

Интеллектуальные алгоритмы идентификации состояния энергообъектов

Н.Н. Бахтадзе, В.А. Лотоцкий, Е.М. Максимов, Н.Е. Максимова

Аннотация. Представлен разработанный авторами метод оценки динамики участия энергообъектов в общем первичном регулировании частоты (ОПРЧ) в случае нештатных ситуаций на основе анализа временных рядов частоты и мощности. Обсуждается разработка алгоритма идентификации процесса генерации электроэнергии, основанная на использовании нечетких виртуальных моделей, архива технологических данных и баз знаний. При разработке алгоритмов идентификации используется процедура ассоциативного поиска.

Ключевые слова: идентификация технологического процесса, база знаний, модели на основе ассоциативного поиска, виртуальные анализаторы.

Модели оценивания состояния энергообъекта целесообразно использовать при решении задач, связанных с краткосрочным планированием режимов и оперативным управлением энергосистемой. Кроме того, оценивание состояния часто является составной частью систем, функционирующих в автоматическом режиме, таких как: советчик диспетчера, централизованная система противоаварийной автоматики и т.д.

Оперативное управление на базе настраиваемой в режиме реального времени идентификационной модели энергообъекта предоставляет возможность:

- оптимизировать потери передачи реактивной мощности;
- оптимизировать состав и количество работающего оборудования;
- регулировать напряжение, не допуская его снижения и колебания, тем самым, добиваясь высокого КПД многих видов электрических машин и устройств;
- оптимизировать затраты на ремонт;
- диагностировать состояние оборудования, предупреждая возникновение аварийных ситуаций.

Для идентификации сложных нелинейных динамических объектов, таких как энергообъекты и энергосистемы, в [1] был предложен алгоритм идентификации нового поколения. Алгоритм не строит единственную аппроксимирующую модель реального процесса для всего диапазона наблюдения – он создает новую модель на каждом шаге, используя данные технологического архива и экспертные знания из базы знаний. Алгоритм отбора данных, formalизованный посредством некоторого предиката, получил название алгоритма *ассоциативного поиска (АП)*.

Современные системы управления режимами энергообъектов характеризуются использованием технологических знаний. Из этого вытекает целесообразность разработки алгоритмов идентификации состояния энергообъектов с использованием нечетких идентификационных моделей.

На основе построения динамической модели идентификации состояния энергообъектов авторами была разработана технология оценки динамики участия генерирующих объектов глобальной энергосистемы в нормированном

первичном регулировании частоты в случае нештатных ситуаций на основе исследования временных рядов частоты и мощности. С использованием этой технологии был разработан программный анализатор динамики участия объектов генерации глобальной энергосистемы в нормированном первичном регулировании частоты в случае нештатных ситуаций по временным рядам частоты и мощности.

В результате анализа функциональных возможностей разработанного виртуального анализатора авторами были предложены методы синтеза программных приложений, осуществляющих поддержку принятия решений диспетчером. Осуществлена разработка алгоритмов идентификации состояния энергообъектов на основе нечетких алгоритмов ассоциативного поиска с использованием технологических знаний.

1. Модели ассоциативного поиска энергообъектов

При оперативном управлении электроэнергетическими системами эффективность принятия решения можно значительно повысить, если для лица, принимающего решение, будет разработана система поддержки принятия решения.

Для решения задачи динамической оценки состояния эксплуатационного оборудования информация в системе поддержки принятия решений может быть представлена в виде интегрированных показателей, отображающих состояние оборудования в целом как отдельных систем, описываемых совокупностью характеристик на выходе и входе. Перечень основных штатных ситуаций, возникающих при управлении энергообъектами, обычно известен [2]. Применение аппарата нечетких множеств с использованием экспертных знаний предоставляет возможность разрабатывать эффективные методы оценки состояния эксплуатационного оборудования.

При решении задачи анализа участия отдельных энергообъектов в ОПРЧ [3] технология обработки архивной технологической информации позволяет, помимо констатации факта участия отдельных генерирующих объектов в нормированном первичном регулировании частоты, определить коэффициенты, ха-

рактеризующие степень участия объектов в этом регулировании. Для решения этой задачи построена идентификационная модель, характеризующая динамику участия отдельных объектов в ОПРЧ. Результатом работы алгоритмов является ряд объектов генерации, отранжированный по вероятности нарушения ими требований к генерирующему оборудованию при участии в ОПРЧ. Были определены индикаторы (коэффициенты) влияния отдельных генерирующих объектов на ОПРЧ, что способствует повышению качества вторичного регулирования частоты.

При построении идентификационной модели для перечисленных задач учитывается, что исследуемый объект является существенно нелинейным. Поэтому представилось целесообразным использовать при разработке программного анализатора *модели ассоциативного поиска* [3]. Вначале формируется структура модели оценки участия отдельных генерирующих объектов в ОПРЧ по характеристикам штатной работы энергосистемы. На основе статистической обработки данных осуществляется выявление достоверных интервалов для полученных оценок.

Для построения и самонастройки прогнозирующей модели энергообъекта в режиме реального времени используется алгоритм идентификации на основе построения *виртуальных моделей*.

Особенностью данного метода по сравнению со всеми известными методами является то, что **вместо аппроксимации реального процесса во времени задается некоторое правило, в соответствии с которым формируется динамика структуры модели**. Таким образом, в каждый момент времени строится линейная динамическая модель:

$$y_N = \sum_{i=1}^m a_i y_{N-i} + \sum_{j=1}^n \sum_{s=1}^S b_{js} x_{N-j,s}, \quad (1)$$

где y_N - прогноз выхода объекта на момент времени N . В качестве выхода рассматривается частота. Компонентами вектора входов являются мощности энергообъектов в соответствующие моменты времени. В следующий момент времени в этой модели будут фигурировать совершенно другие динамические ком-

поненты, т.е. $x_{N-j,s}$ с другими номерами j . Поэтому сама модель является принципиально нелинейной.

Выбирать структурообразующие компоненты в каждый момент времени модели можно различными способами. Простейший из них – построить матрицу из компонент входных векторов и последовательно выбирать для модели:

1. вектор с наибольшей абсолютной величиной первой компоненты;
2. вектор с наибольшей абсолютной величиной второй компоненты;
3. и так далее отбираем n векторов.

Выбрав n векторов, являющихся n первыми столбцами такой матрицы, для получения прогноза (значения частоты) в следующий момент времени применяем метод наименьших квадратов.

Такой способ отбора векторов имеет ряд существенных недостатков. Во-первых, для разрешимости системы уравнений может понадобиться достаточно большое количество векторов, и приведенный метод их отбора может существенно занизить быстродействие алгоритма.

Во-вторых, приведенная последовательность выбора, приводящая к приоритетному ранжированию входных векторов по величине модуля сначала первой компоненты, потом второй и т. д. ничем не обоснована и может привести к существенной смещенности, а следовательно, искажению оценок.

Быстродействие алгоритма можно повысить за счет отбора входных векторов из архива для построения прогнозирующей модели в каждый момент времени по определенному правилу. Правило это в общем случае задается с помощью предикативной функции. Формирование этой функции происходит на основе рекомендаций экспертов.

На первом этапе настоящей работы в качестве такой функции была выбрана процедура проверки принадлежности суммы модулей компонент «выбираемого для модели» вектора входов

$$\sum_{s=1}^S |x_{N-j,s}| \quad (2)$$

где x_N - вектор входных воздействий (мощности отдельных генерирующих объектов), S - размерность вектора входов некоторой области,

которую можно описать следующим соотношением:

$$d_{N,N-j} \leq d_N + \sum_{s=1}^S |x_{N-j,s}| \leq D_N, \quad (3)$$

где $\sum_{s=1}^S |x_{Ns}| = d_N$.

для текущего вектора входов x_N , а значение верхнего порога D_N назначается экспертом.

На первом этапе это значение выбиралось из условия $D_N \geq 2d_N^{\max} = 2 \max_j \sum_{s=1}^S |x_{Ns}|$

Таким образом, процедура формирования модели состояла в следующем.

1 шаг. Для вновь поступившего текущего входного вектора x_N задаем область векторов входов (из архива), допустимо близких (по критерию минимума расстояния (нормы в \mathbb{R}^S) между точками S -мерного пространства:

$$d_{N,N-j} = \sum_{s=1}^S |x_{Ns} - x_{N-j,s}|, \quad \forall j = 1, \dots, n,$$

к исследуемому текущему вектору входов. Для этого назначаем D_N (либо эксперт определяет непосредственно числовые значения, либо разработчики руководствуются самыми простыми соображениями, что мы и сделали на первом этапе, применив соотношение (4)).

2 шаг. Начинаем выбирать входные векторы из архива. Всего их нужно отобрать столько, чтобы соответствующая система линейных уравнений, необходимая для получения прогноза по методу наименьших квадратов, оказалась разрешимой. Для отбора проверяем, принадлежит ли данный вектор обозначенной области «близости к текущему входному вектору» или нет.

Таким образом, динамический алгоритм состоит в построении в каждый момент времени аппроксимирующей гиперповерхности пространства входных векторов и соответствующих им одномерных выходов.

3 шаг. На основе метода наименьших квадратов (МНК) определяется значение выхода в следующий момент времени. В соответствии с классической теоремой, получаемые таким образом оценки параметров в любой момент времени являются наилучшими в смысле средне-

квадратической ошибки. При этом каждая точка глобальной нелинейной поверхности регрессии получается в результате использования линейных «локальных» моделей.

Полученные результаты по исследованию «близости» входных векторов из архива текущему входному вектору в момент времени N одновременно с решением задачи прогноза сформировали наборы векторов, которые в дальнейшем используются как результаты «обучения». А именно: теперь для формирования «близкого окружения» для каждого нового вектора входов могут быть использованы уже готовые наборы архивных заготовок, что существенно увеличивает быстродействие алгоритма. Эти наборы в терминах процедуры ассоциативного поиска являются ассоциациями. Область ассоциативного поиска для двумерного случая показана на рисунке.

2. Интерпретация алгоритма на базе виртуальных моделей как процедуры ассоциативного поиска

Вопрос быстродействия алгоритма на базе виртуальных моделей является весьма существенным для прогнозирования параметров. Для решения этого вопроса применим подход, основанный на использовании модели ассоциативного мышления для прогнозирования.

Рассмотрим, например, следующий подход для построения процедуры ассоциативного поиска.

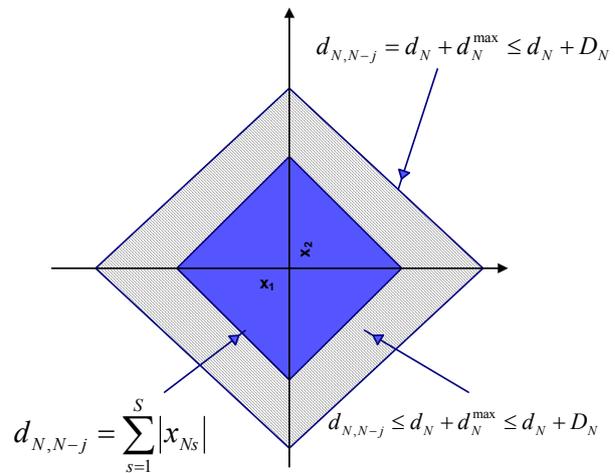
Пусть множества значений параметров (значений мощностей агрегатов в различные фиксированные моменты времени, которые являются компонентами вектора входов), а также значения выходов системы в предыдущие моменты времени вместе составляют **множество признаков**:

$$K = \{x_{t,s}, y_t\}, \quad t = 1, \dots, N, \quad s = 1, \dots, S. \quad (5)$$

Общее количество признаков равно

$$N^p = N \cdot (S + 1). \quad (6)$$

Множество входных векторов, с помощью которых были построены аппроксимирующие гиперповерхности (включая текущий вектор),



Область ассоциативного поиска: двумерный случай

и соответствующих им выходов назовем **множеством комбинаций значений признаков** на множестве K :

$$P = \{\bar{x}_N, \bar{x}_{N-j}, y_{N-j}\}, \quad 0 \leq j \leq N, \quad (7)$$

описывающих конкретные *образы*, с которыми сталкивается при своем функционировании интеллектуальная система.

Обозначим образ, инициирующий ассоциативный поиск, через P и, соответственно, образ-результат ассоциативного поиска - через R . В процессе ассоциативного вспоминания используются образы, описываемые признаками. Пару образов (P, R) назовем ассоциацией A или $A(P, R)$. Множество всех ассоциаций на множестве образов составляет *память* или *базу знаний* интеллектуальной системы.

В нашем случае в качестве начального образа ассоциативного поиска P^a будем рассматривать текущий вектор входов x_N . Конечным образом ассоциативного поиска R^a будет являться аппроксимирующая гиперповерхность, построенная с помощью описанного выше алгоритма. Алгоритм поиска реализует процесс восстановления R^a по P^a (т.е. процесс ассоциативного поиска) и может быть описан предикатом

$\Xi (P^a, R^a, T^a)$ где $P_i^a \subseteq P$ и $R_i^a \subseteq R$, T^a - время ассоциативного поиска.

Ассоциативный поиск, принимающий значение $TRUE$, называется успешным, а принимающий значение $FALSE$ - неудачным. Каждой ассоциации $A=A(P, R)$ в общем случае соответствует множество успешных ассоциативных

поисков $\Omega = \{\Xi_i(P_i^a, R_i^a, T^a)\}$. Ассоциативный поиск $\Xi(P^a, R^a, T^a)$, использующий только одну ассоциацию, содержащуюся в памяти интеллектуальной системы, является элементарным ассоциативным поиском.

Формирование множества успешных ассоциативных поисков зависит от особенностей конкретной реализации ассоциативной памяти (а именно, сопоставления начального образа ассоциативного поиска P_i^a с образом P).

Для алгоритма, представленного в 1-м разделе, предикат $\Xi(P^a, R^a, T^a)$ является высказывательной функцией, утверждающей истинность либо ложность принадлежности текущего входного вектора области в пространстве входов:

$$d_N \leq d_{N, N-j} \leq d_N + D_N. \quad (8)$$

3. Обоснование актуальности разработки нечетких алгоритмов идентификации состояния энергообъектов

Параметры режима работы энергообъекта, отображающие эксплуатационное состояние оборудования, имеют различную размерность и различный диапазон изменения [2]. При построении идентификационной модели оценки эксплуатационного состояния оборудования и формировании на ее основе управляющего воздействия в случае отклонения от нормы каких-либо параметров может быть использовано представление контролируемых параметров энергообъекта в виде нечетких переменных.

Использование нечетких переменных дает возможность приведения к единым (относительным) единицам измерения всех параметров, имеющих различный физический смысл и различные единицы измерения: температурные параметры, вибрационные параметры, давления, токи, напряжения, параметры уровней, геометрические параметры (температурные расширения) и т.п.

Кроме того, целесообразность использования нечетких моделей обусловлена следующими причинами.

Во-первых, доказано, что нечеткие модели являются универсальными аппроксиматорами, т.е. они могут аппроксимировать любую вещественную функцию с любой наперед заданной

точностью при подходящем выборе числа и формы функций принадлежности нечетких множеств, используемых в модели.

Во-вторых, построение нечетких моделей эффективно в случае, когда описание функционирования системы плохо формализуемо и когда имеются лишь качественные представления о зависимости между параметрами системы.

В-третьих, нечеткие модели удобно использовать при обработке лингвистически сформулированных экспертных знаний.

4. Применение нечеткой модели Такаги-Сугено (TS-модели) для идентификации состояния энергообъекта

Нечеткие системы основаны на правилах продукционного типа, в которых в качестве посылки и заключения в правиле используются лингвистические переменные.

Определим нечеткую модель [5] как систему с $n+m$ входными переменными $\mathbf{X} = \{X_1, X_2, \dots, X_{n+m}\}$, определенными на входной области рассуждений $DX = DX_1 \times DX_2 \times \dots \times DX_n$, и одной выходной переменной Y , определенной на выходной области рассуждений DY . Четкие значения, которые принимает входная переменная X_i , обозначаются как x_i , а для выходной переменной Y – как y .

Нечеткая область определения i -ой входной переменной X_i обозначена как $LX_i = \{LX_{i,1}, \dots, LX_{i,l_i}\}$, где l_i — количество лингвистических термов, на которых определена входная переменная, $LX_{i,k}$ задает имя k -го лингвистического терма. Аналогично, $LY = \{LY_1, \dots, LY_{l_y}\}$ – нечеткая область определения выходной переменной, l_y – число нечетких значений, LY_j — имя выходного лингвистического терма. Нечеткое j -ое правило в модели типа Такаги-Сугено [3] имеет вид

$$R_j : LX_{1,j_1} \text{ AND } \dots \text{ AND } LX_{n+m,j_{n+m}} \rightarrow \\ \rightarrow r_{0j} + r_{1j}x_1 + r_{2j}x_2 + \dots + r_{(n+m)j}x_{n+m},$$

т.е. нечеткая система осуществляет отображение $L : \mathfrak{R}^{n+m} \rightarrow \mathfrak{R}$.

Степень принадлежности четкой переменной x_i нечеткому понятию LX_{ij} определяются функциями принадлежности $\mu_{LX_{ij}}(x_i)$.

Однако при всей очевидной выигрешности использования нечетких методов, их применение существенно снижает быстродействие алгоритмов [4], в то время как для прогнозирования производственной ситуации быстродействие является одним из определяющих успешности факторов. Этот аргумент сделал очевидной необходимость разработки алгоритмов, сочетающих в себе все преимущества нечеткого подхода и алгоритмов ассоциативного поиска.

Пусть процедура ассоциативного поиска [5,6] определяется предикатом Ω , интерпретирующим ограничения на входные переменные (задаваемые, например, технологическим регламентом) в виде нечеткой конъюнкции входных переменных.

$$\Omega = \{ (X_1 : x_1 \subset A_1) \wedge (X_2 : x_2 \subset A_2) \dots (X_n : x_n \subset A_n) \}$$

для всех X_1, X_2, \dots, X_n из $DX = DX_1 \times DX_2 \times \dots \times DX_n$.

Тогда автоматически будут отбрасываться производственные правила, в которых нечеткие переменные принимают такие значения, что Ω принимает значение FALSE. Таким образом можно резко уменьшить количество используемых производственных правил в нечеткой модели.

За счет применения метода ассоциативного поиска в TS-модели отбирались существенные производственные правила и отбрасывались «несущественные». Отбор из общего (зачастую, очень большого) количества производственных правил лишь некоторых посредством процеду-

ры ассоциативного поиска способствовал существенному увеличению быстродействия нечетких алгоритмов.

Экспертные знания используются также при определении зон ухудшения эксплуатационного состояния по рассматриваемому параметру.

Литература

1. Бахтадзе Н.Н. Лотоцкий В.А., Чадеев В.М., Максимов Е.А. Нелинейный динамический прогнозатор. Результаты экспериментальной проверки на линии «Аммофос-2» ОАО // Тезисы докладов Междунар. конференции «Идентификация систем и задачи управления (SICPRO'04)». С.49.
2. Секретарев Ю. А. Ситуационное управление энергетическими объектами и процессами электроэнергетической системы / Новосибирск, НГТУ, 2007 - 308 с.
3. Bakhtadze N., Lototsky V., Maximov E., Pavlov B. Associative Search Models in Industrial systems // Preprints of IFAC Workshop of Intelligent Manufacturing Systems, Alicante: University of Alicante, 2007. P. 156-161.
4. Takagi T., Sugeno M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control // IEEE Trans. Systems Man Cybernetics. 1985. Vol. No 26. No.1, P. 116-132.
5. Chuang C.C., Su S.F., Chen S.S. Robust TSK fuzzy modeling for function approximation with outliers // IEEE Transactions on Fuzzy Systems. 2001. Vol. No 9, P. 810-821.
6. Natalia N. Bakhtadze, Igor B. Yadikin, Vladimir V. Kulba, Vladimir A. Lototsky, Evgeny M. Maximov. INTELLIGENT CONTROL OF POWER GENERATION STATES /Pr. of 9th IFAC Workshop on Intelligent Manufacturing Systems, Szczecin, Poland, 2008. P.24-32 (Plenary).
7. Bachtadze N., Lototsky V., Maximov E., Pavlov B. (2009). "Associative Search Models in Power Grids". Pr. of 13th IFAC Symposium on INFORMATION CONTROL PROBLEMS IN MANUFACTURING (INCOM'09), Moscow, Russia.

Бахтадзе Наталья Николаевна. Заведующая лабораторией Института проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН. Окончила Московский институт электронного машиностроения в 1979 году. Доктор технических наук. Автор 87 печатных работ и 2-х монографий. Область научных интересов: теория и практика идентификации систем и адаптивное управление. E-mail: bahfone@ipu.rssi.ru

Лотоцкий Владимир Алексеевич. Главный научный сотрудник Института проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН. Окончил Московский физико-технический институт в 1967 году. Доктор технических наук, профессор. Автор 203 печатных работ и 3-х монографий. Область научных интересов: теория массового обслуживания, теория надежности, управление запасами, адаптивное управление. E-mail: lotfone@ipu.rssi.ru

Максимов Евгений Михайлович. Старший научный сотрудник Института проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН. Окончил Московский институт электронного машиностроения в 1973 году. Автор 72 печатных работ. Область научных интересов: теория и практика идентификации систем и адаптивное управление. E-mail: maxfone@ipu.rssi.ru

Максимова Наталья Евгеньевна. Старший инженер Института проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН. Окончила Московский институт электронного машиностроения в 2006 году. Автор 5 печатных работ. Область научных интересов: теория и практика идентификации систем, адаптивное управление. E-mail: maxfone@ipu.rssi.ru