. (Eng.), Professor, Department of Computer Systems and Networks, Bauman Moscow State Technical University (2-ya Baumanskaya ul. 5, str. 1, Moscow, 105005 Russian Federation).

**Please cite this article in English as:**

Kiwan M., Berezkin D.V., Smirnova E.V. Risk management hybrid decision-making support methodology in complex sociotechnical systems. *Herald of the Bauman Moscow State Technical University, Series Instrument Engineering*, 2023, no. 2 (143), pp. 90–110 (in Russ.). DOI: <https://doi.org/10.18698/0236-3933-2023-2-90-110>