УДК 004.021

МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ МУЛЬТИФАКТОРНОГО НЕЧЕТКОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОТЕРЬ ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ОПТИМИЗАЦИОННЫХ АЛГОРИТМОВ GA, PSO, ACO

Ю.В. ДУБЕНКО, Е.Е. ДЫШКАНТ, А.С. РУЧКИН

Армавирский механико-технологический институт
352905,Российская Федерация, г. Армавир, ул. Кирова 127.
электронная почта: ed0802@yandex.ru

Потери электроэнергии являются весьма сложным процессом, зависящим от большого количества факторов, среди которых можно отметить отпуск электроэнергии в сеть, протяженность сети, количество распределительных линий, количество трансформаторных подстанций, установленная мощность трансформаторов, температура воздуха, характер погоды, уровень влажности и т.д. Стохастический характер зависимостей и использование нечетких понятий при описании ряда факторов усложняет задачу их математического представления без использования специальных методик, таких как аппарат нечеткой логики. При получении ретроспективных данных о величине потерь, а также влияющих на нее факторов, может иметь место неполнота данных для различных периодов времени. Все эти аспекты заметно усложняют задачу прогнозирования данной величины. В последнее время все большую популярность набирают методики прогнозирования временных рядов, связанные с их интеллектуальным анализом, к которым можно отнести прогнозирование нечетких временных рядов. Этот метод обладает рядом неоспоримых преимуществ, в частности простота и гибкость, возможность анализа временного ряда, позволяющая точно определить имеющие место закономерности и тенденции (что затруднительно при использовании иных методов), применимость для прогнозирования процессов, подверженных влиянию случайных величин, широкие возможности для корректировки и настройки модели и т.д. В данной статье проводится анализ существующих моделей прогнозирования нечетких временных рядов, на основании которого делаются предложения об их совершенствовании и адаптации для прогнозирования потерь электроэнергии. Приводится новая модель многофакторного прогнозирования нечетких временных рядов потерь электроэнергии, использующая оптимизационные алгоритмы GA, PSO, ACO.

Ключевые слова: потери электроэнергии, нечеткий временной ряд, модель, прогнозирование.

Модель прогнозирования нечетких временных рядов впервые была предложена в начале 90-х годов в [1]. Ниже рассмотрим каноническое описание данной модели, приводимое в [1].

1. Разбиение универсума на несколько равных интервалов. Определяется универсум $U = [D_{min} - D_1, D_{max} - D_2]$, где D_{min} и D_{max} – минимальный и максимальный элемент в исходной выборке данных. Далее универсум делится на n интервалов равной длины - $u_1, u_2, \dots, u_m$.

2. Определение нечетких множеств на универсуме. Пусть $Z_1, Z_2, \dots, Z_m$ – нечеткие множества, которые содержат значения лингвистической переменной, определенные на универсуме, как

$$Z_1 = \frac{z_{11}}{u_1} + \frac{z_{12}}{u_2} + \dots + \frac{z_{1m}}{u_m}, \quad (1)$$

$$Z_2 = \frac{z_{21}}{u_1} + \frac{z_{22}}{u_2} + \dots + \frac{z_{2m}}{u_m}, \quad (2)$$

…

$$Z_n = \frac{z_{n1}}{u_1} + \frac{z_{n2}}{u_2} + \dots + \frac{z_{nm}}{u_m}, \quad (3)$$

где $z_{ij} \in [0,1], 1 \le i \le n,$ и $1 \le j \le m$. Переменная z_{ij} представляет собой значение функции принадлежности интервала u_j нечеткому множеству Z_i.

3. Фаззификация (определение степени принадлежности исходных данных каждому из соответствующих нечетких множеств [2]) исходной выборки данных. Каждое значение исходной выборки данных фаззифицируется в соответствии с наибольшим значением его функции принадлежности. Если наибольшая степень принадлежности некоторого элемента исходной выборки данных, например $F(t-1)$, достигается на нечетком множестве Z_k, то $F(t-1)$ в фаззифицированном виде – это Z_k.

4. Выявление нечетких отношений. Отношения определяются из фаззифицированных значений исходной выборки данных. Если значение временного ряда $F(t-1)$ фаззифицированно как Z_k и $F(t)$ как Z_m, то Z_k связана с Z_m. Это отношение обозначается как $Z_k \to Z_m$, где Z_k – текущее состояние, а Z_m – следующее.

5. Установление групп нечетких отношений. Если нечеткое множество Z_k связано с нечеткими множествами $Z_{m1} \dots Z_{mn}$, т.е. более чем с одним, правые части отношений $Z_k \to Z_{m1}, \dots, Z_k \to Z_{mn}$ объединяются:

$$Group\ k: Z_k \to Z_{m1}, \dots, Z_{mn}, \quad (4)$$

Здесь необходимо сделать уточнение, что порядок нечеткого отношения зависит от количества элементов, расположенных в его левой части. Например, нечеткое отношение, приводимое в формуле (4) имеет первый порядок.

6. Дефаззификация спрогнозированного результата. Прогнозируемый результат $F(t)$ получается путем анализа групп нечетких отношений, соответствующих фаззифицированному значению $F(t-1)$, равному, допустим, Z_j. Дефаззифицированное значение находится в соответствии с набором эвристических правил и представляет собой среднее арифметическое середин интервалов, на которых определены нечеткие множества, лежащие в правой части группы нечетких отношений $Group\ k$, соответствующей Z_j.

Идеи, предложенные в [1], в дальнейшем получили свое развитие в большом количестве трудов. Существующие модели прогнозирования нечетких временных рядов можно классифицировать по количеству используемых при прогнозировании факторов (однофакторные, многофакторные), по факту применения специальных методов для оптимизации определенных параметров нечеткого временного ряда (для примера, в работе [3] производится оптимизация границ интервалов разбиения универсума с помощью генетических алгоритмов), по виду исходных данных для прогнозирования (значения элементов исходного временного ряда [3], их приращения [4]), по порядку элементов левой части нечетких отношений (1,2,…, k-ый порядок), по виду нечеткого временного ряда (использующие дискретные нечеткие множества первого типа [5], использующие интервальные дискретные нечеткие множества второго типа [5], использующие несимметричные трапециевидные нечеткие числа и т. д.), по длине интервалов разбиения универсума (интервалы равной длины [1], интервалы различной длины [3]).

Рассматривая существующие модели, в т. ч. исходя из их применимости к прогнозированию потерь электроэнергии, можно выделить их следующие недостатки:

– неприспособленность к прогнозированию сезонных временных рядов (к которым относятся и потери электроэнергии);

– представление дефаззифицированного значения результата прогнозирования как некоторой усредненной величины, вычисляемой на основе значений середин интервалов, на которых определены нечеткие множества, расположенные в правой части группы нечетких отношений (может повлечь в ряде случаев серьезное уменьшение точности прогнозирования);

– генетические алгоритмы, используемые для оптимизации ряда параметров модели, требуют выполнения большого количества вычислений и временных затрат;

– применение методов оптимизации не ко всем параметрам модели;

– строгое отнесение элементов исходной выборки, расположенных вблизи границ интервалов, к конкретному нечеткому множеству.

С учетом описанные ранее аспектов, нами была разработана многофакторная модель прогнозирования сезонных нечетких временных рядов. Разработанная модель адаптирована для прогнозирования потерь электроэнергии, но может быть применена и для других величин, имеющих сезонную обусловленность. Ее особенностью является разложение временного ряда (ВР) на трендовую и сезонную составляющие, и получение прогноза для каждой из них по-отдельности. Для трендовой составляющей производится фаззификация приращений элементов соответствующего временного ряда, для сезонной – их исходных значений. Т.к. ВР трендовой составляющей является достаточно простым, для его прогнозирования применяются более примитивные методы. Для формирования нечетких временных рядов трендовой составляющей применяются дискретные нечеткие множества [1], сезонной – несимметричные трапециевидные нечеткие множества с размытыми границами. Что касается формата нечетких отношений, то при повышении их порядка увеличивается вероятность появления отношений типа $Z_l \to 0$, в связи с этим, в нашей модели применяются нечеткие отношения только первого и второго порядка. Конечный результат определяется путем оценки полученных нечетких множеств по ряду критериев и отсева маловероятных.

Ниже рассмотрим разработанную модель прогнозирования потерь электроэнергии более подробно.

Модель прогнозирования потерь электроэнергии. Разложение ВР на трендовую и сезонную составляющие

Разложение исходного временного ряда потерь электроэнергии, а также вторичных факторов на трендовую и сезонную составляющие производится методом скользящей средней. Для потерь электроэнергии полученные ряды обозначим как ΔW_T (трендовая составляющая), ΔW_S (сезонная составляющая).

Модель прогнозирования потерь электроэнергии. Прогнозирование нечеткого ВР трендовой составляющей

Данный этап выполняется как для ВР потерь электроэнергий, так и для ВР вторичных факторов. Для каждого $i+1$ элемента временных рядов трендовой составляющей потерь электроэнергии определим их приращение. Из полученных приращений Δ_j составим временной ряд $\Delta W_{\Delta T}$, из элементов которого определим универсум $U_{\Delta T} = [\Delta_{min} - \Delta_1, \Delta_{max} + \Delta_2]$. Далее разделим универсум U_Δ на n интервалов $u_1, u_2, \dots, u_n$. Размер n должен соответствовать следующему условию: $\frac{l}{4} < n < l$, где l - количество элементов временного ряда Δ. Разобьем универсум U_Δ на n интервалов равной длины с границами, равными x_i, где $i = 1, \dots, n-1$, $x_0 = \Delta_{min} - \Delta_1$ и $x_n = \Delta_{max} + \Delta_2$. Для корректировки интервальных границ x_i применим частотный метод, описанный в [6], заключающийся в разбиении интервалов, содержащих наибольшее количество элементов ВР.

На полученных интервалах по формулам (1), (2), (3) определим нечеткие множества $Z_{\Delta T,1}, Z_{\Delta T,2}, \dots, Z_{\Delta T,N}$. По формуле (4) для полученных нечетких множеств определим группы нечетких отношений первого и второго порядков.

Для вторичных факторов в правые части групп нечетких отношений будут включаться элементы нечеткого временного ряда потерь электроэнергии, определяемые по следующей формуле:

$$Z_{SF_k,i}(t) \rightarrow Z_{\Delta W,j}(t+1), \tag{5}$$

где $Z_{SF_k,i}(t)$ – элемент нечеткого временного ряда вторичного фактора SF_k, $Z_{\Delta W,j}(t+1)$ – элемент нечеткого временного ряда потерь электроэнергии.

Результат выполнения данного этапа $Z_{\Delta T}(t+1)$ определяется совокупностью нечетких множеств, расположенных в правых частях групп нечетких отношений, левые части которых содержат $Z_{\Delta T}(t)$ (для отношений первого порядка), а также $Z_{\Delta T}(t-1), Z_{\Delta T}(t)$ (для отношений второго порядка).

Модель прогнозирования потерь электроэнергии. Прогнозирование нечеткого ВР сезонной составляющей

Как и предыдущий, данный этап выполняется как для ВР потерь электроэнергии, так и для ВР вторичных факторов.

1. Из элементов полученного временного ряда ΔW_S, содержащего показатели оценки сезонной составляющей, определим универсум $U_S = [\Delta W_{S\,min} - \Delta W_{S\,1}, \Delta W_{S\,max} + \Delta W_{S\,2}]$.

2. Произведем с помощью метода золотого сечения оптимизацию величины n. Основным критерием степени оптимальности величины n, будет является величина ошибки прогнозирования. Для рассматриваемой модели будем использовать $MAPE$ (mean absolute percentage error) [7], которая определяется по формуле:

$$MAPE = \frac{1}{N} * \frac{\sum_{i=1}^{N}(ForecastedValue_i - ActualValue_i)}{ActualValue_i} * 100\%, \tag{6}$$

где $ForecastedValue_i$ – спрогнозированное значение, $ActualValue_i$ – исходное значение прогнозируемой величины. Первоначальные границы отрезка $[a, b]$, на котором будет осуществляться поиск оптимального значения, будут определяться следующим образом: $a = \frac{l}{4}$, $b = l$, где l – количество элементов ВР.

3. Оптимизация границ интервалов с помощью генетических алгоритмов (за образец был взят алгоритм, предложенный в [3]).

а) В качестве генов хромосомы используются границы интервалов x_i, где $i = 0, \dots, n$. Генерируется H хромосом, гены инициализируются случайными числами.

б) Для каждой хромосомы на интервалах универсума определяются трапециевидные нечеткие множества с размытыми границами:

$$Z_{S,1} = [x_0, x_0 + \frac{\Delta u_1}{10}, x_1 - \frac{\Delta u_1}{10}, x_1 + \frac{\Delta u_2}{10}], \quad (7)$$

$$Z_{S,2} = [x_1 - \frac{\Delta u_1}{10}, x_1 + \frac{\Delta u_2}{10}, x_2 - \frac{\Delta u_2}{10}, x_2 + \frac{\Delta u_3}{10}], \quad (8)$$

…

$$Z_{S,m-1} = \left[x_{m-2} - \frac{\Delta u_{m-2}}{10}, x_{m-2} + \frac{\Delta u_{m-1}}{10}, x_{m-1} - \frac{\Delta u_{m-1}}{10}, x_{m-1} + \frac{\Delta u_m}{10}\right], \quad (9)$$

$$Z_{S,m} = \left[x_{m-1} - \frac{\Delta u_{m-1}}{10}, x_{m-1} + \frac{\Delta u_{m-1}}{10}, x_m - \frac{\Delta u_m}{10}, x_m\right], \quad (10)$$

где $\Delta u_1, \Delta u_2, \dots, \Delta u_n$ – длины соответствующих интервалов.

При фаззификации временного ряда ΛW_S числа, принадлежащие двум нечетким множествам $Z_{S,i}$ и $Z_{S,i+1}$, будут обозначаться как $\{Z_{S,i}, Z_{S,i+1}\}$. Для каждого нечеткого множества ВР введем маркер M, обозначающий номер месяца. Затем, учитывая наличие введенного маркера, определим группы нечетких отношений первого и второго порядка. Для вторичных факторов группы отношений формируются аналогично формуле (5).

Для дефаззификации результата прогнозирования, применим метод центроида [8]. Затем вычисляется значение функции приспособленности – ошибки $MAPE$.

в) Случайным образом выбираем две хромосомы для выполнения скрещивания. При выполнении данной операции случайным образом выбирается одна точка скрещивания (от 1 до n-1). После операции скрещивания H хромосом сортируются в порядке возрастания.

г) Для выполнения операции мутации случайным образом из популяции выбирается хромосома, а затем один из ее генов. Значение частоты мутации устанавливается произвольно. Если для выбранного гена сгенерированное случайное число меньше или равно значению частоты мутации, то этот ген мутирует. При этом случайным образом выбирается значение одного из соседних генов.

д) Формируется новое поколение, для чего из популяции выбирается $H-h$ наиболее приспособленных хромосом, а затем к ним добавляются h случайно сгенерированных хромосом. Далее повторно выполняются пункты в-г, пока не будет достигнуто условие останова – количество итераций, задаваемых произвольно, либо достижение определенной точности результата.

4. Оптимизация границ интервалов с помощью алгоритма роя частиц (PSO). За координаты частицы примем границы интервалов разбиения универсума $x_0, x_1, \dots, x_n$. Начальные координаты векторов скорости частиц примем равными нулю.

а) Случайным образом сгенерируем N частиц.

б) Рассчитаем для каждой частицы целевую функцию, в качестве которой выбирается показатель ошибки $MAPE$. Для этого по аналогии с пунктом б предыдущего шага определим несимметричные нечеткие множества, произведем фаззификацию ВР, выполним формирование групп нечетких отношений, прогнозирование и дефаззификацию конечного результата.

в) Частица с наименьшим показателем целевой функции (величина ошибки) признается центром тяжести.

г) Обновляем координаты частиц, а также значения их скорости по следующим формулам [9]:

$$v(t+1) = \left(w * v(t)\right) + \left(c_1 * r_1 * \left(p(t) - x(t)\right)\right) + \left(c_2 * r_2 * \left(g(t) - x(t)\right)\right), \quad (11)$$

где $v(t+1)$ – скорость частицы в момент времени $t+1$, w – весовая доля инерции (константа), $v(t)$ – текущая скорость в момент времени t, c_1 – когнитивная весовая доля (константа), r_1 – случайная переменная в диапазоне [0,1], векторная величина $p(t)$ – лучшая позиция этой частицы, найденная на данный момент, $x(t)$ – текущая позиция частицы, c_2 – социальная весовая доля (константа), r_2 – случайная переменная в диапазоне [0,1], векторная величина $g(t)$ – лучшая известная позиция, достигнутая на данный момент любой из частиц в рое.

$$x(t+1) - x(t) + v(t+1) \tag{12}$$

д) Повторяем пункты б, в, г, пока не выполнится условие останова. Центр тяжести, выявленный на последней итерации, объявляется оптимальным решением.

5. Оптимизация границ интервалов с помощью «муравьиного алгоритма» (ACO).

В качестве вершин графа будем использовать границы самого универсума x_0, x_n, а также интервалов его разбиения $x_1, x_2, \dots, x_{n-1}$.

В качестве локальной целевой функции или видимости берется количество элементов временного ряда, попадающих в интервал, ограниченный значениями двух вершин:

$$\eta_{yz} = 1/frequency(u_{yz}) \tag{13}$$

где u_{yz} – интервал разбиения универсума, ограниченный значениями вершин x_y и x_z, с координатами $(i-1)j$ и ij, где $i = 0,1,\dots,n$, $j = 0,1,\dots,n$. Далее выполним построение алгоритма ACO по схеме, подобной указанной в [10].

а) Укажем начальное значение «феромона» для всех ребер равным $\tau_{yz} = 0$. Вычислим значения целевой функции для каждого ребра по формуле 13. В каждой вершине разместим равномерное количество «муравьев».

б) Построение «муравьями» пути. Вероятность перехода k-го «муравья» из вершины с индексом y в вершину с индексом z на t-ой итерации алгоритма рассчитывается по формуле [10]:

$$P_{yz,k}(t)=\begin{cases}\frac{\left(\tau_{yz}(t)\right)^{\alpha}\left(\eta_{yz}(t)\right)^{\beta}}{\sum_{l\in Tlist_k}\left(\tau_{yl}(t)\right)^{\alpha}\left(\eta_{yl}(t)\right)^{\beta}}, j\notin Tlist_k\\ 0, j\in Tlist_k\end{cases} \quad (14)$$

где $\tau_{yz}(t)$ – количество «феромона» на ребре (y,z), $\eta_{yz}(t)$ – значение локальной целевой функции на ребре (y,z), $\alpha\geq 0$ и $\beta\geq 0$ – параметры алгоритма, определяющие важность «феромонного следа» и локальной целевой функции, $Tlist_k$ – множество вершин, включенных в «табу-список муравья» k.

На каждом шаге в «табу список» k-го «муравья» добавляются посещенные им вершины. Стартовые вершины в «табу-список» не заносятся. Выбор вершины для перехода осуществляется методом «рулетки», подобном применяемому в генетических алгоритмах.

в) Вычисление целевой функции для каждого пути. Целевая функция обратно пропорциональна значению ошибки $MAPE$, для вычисления которой по аналогии с пунктом б шага 3 определим несимметричные нечеткие множества, произведем фаззификацию ВР, выполним формирование групп нечетких отношений, прогнозирование и дефаззификацию конечного результата.

г) Обновление количества «феромона» на ребрах. Вычисление количества феромона на ребрах производится по следующим формулам [10]:

$$\tau_{yz}=(1-\varphi)\tau_{yz}(t)+\sum_{k=1}^{Ant_{num}}\Delta\tau_{yz,k}(t), \quad (15)$$

$$\Delta\tau_{yz,k}(t)=\begin{cases}Func\left(T_k(t)\right), (yz)\in T_k(t)\\ 0, (y,z)\notin T_k(t)\end{cases}, \quad (16)$$

где $T_k(t)$- путь, построенный k-м «муравьем», $Func(T)$ – целевая функция, определяющая качество пути, Ant_{num} – количество «муравьев», $\varphi\in[0,1]$ – коэффициент испарения «феромонов».

д) Если условие останова не выполнено, то переходим к пункту б.

6. В качестве итоговых выбираются значения границ интервалов, которым соответствует наименьшая величина ошибки среди трех указанных выше методов.

7. Если достигнуто условие останова процесса оптимизации количества интервалов n (для метода золотого сечения это может быть достижение определенного порога разности границ отрезка), переходим к следующему этапу алгоритма, иначе возвращаемся к п. 2. Результат выполнения данного этапа $Z_S(t+1)$ определяется совокупностью нечетких множеств, расположенных в правых частях групп нечетких отношений, левые части которых содержат $Z_S(t)$ (для отношений первого порядка), а также $\{Z_S(t-1), Z_S(t)\}$ (для отношений второго порядка).

Модель прогнозирования потерь электроэнергии. Определение конечного результата

Нечеткие множества, полученные при выполнении предыдущих этапов как для потерь электроэнергии, так и вторичных факторов, оцениваются по следующим критериям: коэффициент корреляции данного вторичного фактора и потерь электроэнергии Imp, а также частота $Frequency$.

Результирующая оценка для каждого нечеткого множества вычисляется по формуле:

$$Point_j = Imp_j * Frequency_j, \tag{17}$$

Смежные нечеткие множества объединяются во множества $Res_{S,i}$ и $Res_{\Delta T,i}$ (для сезонной и трендовой составляющих соответственно). Далее выбираются нечеткие множества $Res_{S,i}$ и $Res_{\Delta T,i}$ с максимальной общей оценкой. Далее для каждого выбранного множества формируется функция принадлежности (см. формулу 18), определяемая на основании полученной ранее оценки.

$$\mu_i(x) = \begin{cases} 0, x < 0 \\ \frac{x}{Point_{max}}, 0 \le x \le Point_{max}, \\ 1, x > Point_{max} \end{cases} \tag{18}$$

Дефаззифицированный результат как сезонной, так для трендовой составляющих вычисляется по формуле (19):

$$\bar{Z}_{S\ or\ \Delta T} = \sum_{j=1}^{N} \frac{\mu(m_j)m_j}{\mu(m_j)}, \quad (19)$$

где m_i – средние точки интервалов u_i, на которых определены соответствующие нечеткие множества Z_i, принадлежащие $Res_{S\ or\ \Delta T,i}$.

Далее вычисляются итоговые значения трендовой составляющей (учитывая, что прогнозировалось приращение) и путем сложения полученной величины, а также сезонной составляющей, определяется конечный результат прогнозирования.

Представленная математическая модель решает ранее перечисленные недостатки прогнозирования нечетких ВР, а также достаточно удобна для программной реализации с использованием объектно-ориентированного подхода.

ЛИТЕРАТУРА

1. S.M. Chen Forecasting enrollments based on fuzzy time series // Fuzzy Sets Systems. –Vol. 81, № 3,1996. – P. 311-319.

2. Дегтярев К.Ю. Прогнозирование валютных котировок с использованием модифицированного стационарного метода, основанного на нечетких временных рядах. URL//http://www.exponenta.ru/educat/news/degtyarev/paper2.pdf (дата обращения 5.04.2015).

3. S.M. Chen, N.Y. Chung Forecasting Enrollments of Students by Using Fuzzy Time Series and Genetic Algorithms // Information and Management Sciences. – № 17, 2006. – P. 1-17.

4. C.H. Leon Lee, A. Lui, W.S. Chen Pattern Discovery of Fuzzy Time Series for Financial Prediction. // IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. – Vol. 18, № 5, 2006. – P. 613-625.

5. Демидова Л.А. Прогнозирование тенденций временных рядов на основе однофакторной нечеткой модели с использованием дискретных нечетких

множеств второго типа и генетического алгоритма // Бизнес-информатика. – №4(06), 2008. – с. 46-53.

6. S.M. Chen, C.C. Hsu A New Method to Forecast Enrollments Using Fuzzy Time Series // International Journal of Applied Science and Engineering 2004. – Vol. 2, № 3, 2004. – P. 234-244.

7. O. Duru, E. Bulut Bivariate Long Term Fuzzy Time Series Forecasting of Dry Cargo Freight Rates. // The Asian Journal of Shipping and Logistics. – Vol. 26, № 2, 2010. – P. 205-223.

8. Рутковсская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер. с польск. И. Д. Рудинского. – М.: Горячая линия – Телеком, 2006. – 452 с.

9. Д. Маккафри Метод роя частиц URL//https://msdn.microsoft.com/ru-ru/magazine/hh335067.aspx (дата обращения 6.04.2015).

10. Алгоритмы оптимизации, основанные на методе проб и ошибок URL//http://lvk.cs.msu.su/~bahmurov/course_kost/курс_алг_опт_текст.pdf (дата обращения 7.04.2015).

REFERENCES

1. S.M. Chen Forecasting enrollments based on fuzzy time series // Fuzzy Sets Systems. –Vol. 81, № 3,1996. – P. 311-319.

2. Degtjarev K.Ju. Prognozirovanie valjutnyh kotirovok s ispol'zovaniem modificirovannogo stacionarnogo metoda, osnovannogo na nechetkih vremennyh rjadah. URL//http://www.exponenta.ru/educat/news/degtyarev/paper2.pdf (data obrashhenija 5.04.2015).

3. S.M. Chen, N.Y. Chung Forecasting Enrollments of Students by Using Fuzzy Time Series and Genetic Algorithms // Information and Management Sciences. – № 17, 2006. – P. 1-17.

4. C.H. Leon Lee, A. Lui, W.S. Chen Pattern Discovery of Fuzzy Time Series for Financial Prediction. // IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. – Vol. 18, № 5, 2006. – P. 613-625.

5. Demidova L.A. Prognozirovanie tendencij vremennyh rjadov na osnove odnofaktornoj nechetkoj modeli s ispol'zovaniem diskretnyh nechetkih mnozhestv vtorogo tipa i geneticheskogo algoritma // Biznes-informatika. – №4(06), 2008. – s. 46-53.

6. S.M. Chen, C.C. Hsu A New Method to Forecast Enrollments Using Fuzzy Time Series // International Journal of Applied Science and Engineering 2004. – Vol. 2, № 3, 2004. – P. 234-244.

7. O. Duru, E. Bulut Bivariate Long Term Fuzzy Time Series Forecasting of Dry Cargo Freight Rates. // The Asian Journal of Shipping and Logistics. – Vol. 26, № 2, 2010. – P. 205-223.

8. Rutkovsskaja D., Pilin'skij M., Rutkovskij L. Nejronnye seti, geneticheskie algoritmy i nechetkie sistemy: Per. s pol'sk. I. D. Rudinskogo. – M.: Gorjachaja linija – Telekom, 2006. – 452 s.

9. D. Makkafri Metod roja chastic URL//https://msdn.microsoft.com/ru-ru/magazine/hh335067.aspx (data obrashhenija 6.04.2015).

10. Algoritmy optimizacii, osnovannye na metode prob i oshibok URL//http://lvk.cs.msu.su/~bahmurov/course_kost/kurs_alg_opt_tekst.pdf (data obrashhenija 7.04.2015).

MATHEMATICAL MODEL OF FUZZY MULTIFACTORIAL FORECASTING OF LOSSES OF ELECTRICITY USING OPTIMIZATION ALGORITHMS GA, PSO, ACO

Y.V. DUBENKO, E.E. DYSHKANT, A.S. RUCHKIN

Armavir Mechanics Technological Institute,
127, Kirov st., Armavir, Russian Federation, 352905;
e-mail: ed0802@yandex.ru

Loss of power is a very complex process that depends on many factors, among which are the supply of electricity into the network, the length of the network, the number of distribution lines, the number of transformer substations with an installed capacity of transformers, air temperature, weather, humidity levels, etc. The stochastic nature of dependency and the use of fuzzy concepts in the description of a number of factors complicate the task of their mathematical representation without the use of special techniques such as fuzzy logic. Upon receipt of retrospective data on the magnitude of the losses, as well as influencing factors, may have a place of the incompleteness of the data for different time periods. All these aspects greatly complicates the task of predicting this value. Recently, growing in popularity gaining time series forecasting techniques related to their intellectual analysis, which include forecasting fuzzy time series. This method has a number of advantages, such as simplicity and flexibility, time series analysis, allowing pinpoint occurring patterns and trends (which is difficult using other methods) are useful for forecasting processes are exposed to random variables, opportunities for adjustments and setting models, etc. This article analyzes the existing models of forecasting fuzzy time series on the basis of which made proposals for their improvement and adaptation to predict the loss of electricity. We present a new model of multivariate fuzzy time series forecasting losses of electricity, using optimization algorithms GA, PSO, ACO.

Key words: loss of power, fuzzy time series, model, prediction.