

УДК 004.89

Многомерное прогнозирование состояния неоднородных электромеханических систем для управления рисками нарушения их работоспособности на основе нечетких темпоральных онтологических и когнитивных моделей

Борисов В. В., Курилин С. П., Жарков А. П., Соколов А. М.

Постановка задачи: при эксплуатации неоднородных электромеханических систем (НЭМС) существенно изменяются их энергетические, технические и эксплуатационные характеристики. При этом сложность решения задач прогнозирования состояния НЭМС негативно сказывается на качестве управления рисками нарушения их работоспособности. Топологический подход к комплексному исследованию НЭМС является основой для теоретического обобщения и развития перспективных интеллектуальных методов, моделей и технологий исследования НЭМС на всех этапах жизненного цикла, включая прогнозное оценивание и диагностику состояния, остаточного ресурса и эксплуатационных рисков этих систем НЭМС в условиях: многомерного и неоднородного пространства взаимосвязанных параметров, их нелинейной зависимости, уникальности условий эксплуатации и нестабильности воздействия внешних факторов, существенно влияющих на интенсивность и однородность эксплуатационного старения; недостаточного объема, неопределенности и нечеткости данных о состоянии этих систем в процессе эксплуатации, существенных затрат и повышенной сложности проведения экспериментальных исследований. Именно этот подход позволяет обосновать целесообразность сочетания нечетких онтологических и когнитивных моделей для комплексного анализа и многомерного прогнозирования состояния НЭМС с целью управления рисками нарушения их работоспособности. При этом нечеткое онтологическое моделирование обеспечивает интероперабельное представление и комплексный анализ предметной области НЭМС на всех этапах жизненного цикла этих систем. Использование же нечетких когнитивных моделей для многомерного прогнозирования состояния НЭМС позволяет осуществить: анализ устойчивости состояния НЭМС и проблемных ситуаций; анализ непосредственного, агрегированного и опосредованного взаимовлияния системных и внешних факторов; оценку достижимости целевых ситуаций; сценарный анализ при различных воздействиях; прогноз изменения состояния НЭМС; моделирование и анализ динамики изменения состояния взаимосвязанных параметров НЭМС. **Целью работы** является реализация предлагаемого подхода к совместному использованию разрабатываемых нечетких темпоральных онтологической и когнитивной моделей при решении задач комплексного анализа и многомерного прогнозирования состояния НЭМС для управления рисками нарушения их работоспособности. **Используемые методы:** решение задач комплексного исследования НЭМС основывается на топологическом подходе, выполнение задач представления проблемной области НЭМС на всех этапах жизненного цикла – на использовании методов нечеткого онтологического инжиниринга, а осуществление задач многомерного прогнозирования состояния НЭМС – на методах нечеткого когнитивного моделирования, нечетких и мягких измерений и вычислений. **Новизна** заключается в том, что впервые предлагается и реализуется подход к многомерному прогнозированию состояния НЭМС для управления рисками нарушения их работоспособности на основе сочетания разрабатываемых оригинальных нечетких темпоральных онтологических и когнитивных моделей. **Результат:** решена комплексная проблема представления предметной области НЭМС и многомерного прогнозирования параметров векторного пространства НЭМС за

Библиографическая ссылка на статью:

Борисов В. В., Курилин С. П., Жарков А. П., Соколов А. М. Многомерное прогнозирование состояния неоднородных электромеханических систем для управления рисками нарушения их работоспособности на основе нечетких темпоральных онтологических и когнитивных моделей // Системы управления, связи и безопасности. 2022. № 4. С. 83-102. DOI: 10.24412/2410-9916-2022-4-83-102

Reference for citation:

Borisov V. V., Kurilin S. P., Zharkov A. P., Sokolov A. M. Multidimensional prediction of heterogeneous electromechanical systems for risk management based on fuzzy temporal ontological and cognitive models. *Systems of Control, Communication and Security*, 2022, no. 4, pp. 83-102 (in Russian). DOI: 10.24412/2410-9916-2022-4-83-102

счет совместного использования нечетких темпоральных онтологических и когнитивных моделей, позволяющих осуществить прогнозную оценку состояния и рисков нарушения работоспособности НЭМС. Практическая значимость полученных результатов заключается в повышении точности прогнозирования состояния НЭМС для повышения качества управления рисками нарушения работоспособности такими системами.

Ключевые слова: неоднородная электромеханическая система, топологический подход, нечеткая темпоральная онтологическая модель, нечеткая темпоральная когнитивная модель.

Введение

В процессе эксплуатации неоднородных электромеханических систем (НЭМС) существенно изменяются их энергетические, технические и эксплуатационные характеристики. При этом сложность решения задач прогнозирования состояния НЭМС определяется: многомерным и неоднородным пространством взаимозависимых параметров, их нелинейной зависимостью, уникальностью условий эксплуатации и нестабильностью воздействия внешних факторов, существенно влияющих на интенсивность и однородность эксплуатационного старения; недостаточным объемом, неопределенностью и нечеткостью данных о состоянии этих систем в процессе эксплуатации, существенными затратами и повышенной сложностью проведения экспериментальных исследований. Это, в свою очередь, негативно сказывается на качестве управления рисками нарушения работоспособности НЭМС.

Указанные особенности НЭМС обуславливают ограничения использования классической теории электромеханических систем, основанной как на физико-техническом, так и на математическом подходах. Первый из них базируется на исследованиях Р. Рихтера, Г. Н. Петрова, М. П. Костенко, А. И. Вольдека, П. С. Сергеева, И. П. Копылова, А. В. Иванова-Смоленского, посвященных анализу физических процессов в НЭМС. Другой подход представлен работами А. А. Горева, Л. Н. Грузова, К. П. Ковача, И. Раца, Т. Г. Сорокера, Е. Я. Казовского, И. П. Копылова, И. М. Постникова и реализуется традиционными методами математического моделирования НЭМС [1-4].

Предложенный же в работах [5, 6] топологический подход к комплексному исследованию НЭМС по результатам их диагностического обследования, базирующийся на фиксации реакций НЭМС на воздействия импульсных функций, позволяет трактовать присущие НЭМС физико-технические феномены с единых позиций – как системные реакции параметрически неоднородных объектов на внешние воздействия. При этом реакции НЭМС определяются параметрами ее векторного пространства, которые изменяются в процессе эксплуатации. Периодическое тестирование векторного пространства НЭМС позволяет получить достоверные сведения о текущем состоянии НЭМС, его изменениях в ходе эксплуатации и о рисках нарушения работоспособности.

Топологический подход и созданная обобщенная топологическая теория НЭМС [5-7] являются, в свою очередь, основой для теоретического обобщения и развития перспективных интеллектуальных методов, моделей и технологий исследования НЭМС на всех этапах жизненного цикла, включая прогнозное оценивание и диагностику состояния, остаточного ресурса и эксплуатационных

рисков этих систем НЭМС. Именно этот подход позволяет обосновать целесообразность сочетания нечетких онтологических и когнитивных моделей для комплексного анализа и многомерного прогнозирования состояния НЭМС с целью управления рисками нарушения их работоспособности.

При этом нечеткое онтологическое моделирование предметной области НЭМС обеспечивает интероперабельное представление и комплексный анализ проблемной области НЭМС на всех этапах жизненного цикла этих систем в условиях неопределенности [8-12]. Использование же нечетких когнитивных моделей для многомерного прогнозирования состояния НЭМС позволяет осуществить: анализ устойчивости состояния НЭМС и проблемных ситуаций; анализ непосредственного, агрегированного и опосредованного взаимовлияния системных и внешних факторов; оценку достижимости целевых ситуаций; сценарный анализ при различных воздействиях; прогноз изменения состояния НЭМС; моделирование и анализ динамики изменения состояния взаимозависимых параметров НЭМС [13-18].

В статье предлагается совместное использование нечетких темпоральных онтологической и когнитивной моделей при решении задач комплексного анализа и многомерного прогнозирования состояния НЭМС для управления рисками нарушения их работоспособности, обусловленное:

- соответствием атрибутов онтологической и концептов когнитивной модели;
- соответствием отношений взаимовлияния между атрибутами онтологической модели и между концептами когнитивной модели;
- соответствием значений атрибутов и концептов, а также значений отношений взаимовлияния в онтологической и в когнитивной моделях.

Нечеткая темпоральная онтологическая модель НЭМС

При представлении слабоструктурированных информационных ресурсов о состоянии сложных технических систем используются методы нечеткого онтологического моделирования с возможностью отображения динамики изменения атрибутов [19]. Вместе применяемые методы не учитывают возможность задания и фиксации взаимовлияния атрибутов между собой с различными временными лагами (интервалами задержки).

Для представления, комплексного анализа и отображения динамики изменения предметной области НЭМС предлагается разновидность нечеткой онтологической модели – нечеткая темпоральная онтологическая модель НЭМС, обобщенная структура которой представлена на рис. 1. Ее классами, востребованными для многомерного прогнозирования состояния НЭМС являются: «Показатели», «Эксплуатация», «Внешние факторы», «Место размещения».

Особенностью предлагаемой нечеткой темпоральной онтологической модели НЭМС является то, что атрибуты, соответствующие параметрам ее векторного пространства, а также показателям состояния и рисков нарушения работоспособности НЭМС, характеризуются временными рядами соответствующих четких/нечетких значений, полученными как на основе измерений/оценок, так и на основе их многомерного прогнозирования.

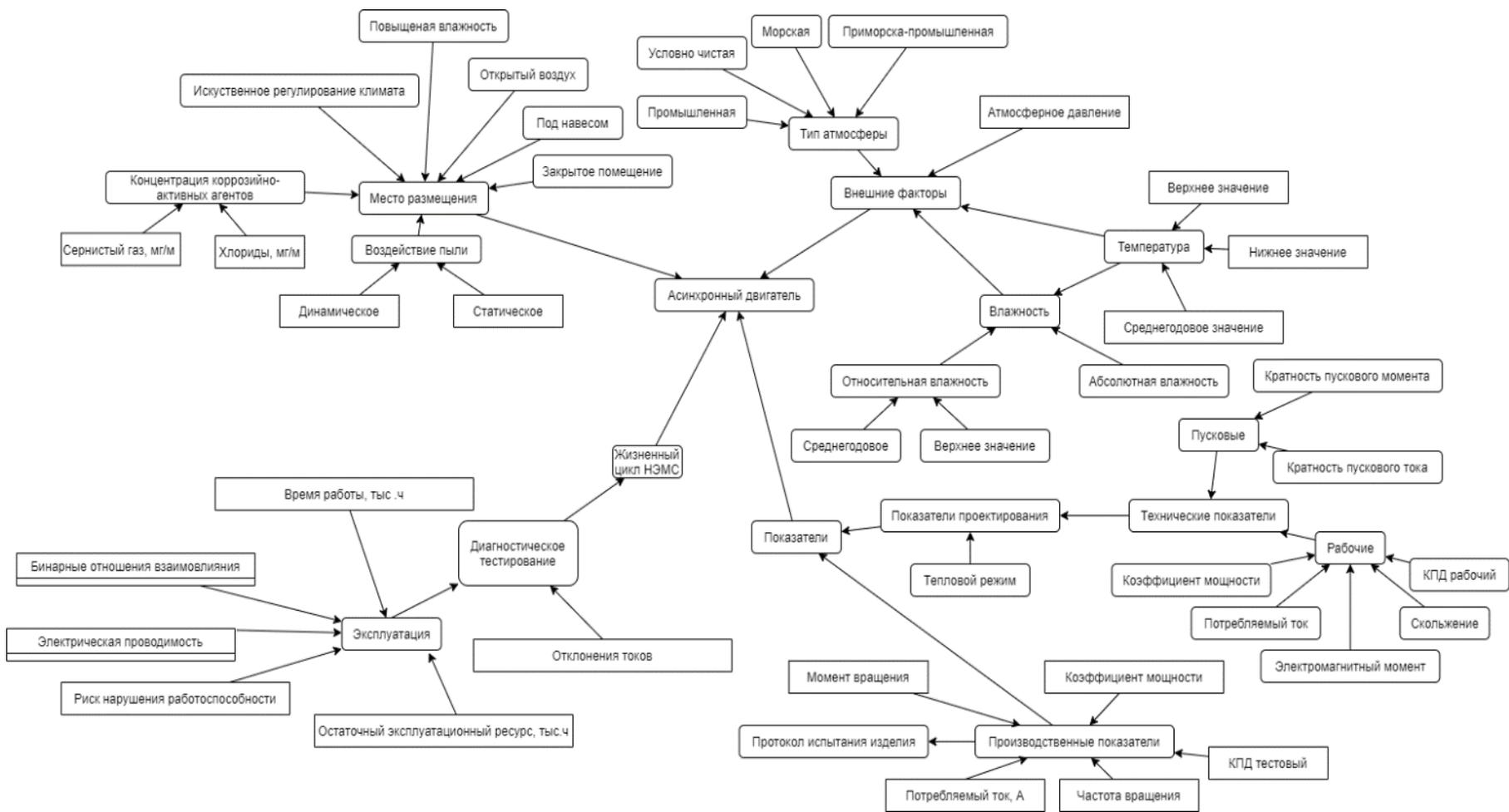


Рис. 1. Обобщенная структура нечеткой темпоральной онтологической модели НЭМС

При этом нечеткая грануляция онтологической модели НЭМС выполняется на уровне нечетких значений временных рядов этих атрибутов, а также на уровне нечетких значений бинарных отношений взаимовлияния между атрибутами этой модели с различными временными лагами.

В качестве атрибутов онтологической модели НЭМС, являющихся носителями диагностической информации о состоянии НЭМС, служат нормированные параметры матриц Грина:

$$\mathbf{G} = \begin{vmatrix} C_1 & C_4 & C_3 \\ C_1 & C_2 & C_5 \\ C_6 & C_2 & C_3 \end{vmatrix},$$

где C_1, C_2, C_3 – параметры, характеризующие реакцию НЭМС на воздействия по трем симметрично расположенным осям рабочей области векторного пространства НЭМС; C_4, C_5, C_6 – параметры, характеризующие реакцию НЭМС на те же сигналы по оси ортогональной рабочей области НЭМС.

На значения параметров C_1, C_2, C_3 оказывает влияние физическое старение фаз обмоток статора и ротора, повреждение или разрушение соединений между катушками, обрывы фаз, короткие замыкания витков и катушек обмотки как между собой, так и на корпус. На значения же параметров C_4, C_5, C_6 влияет техническое состояние магнитной системы НЭМС, в том числе неравномерное старение сердечников, эксцентриситет или эллипсоидность зазора, несовпадение аксиальных осей статора и ротора.

В предлагаемой нечеткой темпоральной онтологической модели предусмотрено представление динамики изменения рассматриваемых параметров в виде значений компонентных временных рядов, образующих многомерный временной ряд (МВР):

$$\begin{aligned} C &= \{C_i | i = 1, \dots, I\}, \\ C_i &= \{\tilde{c}_i(t) | t = 1, \dots, T, \dots\}, i = 1, \dots, I, \\ \forall t &\in \{1, \dots, T, \dots\} \\ \tilde{C}(t) &= \left\{ \begin{array}{l} \tilde{c}_1(t) = F_1(\varphi_{1,1}(\tilde{c}_1(t-1), \dots, \tilde{c}_1(t-L_1^1)), \dots, \varphi_{1,I}(\tilde{c}_I(t), \dots, \tilde{c}_I(t-L_1^I))), \\ \dots \\ \tilde{c}_i(t) = F_i(\varphi_{i,1}(\tilde{c}_1(t-1), \dots, \tilde{c}_1(t-L_i^1)), \dots, \varphi_{i,I}(\tilde{c}_I(t), \dots, \tilde{c}_I(t-L_i^I))), \\ \dots \\ \tilde{c}_I(t) = F_I(\varphi_{I,1}(\tilde{c}_1(t-1), \dots, \tilde{c}_1(t-L_I^1)), \dots, \varphi_{I,I}(\tilde{c}_I(t), \dots, \tilde{c}_I(t-L_I^I))) \end{array} \right\}, \end{aligned}$$

где C – МВР, характеризующий векторное пространство НЭМС; C_i – компонентный (одномерный) временной ряд МВР; I – число учитываемых компонентов МВР (анализируемых атрибутов онтологической модели НЭМС); $\tilde{C}(t) = \{\tilde{c}_1(t), \dots, \tilde{c}_I(t)\}$ – «временной срез» нечетких значений МВР в t -й момент времени; $\tilde{c}_i(t)$ – нечеткое значение C_i в момент времени t ; L_j^i – максимальный учитываемый временной лаг (интервал задержки) $\tilde{c}_j(t)$ относительно $\tilde{c}_i(t)$; $\varphi_{i,j}$ –

оператор для учета влияния $\{\tilde{c}_j(t-1), \dots, \tilde{c}_j(t-L_j^i)\}$ на $\tilde{c}_i(t)$; F_i – преобразование для вычисления $\tilde{c}_i(t)$.

На рис. 2 показан фрагмент разработанной нечеткой темпоральной онтологической модели НЭМС, иллюстрирующей состав и специфику представления МВР атрибутов, востребованных для многомерного прогнозирования состояния и рисков нарушения работоспособности НЭМС.

Помимо рассмотренного выше представления и отображения динамики проблемной области НЭМС с использованием предлагаемой нечеткой темпоральной онтологической модели, требуется решить следующие задачи:

- разработать модель и выполнить с ее использованием моделирование и прогнозирование МВР, компоненты которого соответствуют параметрам векторного пространства НЭМС;
- осуществить прогнозную оценку состояния и рисков нарушения работоспособности НЭМС на основе результатов прогнозирования МВР, соответствующего многомерному векторному пространству НЭМС;
- выполнять мониторинг и адаптацию модели прогнозирования МВР при изменениях фактических данных в ходе эксплуатации НЭМС.

Рассмотрим эти задачи более подробно.

Нечеткая реляционная темпоральная когнитивная модель для многомерного прогнозирования параметров векторного пространства НЭМС

Для многомерного прогнозирования состояния НЭМС хорошо себя зарекомендовали методы нечеткого когнитивного моделирования [20-22]. Так в статье [18] для прогнозной оценки состояния НЭМС использованы нечеткие реляционные когнитивные модели [23]. Однако эти модели не учитывают взаимовлияние параметров с различными временными лагами друг относительно друга.

Для снятия этих ограничений в работе [16] предложены нейро-нечеткие когнитивные темпоральные модели, учитывающие взаимовлияние параметров с различными временными лагами друг относительно друга. Однако эти модели дополнительно требуют разработки и структурно-параметрической настройки для всех компонентов МВР, что не всегда удается осуществить из-за сложности и затратности получения данных для их обучения.

В данном исследовании для многомерного прогнозирования параметров векторного пространства НЭМС предлагается усовершенствованная нечеткая реляционная темпоральная когнитивная модель, основанная на предложенной авторами модели в работе [24], и позволяющую типизировать настройку операторов $\varphi_{i,j}$ и преобразований F_i ($i, j = 1, \dots, I$) за счет:

- во-первых, «персонализации» моделей системной динамики (для каждой пары непосредственно взаимодействующих концептов – параметров векторного пространства НЭМС);

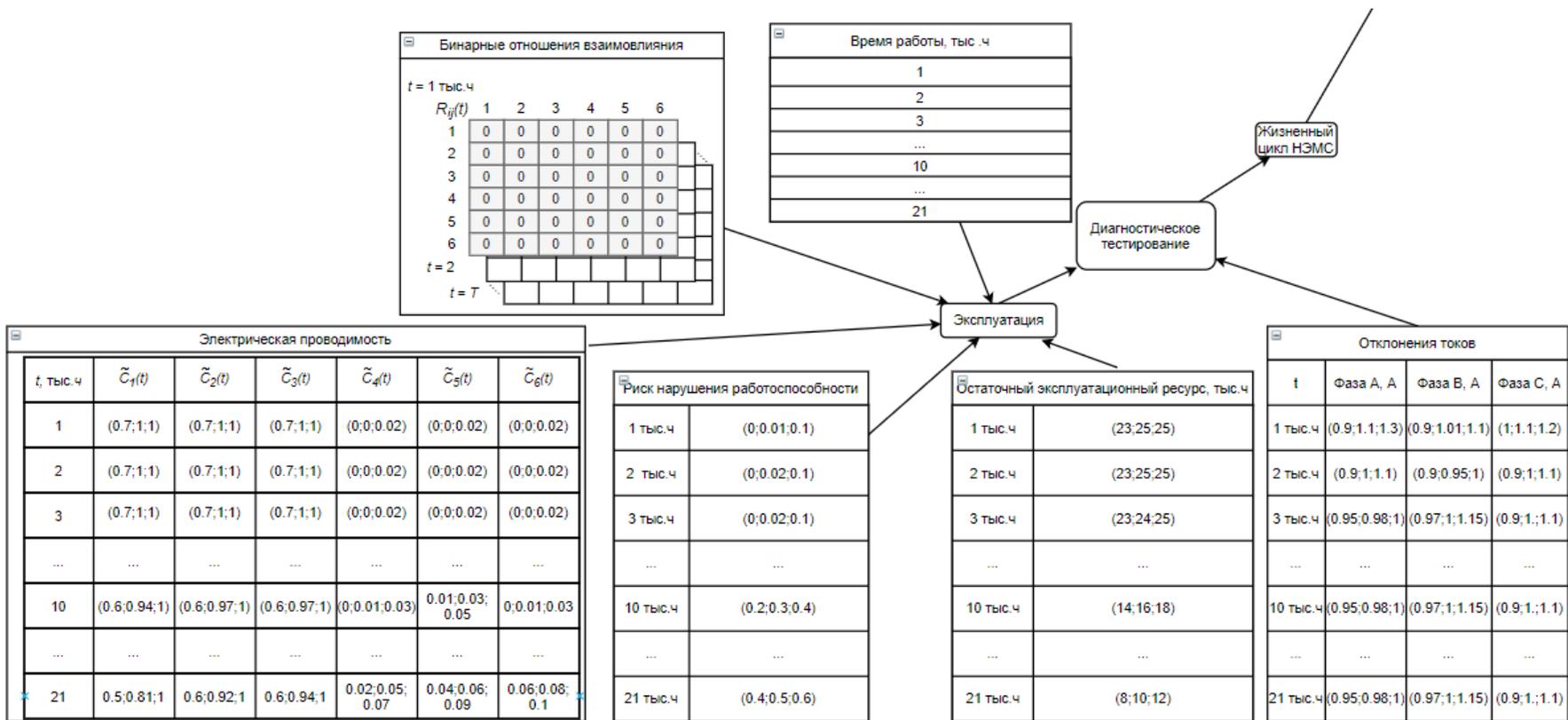


Рис. 2. Фрагмент нечеткой темпоральной онтологической модели НЭМС

- во-вторых, настройки нечетких отношений влияния между концептами на основе алгоритмов обучения с использованием сформированных обучающих выборок для компонентных временных рядов МВР;
- в-третьих, вычисления зависимостей между нечетко заданными параметрами в векторно-матричном виде.

Предлагаемая разновидность нечеткой реляционной темпоральной когнитивной модели (НРТКМ) представляется в следующем виде:

$$\begin{aligned}
 FRTCM &= \langle C, R \rangle, \\
 C &= \{C_i \mid i = 1, \dots, I\}, \\
 R &= \{R_i \mid i = 1, \dots, I\}, \\
 R_i &= \{\tilde{r}_{ij}(t-l) \mid l = 0, \dots, L_j^i, j = 1, \dots, J^i\}, \\
 c_i : \tilde{c}_i(t) &= \tilde{F}_i \left(\begin{array}{l} \{\tilde{c}_i(t-k), \tilde{r}_{ii}(t-k) \mid k = 1, \dots, L_i^i\}, \\ \{\tilde{c}_j(t-l), \tilde{r}_{ij}(t-l) \mid j = 1, \dots, J^i, l = 1, \dots, L_j^i\} \end{array} \right), \quad i = 1, \dots, I,
 \end{aligned}$$

где C – множество концептов НРТКМ; I – число концептов НРТКМ; R – множество нечетких отношений влияния концептов друг на друга; R_i – подмножество нечетких бинарных отношений влияния концептов, непосредственно воздействующих на концепт c_i ; J^i – число концептов, непосредственно воздействующих на концепт c_i ; $\tilde{r}_{ii}(t-k)$ – нечеткое отношение влияния концепта c_i на себя в момент времени $(t-k)$; L_i^i – максимальное учитываемое значение временного лага (интервала задержки) при влиянии концепта c_i на себя; $\tilde{r}_{ij}(t-l)$ – нечеткое отношение влияния концепта c_j на концепт c_i в момент времени $(t-l)$; L_j^i – максимальное учитываемое значение временного лага (интервала задержки) при влиянии концепта c_j на концепт c_i ; $\tilde{c}_i(t)$, $\tilde{c}_i(t-k)$, $\tilde{c}_j(t-l)$ – нечеткие значения концептов c_i и c_j в соответствующие моменты времени.

При многомерном прогнозировании параметров векторного пространства НЭМС предпочтительным является использование нечетких композиционных правил для передачи влияния между концептами НРТКМ ([24]), в соответствии с которыми модели системной динамики примут следующий вид:

$$\begin{aligned}
 \tilde{c}_i(t) &= \bigoplus_{j=1}^{J^i} \left(\bigoplus_{l=1}^{L_j^i} (\tilde{c}_j(t-l) \circ \tilde{r}_{ij}(t-l)) \right), \\
 \tilde{c}_i(t) &= \left(\bigoplus_{k=1}^{L_i^i} (\tilde{c}_i(t-k) \circ \tilde{r}_{ii}(t-k)) \right) \bigoplus \left(\bigoplus_{j=1}^{J^i} \left(\bigoplus_{l=1}^{L_j^i} (\tilde{c}_j(t-l) \circ \tilde{r}_{ij}(t-l)) \right) \right), \\
 \tilde{c}_i(t) &= \left(\bigoplus_{k=1}^{L_i^i} (\Delta \tilde{c}_i(t-k) \circ \tilde{r}_{ii}(t-k)) \right) \bigoplus \left(\bigoplus_{j=1}^{J^i} \left(\bigoplus_{l=1}^{L_j^i} (\Delta \tilde{c}_j(t-l) \circ \tilde{r}_{ij}(t-l)) \right) \right),
 \end{aligned}$$

где $\Delta \tilde{c}_i(t-k)$ – нечеткое приращение значения концепта C_i в момент времени $(t-k)$; $\Delta \tilde{c}_j(t-l)$ – нечеткое приращение значения концепта C_j в момент време-

ни $(t - l)$; \circ – операция нечеткой композиции; $\bigoplus_{k=1}^{L_i}$ – операция нечеткого агрегирования отдельных влияний концепта c_i на самого себя в диапазоне учитываемого временного лага ($k = 1, \dots, L_i$); $\bigoplus_{l=1}^{L_j}$ – операция нечеткого агрегирования отдельных влияний концепта c_j на концепт c_i в диапазоне учитываемого временного лага ($l = 1, \dots, L_j$); $\bigoplus_{j=1}^{J^i}$ – операция нечеткого агрегирования отдельных влияний концептов c_j ($j = 1, \dots, J^i$), непосредственно воздействующих на концепт c_i ; \bigoplus – операция нечеткого агрегирования совокупных влияний.

Для определения диапазонов временных лагов L_i и L_j при взаимовлиянии концептов, в которых воздействие нечетких отношений взаимовлияния $\tilde{r}_{ii}(t - k)$ и $\tilde{r}_{ij}(t - l)$ из соответствующих подмножеств R_i ($i = 1, \dots, I$) является значимым, а также для настройки этих отношений могут быть использованы различные статистические и экспертные методы. Так, при наличии обучающих выборок у компонентов рассматриваемого МВР для определения нечетких отношений взаимовлияния применим метод нечеткой множественной линейной регрессии [25]:

$$\tilde{c}_i(t) = \sum_{j=1}^{J^i} \sum_{l=1}^{L_j} (\tilde{a}_{ij}(t-l) \tilde{c}_j(t-l) + \tilde{b}_{ij}(t-l)), \quad i = 1, \dots, I,$$

где $\tilde{a}_{ij}(t-l)$ – нечеткие регрессионные коэффициенты; $\tilde{b}_{ij}(t-l)$ – нечеткие свободные члены (как правило, равны 0).

Полученные значения нечетких регрессионных коэффициентов $\tilde{a}_{ij}(t-l)$ нормируются $\tilde{a}'_{ij}(t-l)$ в диапазоне $[0, 1]$. И таким образом, на их основе задаются подмножества $R_i = \left\{ \tilde{r}_{ij}(t-l) = \tilde{a}'_{ij}(t-l) \mid l = 0, \dots, L_j, j = 1, \dots, J^i \right\}$ нечетких отношений взаимовлияния концептов НРТКМ. Затем исключаются те отношения, модальные значения которых меньше заданного порога (например, меньше 0,1).

На рис. 3 показана структура НРТКМ для многомерного прогнозирования параметров векторного пространства НЭМС.

Многомерное прогнозирование параметров векторного пространства НЭМС с использованием НРТКМ

Для многомерного прогнозирования параметров векторного пространства НЭМС с использованием НРТКМ в качестве базовой модели системной динамики используем приведенное в предыдущем разделе выражение, позволяющее учитывать как нечеткие значения концептов, так и их нечеткие приращения [26]. Это итерационно вычисляемое выражение предьявляет следующие требования к операциям над нечеткими значениями: операция агрегирования должна удовлетворять свойствам коммутативности и ассоциативности, чтобы результат не зависел от порядка расположения нечетких переменных; операции агрегиро-

вания и нечеткой композиции должны обеспечивать аддитивный характер накопления результатов. С учетом этого нечеткое приращение можно выполнить на основе операции нечеткого вычитания, нечеткую композицию – на основе векторно-матричных операций нечеткого умножения и сложения, а нечеткое агрегирование – на основе операции нечеткого сложения.

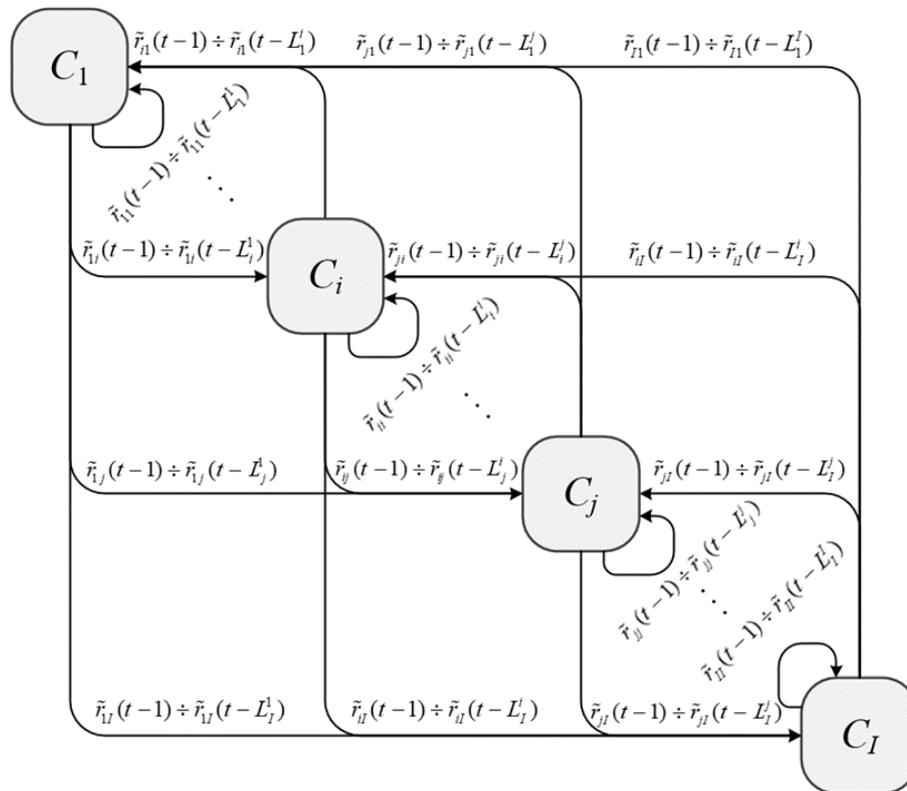


Рис. 3. Структура НРКТМ для многомерного прогнозирования параметров векторного пространства НЭМС

Вместе с тем, использование типовых операций нечеткой арифметики в модели системной динамики НРКТМ приводит к увеличению неопределенности результатов, а также к выходу нечетких значений концептов за диапазоны базовых множеств. Для решения этих проблем в работе [27] предложено использовать специальный вид взаимодействия нечетких чисел по их модальным значениям, позволяющий избежать накопления неопределенности в результате операций нечеткого сложения и вычитания, а также существенно снизить неопределенность для нечетких векторно-матричных операций в процессе массовых итерационных вычислений над нечеткими значениями концептов и их приращениями в НРКТМ. Кроме того, снимаются ограничения к произвольной форме функций принадлежности для нечетких переменных. В статье [24] рассмотрено применение предложенной методики моделирования и прогнозирования МВР с использованием описанного подхода.

На рис. 4 и рис. 5 проиллюстрированы дефаззифицированные (приведенные к четкому виду) результаты моделирования и прогнозирования параметров векторного пространства НЭМС с использованием предложенных НРКТМ и

моделей системной динамики на примере асинхронного электродвигателя 4А200М6У3.

Результаты экспериментов позволили сделать вывод о том, что погрешность многомерного прогнозирования с использованием НРТКМ по всем параметрам векторного пространства для асинхронного электродвигателя 4А200М6У3 не превышает 7,2%.

Неравномерное изменение взаимных электрических проводимостей ортогональных фаз и собственных электрических проводимостей фаз свидетельствует о нарастании неоднородности НЭМС в результате ее эксплуатационного старения.

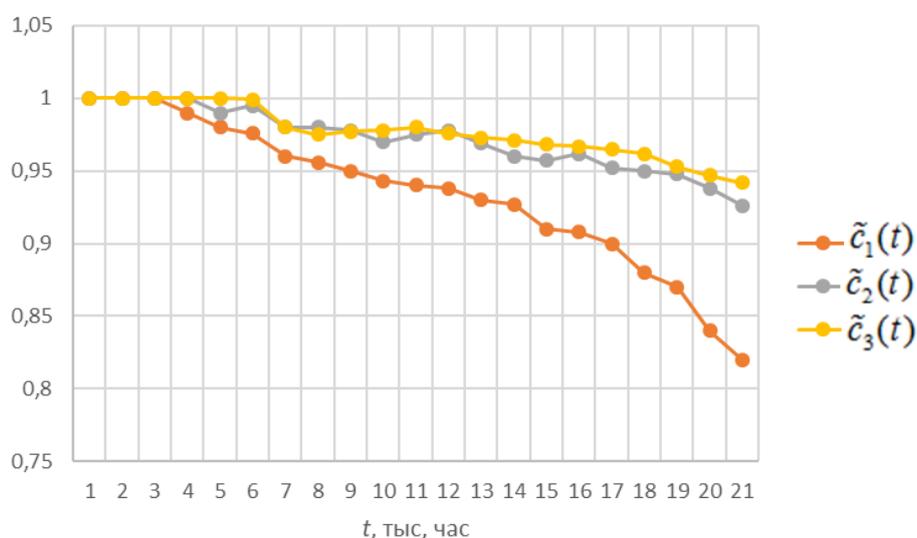


Рис. 4. Прогнозирование собственных электрических проводимостей фаз при эксплуатации НЭМС

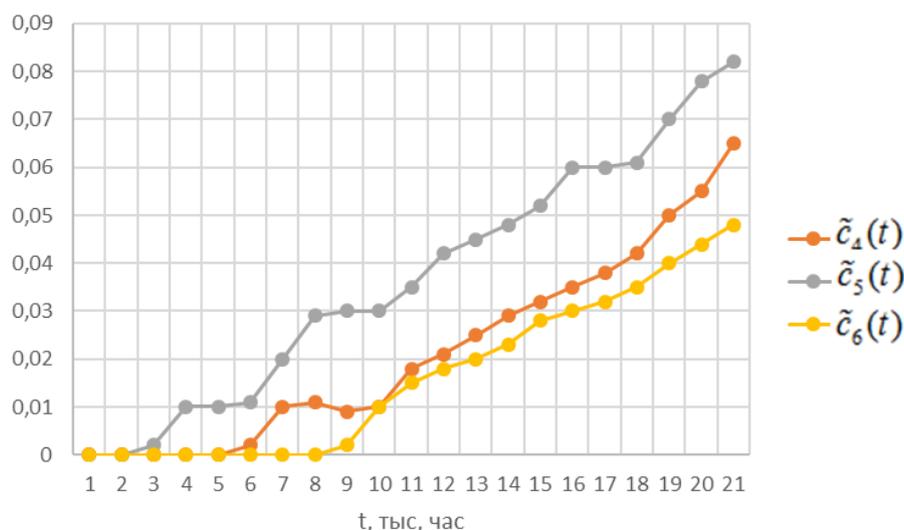


Рис. 5. Прогнозирование взаимных электрических проводимостей ортогональных фаз при эксплуатации НЭМС

Моделирование и прогнозная оценка состояния и рисков нарушения работоспособности НЭМС

Результаты моделирования и многомерного прогнозирования параметров векторного пространства НЭМС с использованием НРТКМ являются основанием для прогнозирования состояния и рисков нарушения работоспособности НЭМС.

Для представления и анализа данных о состоянии НЭМС на основе полученных результатов моделирования и многомерного прогнозирования параметров векторного пространства НЭМС в нечеткой онтологической модели формируются темпоральные матрицы текущих отклонений значений этих параметров в относительных единицах:

$$\Delta \mathbf{G}(t) = \frac{1}{\tilde{c}_i(t)} \text{abs}(\mathbf{G}(0) - \mathbf{G}(t)), \quad t = 1, \dots, T, \dots$$

В качестве показателя, характеризующего состояние НЭМС, используется показатель его остаточного эксплуатационного ресурса, временной ряд которого представляется в виде:

$$\tilde{\tau}_{op}(t) = \left(\frac{1}{\max \|\Delta \mathbf{G}(t)\|} - 1 \right) t, \quad t = 1, \dots, T, \dots,$$

а в качестве показателя, характеризующего риски нарушения работоспособности НЭМС, рассматривается следующий изменяющийся во времени показатель:

$$\tilde{h}(t) = \max \|\Delta \mathbf{G}(t)\|, \quad t = 1, \dots, T, \dots$$

На рис. 6 представлены дефазифицированные значения прогнозирования остаточного эксплуатационного ресурса, а на рис. 7 – рисков нарушения работоспособности НЭМС, полученные на основе результатов многомерного прогнозирования параметров векторного пространства асинхронного электродвигателя 4А200М6У3.

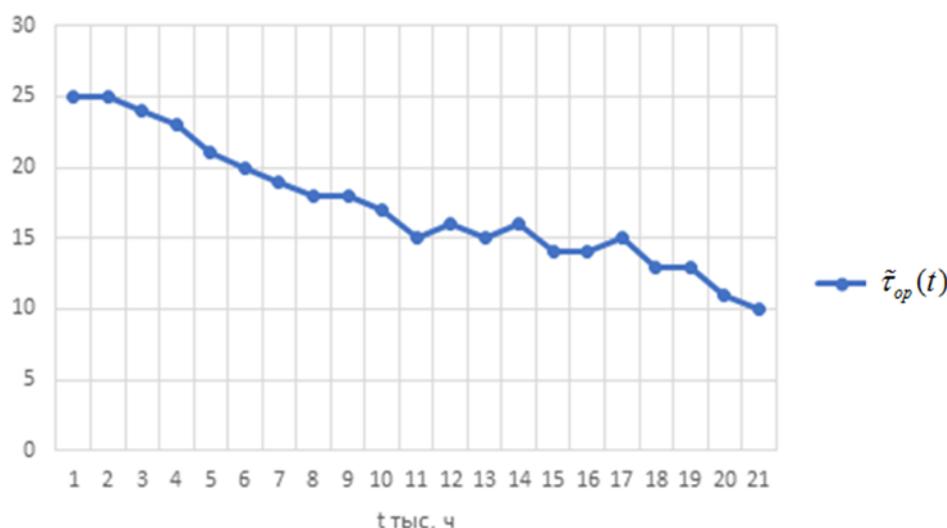


Рис. 6. Прогнозная оценка остаточного эксплуатационного ресурса НЭМС

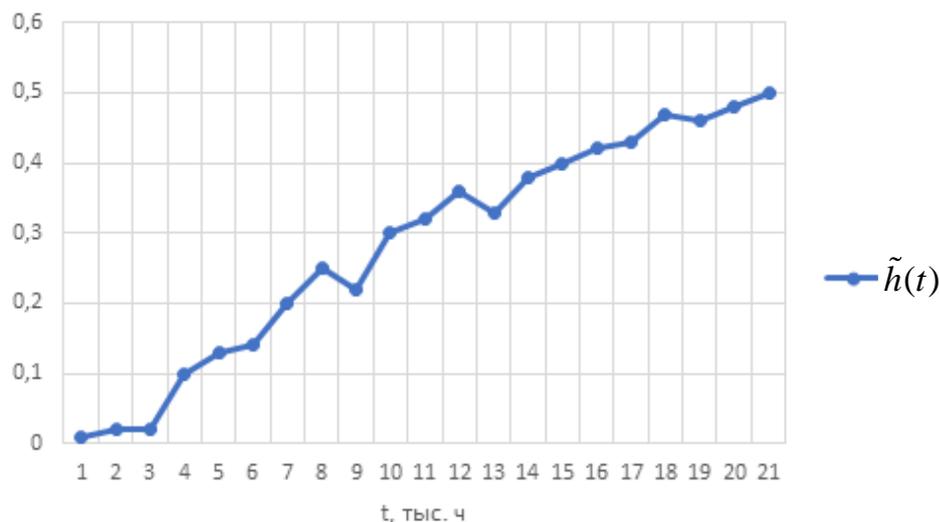


Рис. 7. Прогнозная оценка рисков нарушения работоспособности НЭМС

Полученные результаты моделирования и прогнозной оценки являются основой для управления рисками нарушения работоспособности НЭМС, предполагающего также решение задач идентификации рисков (обнаружение источников рисков, определение зон их влияния, событий, характерных для этих рисков и их причины, а также потенциальные последствия этих событий) и обработки рисков (выбор стратегии, осуществление плана обработки рисков).

Мониторинг и адаптация НРТКМ в процессе эксплуатации НЭМС

При эксплуатации НЭМС ее параметры постоянно изменяются. В ходе мониторинга НРТКМ выполняется оценка точности моделирования и многомерного прогнозирования параметров векторного пространства НЭМС. Если выявлено несоответствие между результатами многомерного прогнозирования параметров векторного пространства НЭМС и фактически измеренными данными, то эти различия должны учитываться при адаптации НРТКМ и фиксироваться в нечеткой темпоральной онтологической модели.

Адаптация НРТКМ заключается в структурно-параметрической настройке (временных лагов и значений нечетких отношений взаимовлияния концептов) с целью обеспечения требуемой точности моделирования и многомерного прогнозирования параметров векторного пространства НЭМС с учетом накапливаемых данных о ее эксплуатации, в том числе, во внештатных, аварийных ситуациях и при изменении внешних факторов.

Заключение

Обоснована целесообразность совместного применения нечетких темпоральных онтологической и когнитивной моделей при решении задач комплексного анализа и многомерного прогнозирования состояния НЭМС для управления рисками нарушения их работоспособности, обусловленное соответствием: атрибутов онтологической и концептов когнитивной модели; отношений взаимовлияния между атрибутами онтологической модели и между концептами ко-

гнитивной модели; значений атрибутов и концептов, а также значений отношений взаимовлияния в онтологической и в когнитивной моделях.

Для представления, комплексного анализа и отображения динамики изменения проблемной области НЭМС предлагается разновидность нечеткой онтологической модели – нечеткая темпоральная онтологическая модель НЭМС, особенностью которой является то, что атрибуты, соответствующие параметрам ее векторного пространства, а также показателям состояния и риска нарушения работоспособности НЭМС, характеризуются временными рядами соответствующих четких/нечетких значений, полученными как на основе измерений/оценок, так и на основе их многомерного прогнозирования. При этом нечеткая грануляция онтологической модели НЭМС выполняется на уровне нечетких значений временных рядов этих атрибутов, а также на уровне нечетких значений бинарных отношений взаимовлияния между атрибутами этой модели.

Для многомерного прогнозирования параметров векторного пространства НЭМС предлагается усовершенствованная нечеткая реляционная темпоральная когнитивная модель, позволяющая типизировать настройку операторов и преобразований за счет: во-первых, «персонификации» моделей системной динамики (для каждой пары непосредственно взаимодействующих концептов – параметров векторного пространства НЭМС); во-вторых, настройки нечетких отношений влияния между концептами на основе алгоритмов обучения с использованием сформированных обучающих выборок для компонентных временных рядов МВР; в-третьих, вычисления зависимостей между нечетко заданными параметрами в векторно-матричном виде.

Выполнено многомерное прогнозирование параметров векторного пространства НЭМС с использованием НРТКМ и моделей системной динамики, на основе которого осуществлено моделирование и прогнозная оценка состояния и рисков нарушения работоспособности НЭМС.

Полученные результаты моделирования и прогнозной оценки являются основой для управления рисками нарушения работоспособности НЭМС, предполагающего также решение задач идентификации рисков (обнаружение источников рисков, определение зон их влияния, событий, характерных для этих рисков и их причины, а также потенциальные последствия этих событий) и обработки рисков (выбор стратегии, осуществление плана обработки рисков).

Рассмотрены вопросы адаптации, структурно-параметрической настройки НРТКМ (временных лагов и значений нечетких отношений взаимовлияния концептов) с целью обеспечения требуемой точности моделирования и многомерного прогнозирования параметров векторного пространства НЭМС с учетом накапливаемых данных о ее эксплуатации, в том числе, во внештатных, аварийных ситуациях и при изменении внешних факторов.

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 20-01-00283.

Литература

1. Иванов-Смоленский А. В. Электрические машины. в 2-х т. Т1. – М.: Издательский дом МЭИ, 2006. – 652 с.
2. Иванов-Смоленский А. В. Электрические машины. в 2-х т. Т2. – М.: Издательский дом МЭИ, 2006. – 532 с.
3. Копылов И. П. Электрические машины. – М.: Высшая школа, 2009. – 607 с.
4. Вольдек А. И. Электрические машины. – М.: Альянс, 2017. – 811 с.
5. Kurilin S. P., Denisov V. N. The Development of Topological Diagnostic Methods of Asynchronous Electric Machines // *Diagnostics, Resource and Mechanics of materials and structures*, 2018, Iss. 6, pp. 214-221. DOI: 10.17804/2410-9908.2018.6.214-221.
6. Kurilin S. P., Denisov V. N., Fedulov A. S., Dli M. I. Scientific basis of methods for topological diagnostics of asynchronous electric machines // *AIP Conference Proceedings*, 2018, vol. 2053. 030031. DOI: 10.1063/1.5084392.
7. Борисов В. В., Курилин С. П., Черновалова М. В. Анализ неоднородных электромеханических систем на основе топологического подхода // *Автоматизация процессов управления*. 2021. №3(65). С. 103-110.
8. Афанасьева Т. В., Мошкин В. С., Наместников А. М., Тимина И. А., Ярушкина Н. Г. Онтологический и нечеткий анализ слабоструктурированных информационных ресурсов. – Ульяновск: Изд-во УлГТУ, 2016. – 130 с.
9. Morente-Molinera J. A., Pérez I. J., Ureña M. R., Herrera-Viedma E. Creating knowledge databases for storing and sharing people knowledge automatically using group decision making and fuzzy ontologies // *Information Sciences*. 2016. Vol. 328. pp. 418-434.
10. Cross V., Chen S. Fuzzy Ontologies: State of the Art Revisited // In: Barreto G., Coelho R. (eds) *Fuzzy Information Processing. NAFIPS 2018. Communications in Computer and Information Science*. 2018. vol. 831. pp, 230-242. Springer, Cham. DOI: 10.1007/978-3-319-95312-0_20.
11. Moshkin V., Yarushkina N. Modified Knowledge Inference Method Based on Fuzzy Ontology and Base of Cases // In: Kravets A., Groumpos P., Shcherbakov M., Kultsova M. (eds) *Creativity in Intelligent Technologies and Data Science. CIT&DS 2019. Communications in Computer and Information Science*. 2019. vol. 1084. pp. 96–108. Springer, Cham. DOI: 10.1007/978-3-030-29750-3_8.
12. Yarushkina N. G., Moshkin V. S., Andreev I. A., Ishmuratova G. I. Hybridization of fuzzy time series and fuzzy ontologies in the diagnosis of complex technical systems // *Proceedings of the V International Conference on “Information Technology and Nanotechnology” (ITNT-2019)*. 2019. pp. 252-259. DOI: 10.18287/1613-0073-2019-2416-252-259.
13. Poczeta K., Papageorgiou E. I., Gerogiannis V. C. Fuzzy Cognitive Maps Optimization for Decision Making and Prediction // *Mathematics*. 2020. vol. 8. iss. 2059. doi: 10.3390/math8112059.
14. Papageorgiou K., Carvalho G., Papageorgiou E. I., Bochtis D., Stamoulis G. Decision-making process for photovoltaic solar energy sector development using fuzzy cognitive map technique // *Energies*. 2020. vol. 13. pp. 1427.

15. Borisov V. V., Denisov V. N., Kurilin S. P., Luferov V. S. Fuzzy cognitive logic models for diagnostics and predictive evaluation of the health of electromechanical systems // *Mechanics, Resource and Diagnostics of Materials and Structures (MRDMS-2020)*, AIP Conf. Proc. 2315. 040009-1–040009-5; DOI: 10.1063/5.0036789.

16. Borisov V., Luferov V. Neuro-Fuzzy Cognitive Temporal Models for Predicting Multidimensional Time Series with Fuzzy Trends // *Computación y Sistemas*. 2020. Vol. 24. No. 3. pp. 1165-1177. DOI: 10.13053/CyS-24-3-3477.

17. Борисов В. В., Луферов В. С. Метод многомерного анализа и прогнозирования состояния сложных систем и процессов на основе нечетких когнитивных темпоральных моделей // *Системы управления, связи и безопасности*. 2020. № 2. С. 1-23. DOI: 10.24411/2410-9916-2020-10201.

18. Борисов В. В., Курилин С. П., Прокимнов Н. Н., Черновалова М. В. Fuzzy cognitive modeling of heterogeneous electromechanical systems // *Прикладная информатика*. 2021. Т. 16. № 1. С. 32-39. DOI: 10.37791/2687-0649-2021-16-1-32-39.

19. Ярушкина Н. Г., Мошкин В. С., Ишмуратова Г. Р., Андреев И. А., Мошкина И. А. Применение способа интеграции нечетких временных рядов и нечетких онтологий в задачах диагностики технических систем // *Онтология проектирования*. 2018. Т.8. № 4(30). С. 594-604.

20. Fuzzy Cognitive Maps. Advances in theory, methodologies, tools and applications / ed. by M. Glykas. – Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2012. – 200 p. DOI: 10.1007/978-3-642-03220-2.

21. Fuzzy cognitive maps for applied sciences and engineering: From fundamentals to extensions and learning algorithms / ed. by E. I. Papageorgiou. – Heidelberg: Springer, 2014. – 395 p. DOI: 10.1007/978-3-642-39739-4.

22. Averkin A. N., Yarushev S. A. Hybrid approach for time series forecasting based on ANFIS and fuzzy cognitive maps // *Proceedings of the 20th IEEE International Conference on Soft Computing and Measurements (SCM)*. 2017. P. 379–381. DOI: 10.1109/SCM.2017.7970591.

23. Федулов А. С. Нечеткие реляционные когнитивные карты // *Известия РАН. Теория и системы управления*. 2005. № 1. С. 120-133.

24. Борисов В. В., Курилин С. П., Луферов В. С. Нечеткие реляционные когнитивные темпоральные модели для анализа и прогнозирования состояния сложных технических систем // *Прикладная информатика*. 2022. Т. 17. № 1. С. 27-38. DOI: 10.37791/2687-0649-2022-17-1-27-38.

25. Abdalla A., Buckley J.J. Monte Carlo methods in fuzzy linear regression // *Soft Computing*. 2007. Vol. 11. P. 991–996. DOI: 10.1007/s00500-006-0148-5.

26. Borisov V. V., Fedulov A. S. Generalized rule-based fuzzy cognitive maps: structure and dynamics model // *International Conference on Neural Information Processing (ICONIP 2004)*. Lecture Notes in Computer Science. 2004. vol. 3316. pp. 918-922. DOI: 10.1007/978-3-540-30499-9.

27. Федулов А. С. Вид взаимодействия нечетких чисел, ограничивающий возрастание неопределенности при выполнении операций нечеткой арифметики // *Вестник Московского энергетического института*. 2006. № 1. С. 101-109.

References

1. Ivanov-Smolensky A. V. *Elektricheskie mashiny* [Electric machines]. In 2 volumes. Vol. 1. Moscow, Publishing house of MPEI, 2006. 652 p. (in Russian).
2. Ivanov-Smolensky A. V. *Elektricheskie mashiny* [Electric machines]. In 2 volumes. Vol. 2. Moscow. Publishing house of MPEI, 2006. 532 p. (in Russian).
3. Kopylov I. P. *Elektricheskie mashiny* [Electric machines]. Moscow, Vysshaya shkola, 2009. 607 p. (in Russian).
4. Voldek A. I. *Elektricheskie mashiny* [Electric machines]. Moscow, Alliance, 2017. 811 p. (in Russian).
5. Kurilin S. P., Denisov V. N. The Development of Topological Diagnostic Methods of Asynchronous Electric Machines. *Diagnostics, Resource and Mechanics of materials and structures*, 2018, iss. 6, pp. 214-221. DOI: 10.17804/2410-9908.2018.6.214-221.
6. Kurilin S. P., Denisov V. N., Fedulov A. S., Dli M. I. Scientific basis of methods for topological diagnostics of asynchronous electric machines. *AIP Conference Proceedings*, 2018, vol. 2053. 030031. DOI: 10.1063/1.5084392.
7. Borisov V. V., Kurilin S. P., Chernovalova M. V. *Analiz neodnorodnyh elektromekhanicheskikh sistem na osnove topologicheskogo podhoda* [Analysis of inhomogeneous electromechanical systems based on a topological approach] *Automation of Control Processes*, 2021, no. 3 (65), pp. 103-110 (in Russian).
8. Afanasyeva T. V., Moshkin V. S., Namestnikov A. M., Timina I. A., Yarushkina N. G. *Ontologicheskij i nechetkij analiz slabostrukturirovannyh informacionnyh resursov* [Ontological and fuzzy analysis of weakly structured information resources]. Ulyanovsk, UISTU, 2016. 130 p. (in Russian).
9. Morente-Molinera J. A., Pérez I. J., Ureña M. R., Herrera-Viedma E. Creating knowledge databases for storing and sharing people knowledge automatically using group decision making and fuzzy ontologies. *Information Sciences*, 2016, vol. 328, pp. 418-434.
10. Cross V., Chen S. Fuzzy Ontologies: State of the Art Revisited. In: Barreto G., Coelho R. (eds) *Fuzzy Information Processing*. NAFIPS 2018. Communications in Computer and Information Science, 2018, vol. 831, pp. 230-242. Springer, Cham. DOI: 10.1007/978-3-319-95312-0_20.
11. Moshkin V., Yarushkina N. Modified Knowledge Inference Method Based on Fuzzy Ontology and Base of Cases. In: Kravets A., Groumpos P., Shcherbakov M., Kultsova M. (eds). *Creativity in Intelligent Technologies and Data Science*. CIT&DS 2019. Communications in Computer and Information Science, 2019, vol. 1084, pp. 96-108. Springer, Cham. DOI: 10.1007/978-3-030-29750-3_8.
12. Yarushkina N. G., Moshkin V. S., Andreev I. A., Ishmuratova G. I. Hybridization of fuzzy time series and fuzzy ontologies in the diagnosis of complex technical systems. *Proceedings of the V International Conference on "Information Technology and Nanotechnology" (ITNT-2019)*. 2019. CEUR-WS.org/Vol-2416/paper33.pdf, pp. 252-259. DOI: 10.18287/1613-0073-2019-2416-252-259.

13. Poczeta K., Papageorgiou E. I., Gerogiannis V. C. Fuzzy Cognitive Maps Optimization for Decision Making and Prediction. *Mathematics*, 2020, vol. 8, iss. 2059. DOI: 10.3390/math8112059.
14. Papageorgiou K., Carvalho G., Papageorgiou E. I., Bochtis D., Stamoulis G. Decision-making process for photovoltaic solar energy sector development using fuzzy cognitive map technique. *Energies*, 2020, vol. 13, pp. 1427.
15. Borisov V. V., Denisov V. N., Kurilin S. P., Luferov V. S. Fuzzy cognitive logic models for diagnostics and predictive evaluation of the health of electromechanical systems. *Mechanics, Resource and Diagnostics of Materials and Structures (MRDMS-2020)*, AIP Conf. Proc. 2315, 040009-1–040009-5; DOI: 10.1063/5.0036789.
16. Borisov V., Luferov V. Neuro-Fuzzy Cognitive Temporal Models for Predicting Multidimensional Time Series with Fuzzy Trends. *Computación y Sistemas*, 2020, vol. 24, no. 3, pp. 1165-1177. DOI: 10.13053/CyS-24-3-3477.
17. Borisov V. V., Luferov V. S. The method of multidimensional analysis and forecasting states of complex systems and processes based on Fuzzy Cognitive Temporal Models. *Systems of Control, Communication and Security*, 2020, no. 2, pp. 1-23 (in Russian). DOI: 10.24411/2410-9916-2020-10201.
18. Borisov V., Kurilin S., Prokimnov N., Chernovalova M. Fuzzy cognitive modeling of heterogeneous electromechanical systems. *Prikladnaya informatika*, 2021, vol. 16, no. 1, pp. 32-39 (in Russian). DOI: 10.37791/2687-0649-2021-16-1-32-39.
19. Yarushkina N. G., Moshkin V. S., Ishmuratova G. R., Andreev I. A., Moshkina I. A. Primenenie sposoba integracii nechetkih vremennyh ryadov i nechetkih ontologij v zadachah diagnostiki tekhnicheskikh sistem [Application of the method of integration of fuzzy time series and fuzzy ontologies in the problems of diagnostics of technical systems]. *Ontology of Designing*, 2018, vol. 8, no. 4 (30), pp. 594-604 (in Russian).
20. *Fuzzy Cognitive Maps. Advances in theory, methodologies, tools and applications*. M. Glykas (Ed.). Berlin, Heidelberg, Springer-Verlag, 2012. 200 p. DOI: 10.1007/978-3-642-03220-2.
21. *Fuzzy cognitive maps for applied sciences and engineering: From fundamentals to extensions and learning algorithms*. E. I. Papageorgiou (Ed.). Heidelberg, Springer, 2014. 395 p. DOI: 10.1007/978-3-642-39739-4.
22. Averkin A. N., Yarushev S. A. Hybrid approach for time series forecasting based on ANFIS and fuzzy cognitive maps. *Proceedings of the 20th IEEE International Conference on Soft Computing and Measurements (SCM-2017)*. 2017, pp. 379-381. DOI: 10.1109/SCM.2017.7970591.
23. Fedulov A. S. Fuzzy relational cognitive maps. *Journal of Computer and Systems Sciences International*, 2005. no. 1, pp. 120-133 (in Russian).
24. Borisov V., Kurilin S., Luferov V. Nechetkie relyacionnye kognitivnye temporal'nye modeli dlya analiza i prognozirovaniya sostoyaniya slozhnyh tekhnicheskikh sistem [Fuzzy relational cognitive temporal models for analyzing and state prediction of complex technical systems]. *Prikladnaya informatika*, 2022, vol. 17, no. 1, pp. 27-38 (in Russian). DOI: 10.37791/2687-0649-2022-17-1-27-38.

25. Abdalla A., Buckley J. J. Monte Carlo methods in fuzzy linear regression. *Soft Computing*, 2007, vol. 11, pp. 991-996. DOI: 10.1007/s00500-006-0148-5.

26. Borisov V. V., Fedulov A. S. Generalized rule-based fuzzy cognitive maps: structure and dynamics model. *Proceedings of the 11th International Conference on Neural Information Processing (ICONIP 2004)*. Lecture Notes in Computer Science, 2004, vol. 3316, pp. 918-922. DOI: 10.1007/978-3-540-30499-9.

27. Fedulov A. S. Vid vzaimodejstviya nechetkih chisel, ogranichivayushchij vozrastanie neopredelennosti pri vypolnenii operacij nechetkoj arifmetiki [The type of interaction of fuzzy numbers that limits the increase in uncertainty when performing operations of fuzzy arithmetic]. *Bulletin of the MPEI*, 2006, no. 1, pp. 101-109 (in Russian).

Статья поступила 7 ноября 2022 г.

Информация об авторах

Борисов Вадим Владимирович – доктор технических наук, профессор. Профессор кафедры вычислительной техники. Национальный исследовательский университет «МЭИ» (филиал в г. Смоленске). Старший научный сотрудник научно-исследовательского центра. Военная академия войсковой противовоздушной обороны Вооруженных сил Российской Федерации им. А.М. Василевского. Области научных интересов: нечеткий и нейро-нечеткий анализ, моделирование сложных систем и процессов; интеллектуальная поддержка принятия решений; ассоциативные системы хранения и обработки информации. E-mail: vbor67@mail.ru

Курилин Сергей Павлович – доктор технических наук, профессор. Профессор кафедры электромеханических систем. Национальный исследовательский университет «МЭИ» (филиал в г. Смоленске). Области научных интересов: теория и практика электромеханических систем, топологический подход к комплексному исследованию неоднородных электромеханических систем. E-mail: sergkurilin@gmail.com

Жарков Антон Павлович – аспирант кафедры управления и интеллектуальных технологий. Национальный исследовательский университет «МЭИ». Область научных интересов: онтологический инжиниринг, интеллектуальный анализ и моделирование сложных систем и процессов. E-mail: antonzharckov@yandex.ru

Соколов Андрей Максимович – аспирант кафедры управления и интеллектуальных технологий. Национальный исследовательский университет «МЭИ». Область научных интересов: нечеткий и нейро-нечеткий анализ, моделирование сложных систем и процессов; интеллектуальная поддержка принятия решений. E-mail: ansokol98@mail.ru

Адрес: 214013, Россия, г. Смоленск, Энергетический проезд, д. 1.

Multidimensional prediction of heterogeneous electromechanical systems for risk management based on fuzzy temporal ontological and cognitive models

V. V. Borisov, S. P. Kurilin, A. P. Zharkov, A. M. Sokolov

Problem definition: The energy, technical and operational characteristics of heterogeneous electromechanical systems (HEMS) change significantly during their operation. The complexity of HEMS prediction negatively affects the quality of risk management. The topological approach to the complex study of HEMS is the basis for the development of intellectual methods, models and technologies for the research of HEMS (predictive analytics, condition diagnostics, resource and risk assessment). This approach indicates the expediency of combining fuzzy ontological and cognitive models for complex analysis and multidimensional prediction of HEMS. Fuzzy ontological modeling provides an interoperable representation and complex analysis of HEMS. Fuzzy cognitive models allow prediction of HEMS. **The aim of the research** is to implement the proposed approach to the joint use of fuzzy temporal ontological and cognitive models for complex analysis, multidimensional prediction and risk management of HEMS. **Methods used:** topological approach to HEMS research; fuzzy ontological engineering; fuzzy cognitive modeling; fuzzy and soft measurements and computing. **Novelty:** An approach to multidimensional prediction of HEMS for risk management based on a combination of original fuzzy temporal ontological and cognitive models is proposed. **Result:** The complex problem of representation, multidimensional forecasting and risk management of HEMS has been solved through the joint use of fuzzy temporal ontological and cognitive models. **Practical significance:** The practical significance of the results lies in improving the accuracy of HEMS prediction and the quality of risk management.

Keywords: heterogeneous electromechanical systems, topological approach, fuzzy temporal ontological model, fuzzy relational temporal cognitive model

Information about Authors

Vadim Vladimirovich Borisov – Dr. habil. of Engineering Sciences, Professor. Professor of the Department of Computer Engineering. The Branch of National Research University “Moscow Power Engineering Institute” in Smolensk. Senior researcher. Military Academy of Army Air Defence A.M. Vasilevsky. Fields of research: fuzzy and fuzzy neural models and networks, intellectual decision-making support, associative memory, associative systems of storage and processing of the information and knowledge. E-mail: vbor67@mail.ru

Sergey Pavlovich Kurilin – Dr. habil. of Engineering Sciences, Professor. Professor of the Department of Electromechanical Systems. The Branch of National Research University “Moscow Power Engineering Institute” in Smolensk. Fields of research: theory and practice of electromechanical systems, the topological approach to the complex study of heterogeneous electromechanical systems.

Anton Pavlovich Zharkov – graduate student of the Control and Intelligent Technologies. National Research University “Moscow Power Engineering Institute”. Fields of research: ontological engineering, intelligent analysis and modeling of complex systems and processes. E-mail: antonzharckov@yandex.ru

Andrey Maksimovich Sokolov – graduate student of the Control and Intelligent Technologies. National Research University “Moscow Power Engineering Institute”. Fields of research: fuzzy and fuzzy neural models and networks, intellectual decision-making support. E-mail: ansokol98@mail.ru

Address: Russia, 214013, Smolensk, Energeticheskiy proezd, 1.