

УДК 004.021

DOI: 10.30987/article_5b5063da9d5946.23779908

Ю.В. Дубенко, Е.Е. Дышкант

РАЗРАБОТКА АРХИТЕКТУРЫ БЛОКА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ СЛОЖНЫМ ТЕХНИЧЕСКИМ КОМПЛЕКСОМ

Проанализирована структура интеллектуальных и ситуационных систем управления, а также основные аспекты реализации блоков прогнозирования. Вариант блока для осуществления тестирования реализован с применением искусственных нейронных сетей, метода опорных векторов, генетических алгоритмов, метода роя частиц, метода

главных компонент. Разработана архитектура блока прогнозирования системы управления сложным техническим комплексом.

Ключевые слова: сложный технический комплекс, система управления, блок прогнозирования, анализатор, интеллектуальное управление, адаптивное управление по прогнозированию.

Yu.V. Dubenko, E.E. Dyshkant

DEVELOPMENT OF PREDICTION BLOCK ARCHITECTURE OF SYSTEM FOR COMPLICATED ENGINEERING COMPLEX CONTROL

The purpose of the work consists in the perfection of structure and algorithmic support of systems for a complicated engineering complex control and also prediction blocks in their structure.

A structure of intelligent and situation systems of control and also basic aspects of prediction blocks realization have been analyzed. An option of a block to carry out testing is realized with the use of artificial neuron nets, a method of supporting vectors, genetic algorithms, a particle swarm, a method of basic components.

The architecture of a prediction system for complicated engineering complex control is developed.

The results of the application of this block realized on the basis of INS, a method of supporting vectors, a method of basic components, genetic algorithms and a method of the particles swarm for the prediction of electric loss have showed its high efficiency. The realization of control systems with the application of the prediction block developed will allow increasing the efficiency of different complicated engineering complexes control.

Key words: complicated engineering complex, system of control, prediction block, analyzer, intelligent control, adaptive control on prediction.

Введение

Совершенствование методов и подходов к управлению сложными техническими комплексами является одной из важнейших задач системного анализа. Стремительное развитие науки и техники предъявляет новые требования к системам управления подобными объектами, основные из которых - повышение их надежности, но при этом и увеличение степени автономности с целью снижения влияния человеческого фактора. Характерными свойствами подобных объектов управления являются динамичность, уникальность структуры и алгоритма функционирования, неполнота описания [1] и т.д. Традиционные виды управления, такие как стабилизация, программное управление, следящие системы, системы с поиском экстремума показателя качества, не позволя-

ют достичь требуемого уровня качества при управлении объектами подобного рода. Наибольшей эффективности управления сложными техническими системами удастся достичь при применении ситуационного [1], а также тесно связанного с ним интеллектуального управления [1]. Достижению указанной выше цели, т.е. увеличению надежности и степени автономности систем управления сложными техническими комплексами, может способствовать наличие у подобных систем прогностической функции. В [2] также отмечается, что наличие у системы управления возможности «прогноза изменений самого внешнего мира и собственного поведения» является одним из важнейших принципов интеллектуального управления. Наличие прогностической функции не только придает сис-

теме способность должным образом подготовиться к спрогнозированным изменениям внешней среды, но и позволяет принять упреждающие меры для недопущения развития негативного прогноза. Повышение эффективности управления сложными техническими комплексами невозможно без качественного совершенствования структуры, а также алгоритмического обеспечения соответствующих систем управления и их компонентов. Особое внимание при этом следует уделить структурным элементам, обеспечивающим реализацию прогностической функции, сово-

купность которых мы условно обозначим как блок прогнозирования.

Цель настоящего исследования - совершенствование структуры и алгоритмического обеспечения систем управления сложными техническими комплексами, а также входящих в их состав блоков прогнозирования.

Объект исследования - блоки прогнозирования систем управления сложными техническими комплексами.

Предмет исследования - системы управления сложными техническими комплексами.

Состояние исследований и актуальность работы

Как отмечалось ранее, возможность прогнозирования негативной ситуации в будущем позволяет принять упреждающие меры для недопущения ее развития. Данная идея получила свое воплощение в подходе, получившем название «управление по прогнозированию» [4]. Данный подход к управлению заключается в поиске последовательности управляющих воздействий $u(t)$, обеспечивающих оптимальные показатели регулируемой переменной $y(t)$ в будущем. Реализация системы управления на основе управления по прогнозированию будет нести преимущества, связанные с возможностью обнаружения признаков проблемной ситуации на ранних этапах и предотвращения ее развития, что позволит избежать дополнительных финансовых и трудовых затрат, связанных с ее устранением в будущем. Формирование системы управления на базе интеллектуального управления с применением принципов управления по прогнозированию позволит существенно повысить эффективность управления сложными техническими комплексами, в связи с чем дальнейшие исследования в данной области видятся актуальными.

Первоочередной проблемой, возникающей на пути реализации цели работы, является определение структуры системы управления сложным техническим комплексом, ее компонентов и связей между ними. Согласно [2], концептуальная структура подобной системы в рамках интеллектуального управления представляет со-

бой совокупность следующих слоев: слой прогноза событий; слой самообучения и адаптации; слой работы с базами событий, знаний и формирования решений; исполнительный слой. Система ситуационного управления также имеет все признаки интеллектуального управления, в связи с чем рассмотрим ее основные компоненты для общего случая [2]:

- анализатор (производит предварительный анализ текущей ситуации);
- классификатор (производит классификацию текущей ситуации);
- база знаний (содержит описание классов ситуаций, а также допустимых управляющих воздействий);
- решатель (осуществляет выбор требуемых управляющих воздействий);
- имитатор (осуществляет прогноз развития ситуации).

Схема, иллюстрирующая связи указанных компонентов, представлена на рис. 1, где $u = (u_1, u_2, \dots, u_n)$ - вектор управляющих воздействий, $x = (x_1, x_2, \dots, x_m)$ - вектор переменных состояния, $f = (f_1, f_2, \dots, f_k)$ - вектор внешних возмущений [2].

Для реализации управления по прогнозированию необходим соответствующий блок (назовем его блоком прогнозирования), который будет осуществлять прогнозирование значений регулируемой величины $y(t)$ [4] в будущем. Основная цель работы указанного блока заключается в прогнозировании значений $y(t)$ с заданными периодичностью и горизонтом на основании ретроспективных показателей

регулируемой величины $y(t)$, а также вторичных факторов, хранящихся в базе данных (БД), в том числе характеризующих внешние возмущения. В этой связи в схему, представленную на рис. 1, добавим следующие компоненты:

1. БД, в которую с помощью специального интерфейса будут записываться текущие значения регулируемой величины и вторичных факторов – показателей, характеризующих состояние системы (вектор переменных состояния - x), а также

величин, характеризующих внешние возмущения (вектор внешних возмущений - f).

2. Блок прогнозирования, который на основании полученных из БД значений регулируемой величины и вторичных факторов будет осуществлять прогнозирование значений регулируемой величины. Результат прогнозирования будет передаваться на анализатор, который будет определять дальнейший алгоритм работы системы управления.

Рис. 1. Общая схема структуры системы ситуационного управления

В итоге получаем схему, представленную на рис. 2.

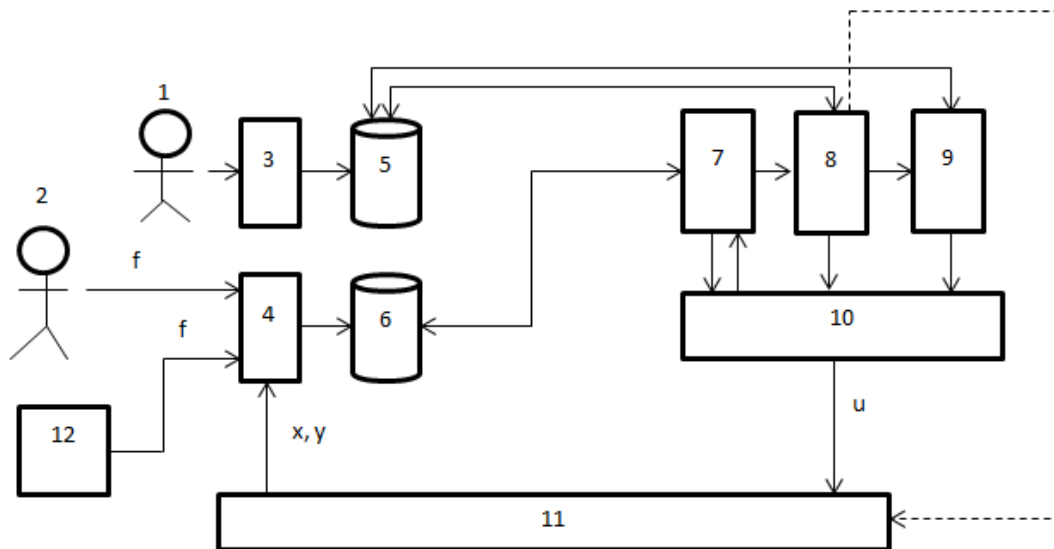


Рис. 2. Схема системы управления, реализованной на базе адаптивного управления по прогнозированию: 1 – администратор базы знаний; 2 – администратор базы данных; 3 – интерфейс для связи администратора с базой знаний; 4 – интерфейс для связи администратора с базой данных; 5 – база знаний (БЗ); 6 – база данных (БД); 7 – блок прогнозирования; 8 – анализатор; 9 – классификатор; 10 – решатель; 11 – сложный технический комплекс; 12 – датчики и измерительные устройства, фиксирующие показатели, характеризующие внешние возмущения

Представленная на рис. 2 схема несколько отличается от приведенной на рис. 1. На схеме не показан имитатор, так как блок прогнозирования (7) во многом дублирует его функции. Добавлена БД (6), имеющая связь с блоком прогнозирования, а также с объектом управления (11), с которого она получает текущие значения переменных состояния (x) и регулируемой переменной (y). Предусмотрена возмож-

ность ввода параметров, характеризующих внешние возмущения (f), администратором БД, либо их автоматическое получение с соответствующих датчиков и измерительных устройств (12). Также добавлена связь между анализатором (8) и БЗ (5), наличие или отсутствие которой может быть обусловлено алгоритмом работы анализатора, а также методами, применяемыми для его реализации. Далее подробнее остановимся

на механизме работы блока прогнозирования и анализатора.

Рассмотрим процесс анализа результатов прогнозирования, простейший алгоритм которого заключается в выполнении следующих шагов:

1. С блока прогнозирования на анализатор передается результат прогнозирования значений регулируемой величины с горизонтом g и периодом p .

2. Анализатор на основании полученного прогноза по определенным критериям устанавливает наличие проблемной ситуации.

3. Если обнаружено наличие проблемной ситуации, анализатор производит оперативный анализ состояния сложного технического комплекса, который может выполняться на основании показаний датчиков и измерительных устройств, расположенных в его узлах.

4. Если наличие проблемной ситуации подтверждено результатами оперативного анализа, данные о ней передаются на классификатор.

В данном случае возникает проблема выбора указанных «определенных критериев», на основании которых и будет определяться факт наличия проблемы. Одним из вариантов решения данной проблемы является сравнение спрогнозированных значений с нормативными показателями регулируемой переменной. Подобные нормативы существуют, например, в электроэнергетической отрасли для потерь электроэнергии. Анализатор может производить оценку отклонения прогноза от нормативов и на ее основании определять наличие или отсутствие проблемной ситуации. Пусть $y(t)$ – регулируемая переменная, y_F – множество ее спрогнозированных значений с периодом p и горизонтом g , y_N – множество значений нормативных показателей регулируемой переменной, соответствующих выбранному периоду и горизонту прогнозирования. Тогда критериями наличия проблемной ситуации могут являться:

1. Критерий оценки отклонения спрогнозированного значения от показате-

ля норматива. Здесь наличие проблемной ситуации фиксируется, ес-

ли $\sum_{t=t_m+p}^{t_n} \frac{y_{Nt} - y_{Ft}}{M} > 0$ или $\sum_{t=t_m+p}^{t_n} \frac{y_{Nt} - y_{Ft}}{M} < 0$,

где y_{Ft} – спрогнозированные показатели в момент времени t , y_{Nt} – нормативные показатели регулируемой величины в момент времени t , $t = t_m + p$, p – период прогнозирования, t_m и t_n – начало и конец соответствующего временного промежутка, M – количество спрогнозированных дискретных значений регулируемой величины на промежутке $t_m \dots t_n$. Подобный критерий может применяться в том случае, если критична величина отклонения спрогнозированной величины от норматива лишь в одну сторону.

2. Критерий оценки отклонения спрогнозированного значения от области допустимых значений. Здесь наличие проблемной ситуации фиксируется, если $cr > 0$, $cr = cr_{top} + cr_{bottom}$,

где $cr_{top} = \sum_{t=t_m+p}^{t_n} \frac{|y_{N,top,t} - y_{Ft}|}{M}$, если

$y_{Ft} > y_{N,top,t}$ и $y_{Ft} > y_{N,bottom,t}$, и/или

$cr_{bottom} = \sum_{t=t_m+p}^{t_n} \frac{|y_{N,bottom,t} - y_{Ft}|}{M}$, если

$y_{Ft} < y_{N,top,t}$ и $y_{Ft} < y_{N,bottom,t}$, где $y_{N,top,t}$ и $y_{N,bottom,t}$ – верхняя и нижняя граница области допустимых значений для регулируемой величины.

Отметим, что в данном случае эффективность работы системы во многом зависит от точности результатов блока прогнозирования. Этот показатель является критически важным, так как неточный прогноз будет приводить либо к бесцельным срабатываниям анализатора, либо к несвоевременному обнаружению проблемной ситуации, что попросту нивелирует весь положительный эффект от применения данного блока и сделает бессмысленным его наличие в системе управления. В этой связи далее проведем анализ наиболее популярных методов прогнозирования.

Анализ методов прогнозирования

В [5] приводится подробный анализ наиболее популярных методов прогнози-

рования, результаты которого представлены в табл. 1.

Таблица 1

Результаты анализа наиболее популярных методов прогнозирования

Метод или группа методов	Достоинства	Недостатки
Авторегрессия	<ul style="list-style-type: none"> – относительная простота; – единообразие анализа и проектирования 	<ul style="list-style-type: none"> – наличие в модели большого числа параметров; – низкая адаптивность; – высокие требования к вычислительным возможностям; – ввод в модель независимых факторов усложняет модель и повышает затраты вычислительных ресурсов; – линейность
Метод группового учета аргументов	<ul style="list-style-type: none"> – высокая точность прогноза; – отсутствие необходимости глубокого изучения исследуемого объекта и большого объема априорной информации; – помехоустойчивость: сложность модели находится на сопоставимом уровне с шумом; – минимизация субъективных факторов при построении модели; – корректировка прогноза при получении дополнительной информации; – возможность построения сложных нелинейных зависимостей; – автоматический отбор аргументов, наиболее информативных для данного объекта моделирования 	<ul style="list-style-type: none"> – отсутствие объяснительной функции; – невозможность построения модели для случайного и псевдослучайного поведения объектов; – эвристичность некоторых процедур самоорганизации; – высокая требовательность к вычислительным возможностям; – возможна вырожденность нормальных матриц, что требует применения регуляризации; – прогноз без доверительного интервала, характеризующего точность прогноза
Метод экстраполяции трендов	<ul style="list-style-type: none"> – простота; – возможность осуществления на основе относительно небольшого объема данных 	<ul style="list-style-type: none"> – базируется на допущении, что условия, определявшие тенденцию развития в прошлом, не изменятся в будущем
Факторный анализ	<ul style="list-style-type: none"> – наличие объяснительной функции; – снижение вероятности субъективной оценки важности тех или иных переменных; – эффективность в областях, где невозможна манипуляция наблюдаемыми переменными; – существенное уменьшение размерности задачи при использовании данного метода; – возможность разложения выделенных факторов на более простые составляющие; – нетребовательность к глубокому изучению исследуемого объекта и наличию априорных знаний; – выявление основного набора факторов, оказывающих существенное влияние в данной области 	<ul style="list-style-type: none"> – необходимость включения большого количества переменных, охватывающих всю область исследования при изучении малоизвестной структуры; – отсутствие однозначного математического решения проблемы факторных нагрузок; – сложности в интерпретации результатов
Элементы алгебры логики	<ul style="list-style-type: none"> – простота представления данных; – возможность использования экспертных знаний; – возможность объяснения результатов вывода 	<ul style="list-style-type: none"> – трудность формирования правил и функций принадлежности; – трудность проверки на непротиворечивость базы знаний при получении новых знаний; – отсутствие возможности обучения; – отсутствие возможности оптимизации полученных результатов

Методы, основанные на нечеткой логике, например [6]	<ul style="list-style-type: none"> – простота; – решение нестандартных задач; – гибкость; – способность без выполнения серьезных вычислений выявить закономерности и тенденции временного ряда искомой величины, а также ее взаимосвязь со вторичными факторами при стохастическом характере взаимодействия; – позволяет сократить объем вычислений 	<ul style="list-style-type: none"> – отсутствие стандартной методики конструирования нечетких систем; – невозможность математического анализа нечетких систем существующими методами; – применение нечеткого подхода по сравнению с вероятностным не всегда приводит к повышению точности вычислений
Искусственные нейронные сети (ИНС)	<ul style="list-style-type: none"> – высокая точность прогноза; – адаптивность; – решение нестандартных задач; – использование обучения вместо программирования; – извлечение знаний из данных; – быстрая корректировка прогноза при получении новых данных 	<ul style="list-style-type: none"> – отсутствие объяснительной компоненты; – высокие требования к вычислительным ресурсам при обучении; – большое время обучения; – трудности формирования архитектуры сети; – необходимость большой обучающей выборки; – эвристичность обучения
Цепи Маркова	<ul style="list-style-type: none"> – простота моделирования; – единообразие анализа и проектирования 	<ul style="list-style-type: none"> – невозможность моделирования процессов с длинной памятью; – узкая применимость моделей
Генетические алгоритмы	<ul style="list-style-type: none"> – адаптивность; – возможности для распараллеливания 	<ul style="list-style-type: none"> – недостаточная методологическая база; – узкость и специфичность применения; – поисковый алгоритм требует затрат времени, но не гарантирует оптимального решения
Метод опорных векторов (support vector machine, SVM) [7]	<ul style="list-style-type: none"> – меньшее время сходимости в сравнении с ИНС (для алгоритма регрессии SVM); – более высокая точность прогнозирования (при этом возможны существенные колебания точности результата при проведении серии экспериментов); – адаптивность; – более простая процедура определения структуры модели 	<ul style="list-style-type: none"> – высокие требования к вычислительным ресурсам при обучении; – большое время обучения

Отметим существенные преимущества искусственных нейронных сетей по сравнению с другими методами, выражающиеся в высокой точности прогноза, адаптивности, извлечении знаний из данных, быстрой корректировке прогноза при получении новых данных. В то же время получить с помощью искусственных нейронных сетей (ИНС) относительно точный результат возможно только при наличии обучающей выборки большого объема. Дополнительные трудности также накладывает достаточно сложный процесс выбора оптимальной архитектуры сети. Последняя проблема менее актуальна для метода опорных векторов, который по большинству характеристик не уступает ИНС, а по ряду (например, меньшее время сходимости в сравнении с ИНС) и превосходит их [9]. Недостатком данного метода является более высокая требовательность к

вычислительным ресурсам, чем у ИНС. Но, как показывает практика, различные методы прогнозирования могут по-разному реагировать на одну и ту же выборку данных и выдавать результаты различной степени точности. В этой связи полагаться на какой-либо один метод было бы неверно. Отметим также, что одной из проблем указанных методов прогнозирования (ИНС и метод опорных векторов) является необходимость подбора оптимальных значений параметров модели эмпирическим путем. В частности, для метода опорных векторов - это параметр сложности c и параметр «разброса функции вокруг центральной точки» σ (в случае применения гауссова ядра) [7]. Решением данной проблемы может послужить применение указанных методов совместно с эффективными методами оптимизации, такими как генетические алгоритмы, метод

роя частиц и т.д. Примеры подобных моделей подробно рассматриваются в [5]. Также отметим работу [10], в которой выполняется подбор оптимальных параметров ИНС и метода опорных векторов с помощью метода роя частиц.

Для получения точного прогноза, как правило, требуется большая база ретроспективных значений как прогнозируемой величины, так и вторичных факторов. При этом многие из вторичных факторов взаимосвязаны и во многом дублируют друг друга. В этой связи возникает необходимость применения методов снижения размерности и кластеризации данных, одним из характерных примеров которых является

Блок прогнозирования

Согласно выводам, сделанным по результатам проведенного выше анализа, структура блока прогнозирования должна содержать следующие компоненты:

- n блоков, реализующих прогнозирование регулируемой величины с помощью различных методов (ИНС, метода опорных векторов и т.д.);
- блок получения комбинированного прогноза;
- блок снижения размерности и кластеризации данных;
- блок оптимизации параметров методов прогнозирования;
- блок сглаживания временных рядов.

Структурная схема блока прогнозирования представлена на рис. 3. Алгоритм работы данного блока:

1. На блок сбора данных DC поступают ретроспективные показатели регулируемой переменной $y(t)$, а также факторов, оказывающих на нее влияние, обозначенные на рис. 3 как s . Поток данных $j=(j_{Sm}, j_{DDi}, j_{Fc})$, $j_{Fc}=(j_{Fc1}, j_{Fc2}, \dots, j_{Fcn})$, содержит параметры работы блоков Sm , DDi , $Fc1$, $Fc2, \dots, Fcn$, задаваемые администратором.

2. В блоке Sm производится сглаживание временных рядов s .

ся метод главных компонент. Его преимуществами являются высокая точность и эффективность конечного результата, возможность визуализации исходных многомерных данных, наличие нелинейных версий алгоритма.

Отметим, что проведенный обзор литературных источников показал недостаточную проработку вопроса, связанного с архитектурой блоков прогнозирования систем управления сложными техническими комплексами, в связи с чем (с учетом аспектов, указанных выше) далее приведем наш вариант реализации структуры данного блока.

3. Сглаженные временные ряды регулируемой переменной $y(t)$, а также факторов, оказывающих на нее влияние, обозначенные как $s1$, передаются на блок DDi , который выполняет снижение размерности и отбор наиболее информативных факторов и формирует множество главных компонент s_2 .

4. Главные компоненты s_2 передаются на блоки прогнозирования $Fc1, Fc2, \dots, Fcn$, реализованные на основе различных методов прогнозирования.

5. Как правило, методы прогнозирования имеют один или несколько параметров, оказывающих существенное влияние на точность результата, величина которых определяется эмпирическим путем. Блок Opt осуществляет оптимизацию подобных параметров ($par1, \dots, parn$ – оптимизированные значения данных параметров, $p1, \dots, pn$ – промежуточные значения, $ifc1, \dots, ifcn$ – результаты прогнозирования с применением параметров $p1, \dots, pn$) с целью определения таких их значений, при которых достигается наибольшая точность прогнозирования. Указанные действия выполняются на этапе обучения при известных реальных значениях прогнозируемой величины.

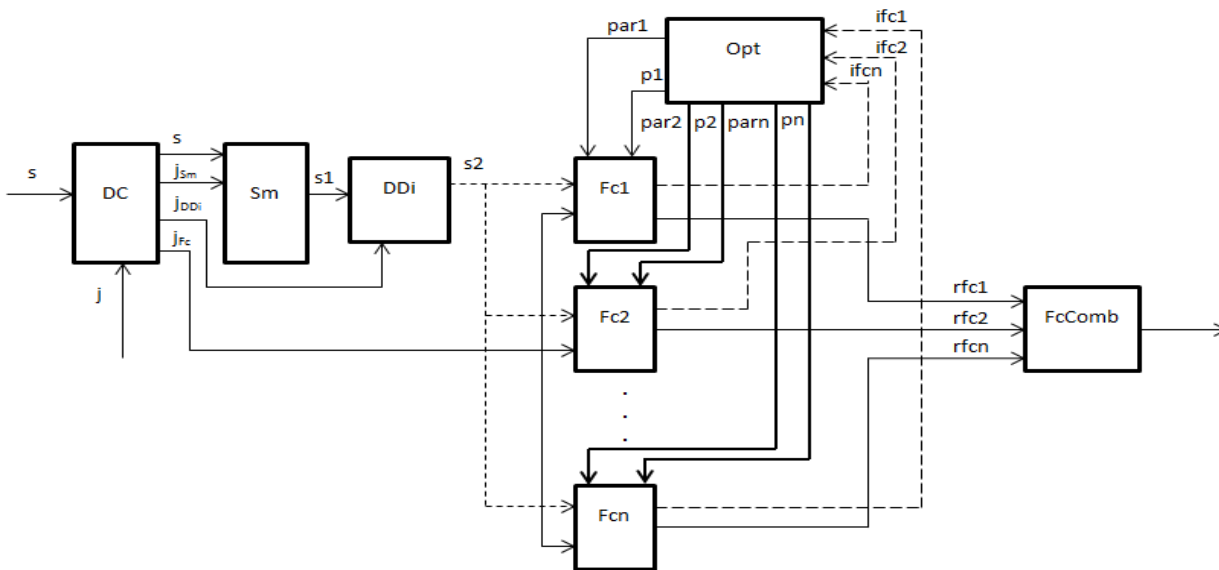


Рис. 3. Структурная схема блока прогнозирования

6. На основании результатов прогнозирования, полученных с помощью блоков $Fc1, Fc2, \dots, Fcn$ (на рис. 3 обозначены как $rfc1, \dots, rfcn$), блок $FcComb$ осуществляет формирование комбинированного прогноза по формуле $Comb(i) = \sum_{j=1}^m K_j Y_j(i)$ [8], где

$i = 1, 2, \dots, n$ (n - горизонт прогнозирования);
 $j = 1, 2, \dots, m$ - номера методов прогнозирования;
 K_j - весовой коэффициент метода j ;
 $Y_j(i)$ - результат прогнозирования исходной величины для временного показателя i , полученный с помощью метода j .

Компьютерное моделирование блока прогнозирования

Реализуем основные элементы блока прогнозирования на основе следующих методов: DDi – метод главных компонент (PCA); $Fc1$ – метод опорных векторов; $Fc2$ - ИНС (обучение с помощью метода сопряженных градиентов); Opt – генетические алгоритмы (GA) и метод роя частиц (PSO) [5]. Для прогнозирования выбрана доля потерь электроэнергии по месяцам в электросетях населенного пункта среднего размера. В качестве вторичных факторов использовались значения климатических показателей, находящихся в открытом доступе (температура окружающей среды, количество снежных дней, количество дней, когда имели место осадки, количество пасмурных дней, атмосферное давление, количество дней, когда имела место гроза, ветер). Создание компьютерной модели

осуществлялось с помощью пакета Matlab. Данные о точности результатов прогнозирования потерь электроэнергии, полученных с помощью блока прогнозирования значений регулируемой величины, представлены в табл. 2.

Как показывают данные табл. 2, проведение оптимизации параметров методов прогнозирования с помощью генетических алгоритмов и метода роя частиц позволило получить более точный прогноз как в случае применения метода опорных векторов, так и при использовании ИНС. Применение метода снижения размерности, такого как метод главных компонент, в случае с методом опорных векторов позволило существенно повысить точность прогноза, тогда как в случае с ИНС наблюдался обратный эффект.

Таблица 2

Величина средней абсолютной ошибки результатов, полученных с помощью блока прогнозирования (%)

	Без оптимизации	Генетические алгоритмы	Метод роя частиц
Метод опорных векторов			
Без применения метода главных компонент	10,21	9,60	10,29
С применением метода главных компонент	6,79	5,92	5,95
ИНС			
Без применения метода главных компонент	5,65	4,03	3,07
С применением метода главных компонент	5,84	4,36	4,02

Величина средней абсолютной ошибки для комбинированного прогноза составила 4,8 %. Результаты, полученные с

помощью метода опорных векторов и ИНС, позволили получить прогноз с высокой точностью.

Заключение

В результате выполнения настоящей работы был предложен вариант архитектуры блока прогнозирования системы управления сложным техническим комплексом. Реализованные в данной системе принципы интеллектуального управления и управления по прогнозированию позволят на ранних этапах осуществлять идентификацию проблемных ситуаций, формирование и выполнение комплекса мер по недопущению их дальнейшего развития. Принцип работы разработанного блока прогнозирования основан на применении нескольких методов прогнозирования с оптимальными значениями параметров, ока-

зывающих влияние на точность результата, и получении по их результатам комбинированного прогноза. Результаты применения данного блока, реализованного на основе ИНС, метода опорных векторов, метода главных компонент, генетических алгоритмов и метода роя частиц, для прогнозирования потерь электроэнергии показали его высокую эффективность.

Реализация систем управления с применением разработанного блока прогнозирования позволит повысить эффективность управления сложными техническими комплексами различного рода.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Поспелов, Д.А. Ситуационное управление. Теория и практика / Д.А. Поспелов. - М.: Наука, 1986. - 288 с.
2. Васильев, В.И. Интеллектуальные системы управления. Теория и практика: учеб. пособие / В.И. Васильев, Б.Г. Ильясов. - М.: Радиотехника, 2009. - 392 с.
3. Интеллектуальные системы автоматического управления / под ред. И.М. Макарова, В.М. Лохина. - М.: Физматлит, 2001. - 576 с.
4. Диаб Ахмед Абделхамид Заки. Векторное управление асинхронными электроприводами на основе прогнозирующих моделей: дис. ... канд. техн. наук: 05.09.03 / Диаб Ахмед Абделхамид Заки. - Новосибирск, 2014. - 195 с.
5. Дубенко, Ю.В. Разработка математической модели многофакторного нечеткого прогнозирования потерь электроэнергии: монография / Ю.В. Дубенко, Е.Е. Дышкант. - Краснодар: Изд-во КубГТУ, 2016. - 120 с.
6. Chen, S.M. Forecasting enrollments based on fuzzy time series / S.M. Chen // Fuzzy Sets Systems. - 1996. - Vol. 81. - № 3. - P. 311-319.
7. Vapnik, V.N. Statistical Learning Theory / V.N. Vapnik. - New York: John Wiley & Sons, Inc, 1998. - 740 p.
8. Яровенко, Л.Л. Комбинированный метод прогнозирования доходности инновационной деятельности предприятия / Л.Л. Яровенко // Вестник ОГУ. - 2008. - № 11. - Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/v/kombinirovannyy-metod-prognozirovaniya-dohodnosti-innovatsionnoy-deyatelnosti-predpriyatiy>.
9. Воронцов, К.В. Лекции по методу опорных векторов / К.В. Воронцов. - 2007. - Режим доступа: <http://www.ccas.ru/voron/download/SVM.pdf>.

10. Аль Зихери Баласим Мохаммед. Повышение точности краткосрочного прогнозирования электрической нагрузки потребителей региона с учетом метеофакторов на основе метода опорных векторов: дис. ... канд. техн. наук: 05.14.02

/ Аль Зихери Баласим Мохаммед. - Новочеркасск, 2015. - 181 с.

11. Иберла, К. Факторный анализ / К. Иберла; пер. с нем. В.М. Ивановой. - М.: Статистика, 1980. - 398 с.

1. Pospelov, D.A. *Situation Control. Theory and Practice* / D.A. Pospelov. – М.: Science, 1986. – pp. 288.
2. Vasiliev, V.I. *Intelligent Systems of Control. Theory and Practice: manual* / V.I. Vasiliev, B.G. Iliysov. – Radio Engineering, 2009. – pp. 392.
3. *Intelligent Systems of Automatic Control* / under the editorship I.M. Makarova, V.M. Lokhina. – М.: Phys-mathlit, 2001. – pp. 576.
4. Diab Ahmed Abdelhamid Zaki. *Vector Control of Asynchronous Electrical Drives Based on Predictive Models*: Can. Degree thesis: 05.09.03. / Diab Ahmed Abdelhamid Zaki. – Novosibirsk, 2014. – pp. 185.
5. Dubenko, Yu.V. *Development of Mathematical Model of Multi-factor Fuzzy Prediction of Electric Loss*: monograph / Yu.V. Dubenko, E.E. Dyshkant. – Krasnodar: Publishing House of KubanSTU, 2016. – pp. 120.
6. Chen, S.M. Forecasting enrollments based on fuzzy time series / S.M. Chen // *Fuzzy Sets Systems*. - 1996. - Vol. 81. - № 3. - P. 311-319.

7. Vapnik, V.N. *Statistical Learning Theory* / V.N. Vapnik. - New York: John Wiley & Sons, Inc, 1998. - 740 p.

8. Yarovenko, L.L. Combined method of profitability prediction of company innovation activities / L.L. Yarovenko // *Bulletin of OSU*. – 2008. – No.11. – access mode:

<https://cyberleninka.ru/article/v/kombinirovannyi-metod-prognozirovaniya-dohodnosti-innovatsionnoy-deyatelnosti-predpriyatiy>.

9. Vorontsov, K.V. Lectures on supporting vector method / K.V. Vorontsov. – 2007. – access mode: <http://www.ccas.ru/voron/download/SVM.pdf>.

10. Al Zihery Balasim Mohamed. Accuracy increase in short-term prediction of electric load of regional consumers taking into account meteo-factors based on supporting vector methods: *Thesis for Can. Eng. degree*: 05.14.02 / Al Zihery Balasim Mohamed. – Novocherkassk, 2015. – pp. 181.

11. Iberla, K. *Factor Analysis* / K. Iberla: transl. from German of V.M. Ivanova. – М.: Statistics, 1980. – pp. 398.

Статья поступила в редколлегию 28.03.18.

Рецензент: д.т.н., профессор «КубГТУ»

Дьяченко Р.А.

Сведения об авторах:

Дубенко Юрий Владимирович, к.т.н., зам. директора Института компьютерных систем и информационной безопасности, доцент кафедры информатики и вычислительной техники Кубанского государственного технологического университета, тел. 8-918-475-49-50, e-mail: scorpioncool1@yandex.ru.

Дышкант Евгений Евгеньевич, ст. преподаватель кафедры внутризаводского электрооборудования и автоматизации Армавирского механико-технологического института (филиала) Кубанского государственного технологического университета, тел.: 8-918-287-16-29, e-mail: ed0802@yandex.ru.

Dubenko Yury Vladimirovich, Can. Eng., Assistant Prof. of the Dep. of Informatics and Computer Engineering and Information Safety, Deputy Director of Kuban State Technological University, e-mail: scorpioncool1@yandex.ru.

Dyshkant Evgeny Evgenievich, Senior Lecturer of the Dep. of Inner-company Electrical Equipment and Automation of Armavir Mechanical Technological Institute (Branch) of Kuban State Technological University, e-mail: ed0802@yandex.ru.