

КОМПЬЮТЕРНАЯ ПОДСИСТЕМА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОТРЕБЛЕНИЯ ЭНЕРГОРЕСУРСОВ

Чуйков А.Д., группа ИУС-05м

Руководитель проф. каф. АСУ Спорыхин В.Я.

При выборе методологии исследований предпочтение было отдано классической двухэтапной схеме (рис.1), предполагающей первоочередной синтез прогностической модели на базе реальных архивов потребления и последующие численные эксперименты с *моделями регуляторов*, для которых прогностическая модель служит тестовым объектом управления.

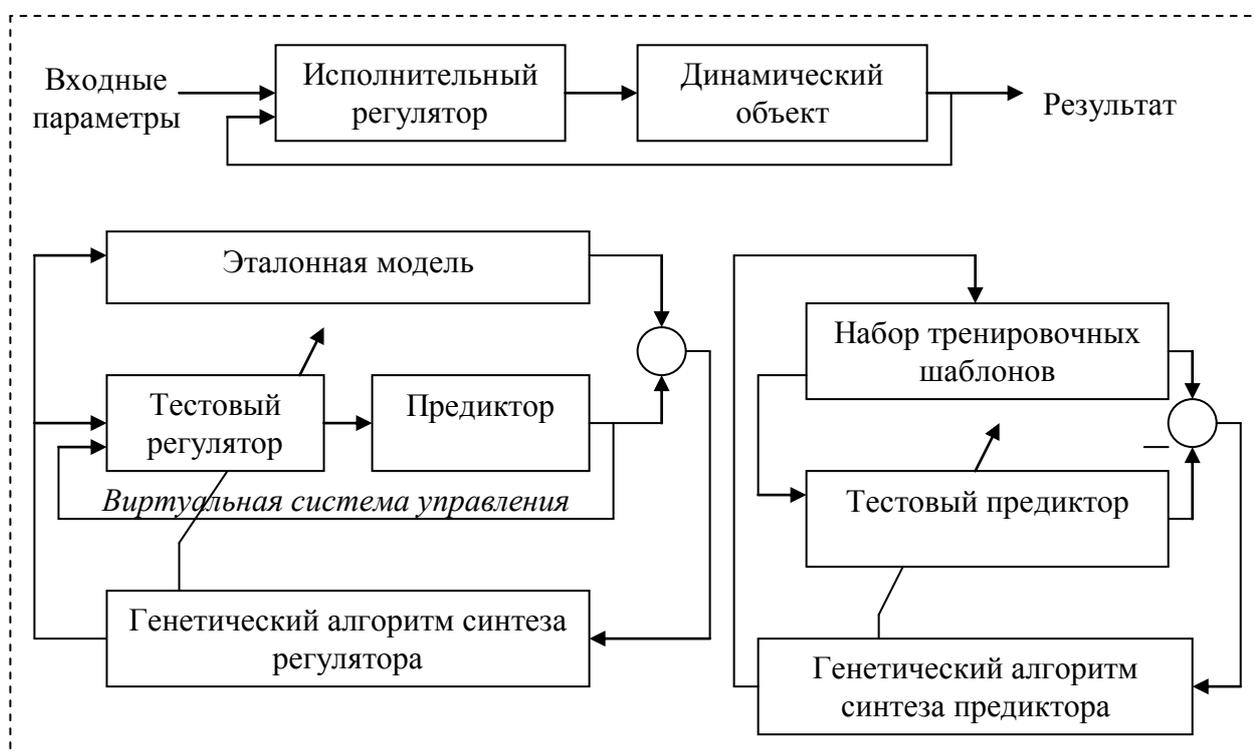


Рисунок 1 — Двухэтапная схема синтеза системы управления
на базе архива данных о поведении динамического объекта

Именно с учетом этих планов мы и подошли к выбору типа модели. Детальное изучение собранного архива потребления ТЭР давало основания

предполагать, что модель эта должна быть многопараметрической и нелинейной, получающей на вход непрерывные и дискретные переменные. Основное внимание было уделено содержательной части решаемой задачи — выявлению из огромного многообразия внешних факторов тех критических переменных, которые формируют картину спроса на ТЭР на предприятии.

В качестве основного инструмента моделирования были выбраны искусственные нейронные сети (ИНС), главным образом, благодаря их универсальной способности к аппроксимации, а в качестве поискового средства — генетические алгоритмы (ГА).

При анализе особенностей потребления энергоресурсов были выбраны следующие параметры для входа в нейронную сеть:

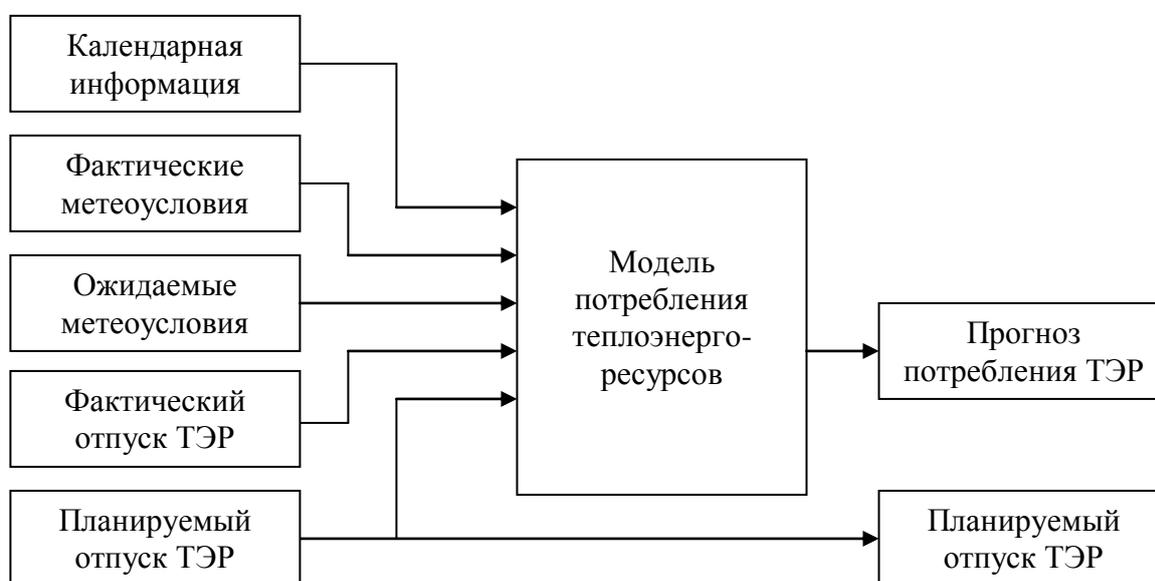


Рисунок 2 — Содержательная структура информации, поступающей на вход и генерируемой на выходе модели

На основании анализа новейшей зарубежной литературы, более объективно отражающей те сдвиги в вычислительных подходах, которые произошли в связи с массовым внедрением в научную и инженерную практику персональных компьютеров и численных методов математического моделирования, был определен тип будущей прогностической модели.

Предпочтение было отдано *одношаговому предиктору* (рис. 3) на базе прямонаправленной трехслойной нейронной сети с радиально-базисными активационными функциями нейронов скрытого слоя (RBF-сети):

$$f_i(\mathbf{X}, \mathbf{c}_i, \sigma_i) = \exp\left(-\frac{1}{\sigma_i^2} \sum_{j=1}^V (X_j - c_{i,j})^2\right), \quad i = \overline{1, H}, \quad (1)$$

который, представляет собой удачное сочетание достаточно простой архитектуры, с прозрачным для понимания механизмом запоминания тренировочных данных, и хорошей обобщающей способности. Здесь $\mathbf{X} = (X_1, X_2, \dots, X_V)$ — вектор входных сигналов сети; $\mathbf{c}_i = (c_{i,1}, c_{i,2}, \dots, c_{i,V})$ — вектор координат центра активационной функции i -того нейрона скрытого слоя; σ_i — ширина окна активационной функции, V — количество нейронов во входном слое сети, H — количество нейронов в скрытом слое.

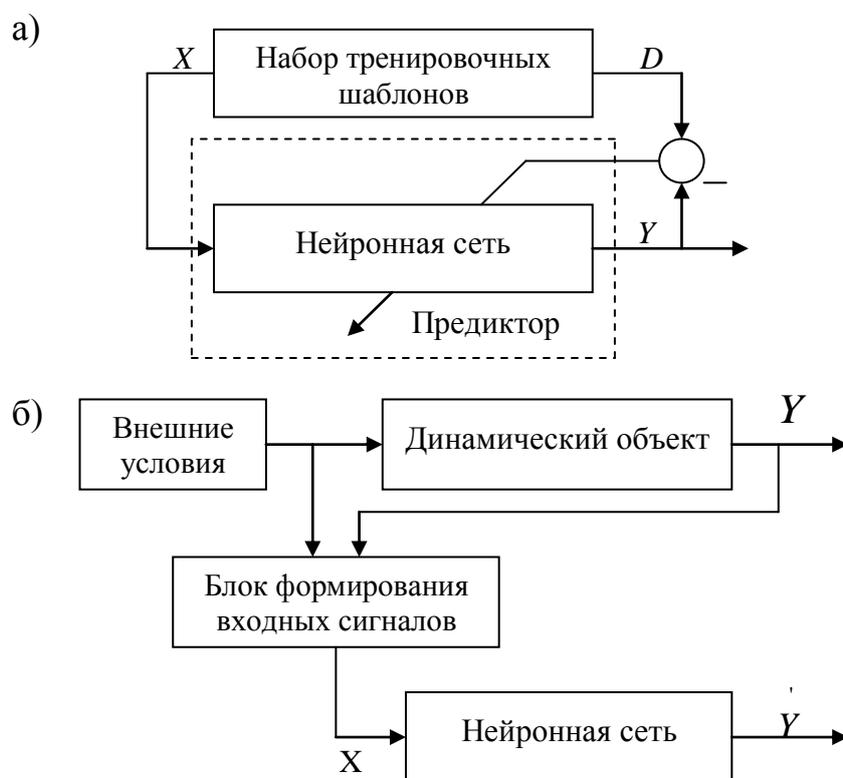


Рисунок 3 — Обучение и использование одношагового предиктора
(а — схема контролируемого обучения, б — обучение в
режиме одношагового предсказания)

Окончательная структура входного слоя предиктора, обеспечивающего преобразование «вход» – «выход» вида:

$$\hat{Q}_{kk+1}^* = NN(\rho_{k+1}, \gamma_{k+1}, \underline{T}_{k+1}^*, \bar{T}_{k+1}^*, \underline{T}_k^*, \bar{T}_k^*, Q_{k+1}^*, Q_k^*) \quad (2)$$

представлена в табл. 1.

Таблица 1 — Структура входного слоя нейронной сети модели

Номер входного нейрона	Наименование переменной
1	Номер дня в полугодии светового цикла
2	Тип дня недели
3	Прогноз минимальной ночной температуры назавтра
4	Прогноз максимальной дневной температуры назавтра
5	Минимальная ночная температура в текущих сутках
6	Максимальная дневная температура в текущих сутках
7	Планируемый назавтра отпуск ТЭР
8	Потребление ТЭР в текущих сутках

Скрытый слой сети содержит 5–8 нейронов в зависимости от того, насколько генетическому алгоритму удастся сжать его размеры в процессе тренировки сети.

Для расчета входных переменных для (2) использовались следующие нормировочные выражения:

$$\rho = \frac{l}{124}, \quad (3)$$

где l — число дней, оставшихся до или прошедших после ближайшего дня зимнего солнцестояния;

$$\gamma = \frac{m-1}{4}, \quad (4)$$

где $m=1$ для первого рабочего дня после нерабочего; $m=2$ для рабочего дня; $m=3$ для рабочего дня перед нерабочим днем; $m=4$ для первого нерабочего дня; $m=5$ для второго и следующих за ним подряд нерабочих дней.

Пятница считается рабочим днем перед нерабочим только в том случае, если на субботу выпадает праздник. В остальных случаях пятница считается обычным рабочим днем.

Нормирование остальных переменных, поступающих на вход предиктора, осуществлялось следующим образом:

$$y^* = \frac{y - \underline{y}}{y - \underline{y}}, \quad (5)$$

где y — текущее значение параметра (наружная температура либо отпуск ТЭР).

Нормирование входных переменных позволяло задавать единообразные границы ОДЗ для всех координат центра активационной функции нейронов скрытого слоя как:

$$0 \leq c_i \leq 1, \quad i = 1, \dots, 8. \quad (6)$$

Нейронные сети и генетические алгоритмы в настоящее время находят огромное число разнообразных применений. Действительно, в любой области человеческой деятельности есть плохо алгоритмизуемые задачи, для решения которых необходима либо постоянная работа группы квалифицированных экспертов, либо адаптивные системы автоматизации, каковыми являются нейронные сети.

Перечень ссылок

1. Вороновский Г.К. Синтез прогностической модели связанного потребления электричества и тепла на базе искусственной нейронной сети. — Х.: Изд-во «Харьков», 2002. — 240 с.
2. Бирюков Е.В., Корнев М.С. Практическая реализация нечёткой нейронной сети при краткосрочном прогнозировании электрической нагрузки. — Новосибирский государственный технический университет.
3. Макоклюев Б.И. (ВНИИЭ), Еч В.Ф. (Университет “Дубна”) Учет влияния метеорологических факторов при прогнозировании электропотребления энергообъединений. — ЭНЕРГОПРОГРЕСС – ЖУРНАЛ "ЭНЕРГЕТИК", 2004. — № 6.