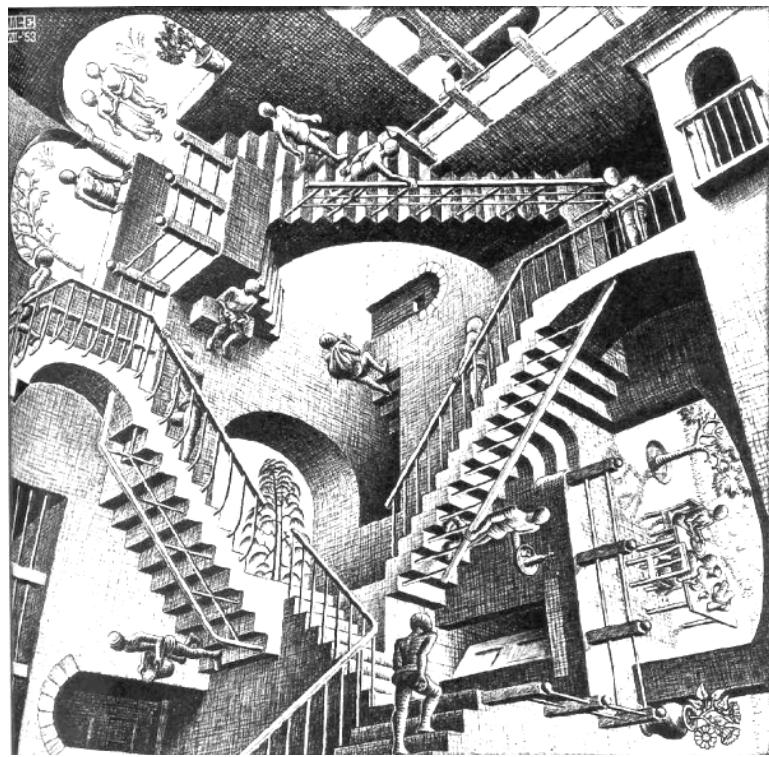




**Г.Г. Галустов
С.П. Бровченко
С.Н. Мелешкин**

**ХАРАКТЕРИСТИКА ОСНОВНЫХ ТИПОВ
КОМБИНИРОВАННЫХ ВЕРОЯТНОСТНО-
ДЕТЕРМИНИРОВАННЫХ ПРОГНОЗИРУЮЩИХ
МАТЕМАТИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ ПРОЦЕССОВ**



**МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ**
**Федеральное государственное автономное образовательное
учреждение высшего профессионального образования**
“Южный федеральный университет”

**Г.Г. Галустов
С.П. Бровченко
С.Н. Мелешкин**

**ХАРАКТЕРИСТИКА ОСНОВНЫХ ТИПОВ
КОМБИНИРОВАННЫХ ВЕРОЯТНОСТНО-
ДЕТЕРМИНИРОВАННЫХ ПРОГНОЗИРУЮЩИХ
МАТЕМАТИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ ПРОЦЕССОВ**

Учебное пособие

Таганрог 2013

УДК 518.5.001.57(075.8)

Рецензенты:

доктор технических наук, профессор кафедры САПР
ЮФУ Лебедев Б.К.;

кандидат технических наук, старший научный сотрудник
ФГУП «ПРИБОР» **Гришков А.Ф.**

Галустов Г.Г., Бровченко С.П., Мелешкин С.Н.

Характеристика основных типов комбинированных вероятностно-детерминированных прогнозирующих математических моделей процессов: Учебное пособие – Таганрог: Изд-во ЮФУ, 2013 – 34 с.

В работе рассмотрена общая классификация комбинированных вероятностно-детерминированных прогнозирующих математических моделей, используемых для краткосрочного и оперативного прогнозирования процессов.

Предназначено для студентов и аспирантов радиотехнического факультета. Может быть использовано лицами, самостоятельно изучающими вопросы моделирования процессов, протекающих в технических системах.

Ил.3. Библиогр.: 98 назв.

© ЮФУ, 2013

© Г.Г. Галустов, 2013

© С.П. Бровченко 2013

© С.Н. Мелешкин 2013

Комбинированные вероятностно-детерминированные модели

Все большее распространение в настоящее время находят математические прогнозирующие модели, являющиеся комбинацией статистических и детерминированных моделей. Именно эти модели позволяют обеспечить наилучшую точность прогнозирования, адаптивность к изменяющемуся процессу электропотребления [2,5,6]. Они базируются на *концепции стандартизованного моделирования* нагрузки [6], которая состоит в моделировании фактической нагрузки $\mathbf{P}(t, d)$ как совокупности стандартизованного графика (базовой составляющей, детерминированного тренда) $\mathbf{P}_S(t, d)$ и остаточной составляющей $\mathbf{P}_D(t, d)$. Данная декомпозиция на составляющие наиболее часто носит аддитивный характер [2,76–81]

$$\mathbf{P}(t, d) = \mathbf{P}_S(t, d) + \mathbf{P}_D(t, d), \quad (1.1)$$

иногда используется и мультипликативная декомпозиция [6]

$$\mathbf{P}(t, d) = \mathbf{P}_S(t, d)\mathbf{P}_D(t, d), \quad (1.2)$$

в частности, она применяется в Центральном энергоуправлении Великобритании (CEGB). В используемых же обозначениях графиков нагрузки $\mathbf{P}(t, d)$, $\mathbf{P}_S(t, d)$, $\mathbf{P}_D(t, d)$ малой буквой d обозначают тип (номер) прогнозируемых суток.

В других работах [6] используется также модель, объединяющая свойства аддитивной и мультипликативной моделей:

$$\mathbf{P}(t, d) = \mathbf{P}_{S1}(t, d) + \mathbf{P}_{S2}(t, d)\mathbf{P}_D(t, d), \quad (1.3)$$

где $\mathbf{P}_{S1}(t, d)$, $\mathbf{P}_{S2}(t, d)$ – детерминированные составляющие и $\mathbf{P}_D(t, d)$ – остаточная случайная составляющая.

Наиболее широкое применение в электроэнергетике имеет аддитивная модель (1.1), модели же (1.2) и (1.3) имеют ограниченное применение.

Процесс $\mathbf{P}_D(t, d)$ в первом приближении считают стационарным или почти стационарным, что упрощает его моделирование с использованием статистических моделей, рассмотренных выше.

Моделирование (выделение) стандартной составляющей $\mathbf{P}_S(t, d)$ осуществляют различными методами:

- путем сглаживания нестационарной реализации графика энергетической нагрузки ГЭН скользящим [6,11,80] или экспоненциальным [6,82] осреднением;
- аппроксимацией полиномами [6,21];
- компенсацией стандартной составляющей на основе вычисления разностей n -го порядка [6,83];
- разделением составляющих по частотам и моделированием конечными рядами Фурье [11,21,81];
- компенсацией математического ожидания суточными разностями [6,21];
- путем декомпозиции по ортогональным векторам или функциям [5,6];
- путем нейросетевого или нечеткого моделирования (сглаживания) [68,71,72] и др.

Кроме того, при моделировании стандартной составляющей $\mathbf{P}_S(t, d)$ также осуществляют ее декомпозицию на отдельные составляющие [6]

$$\mathbf{P}_S(t, d) = \mathbf{P}_A(t, d) + \mathbf{P}_R(t, d) + \mathbf{P}_T(t, d) + \mathbf{P}_W(t, d), \quad (1.4)$$

где $\mathbf{P}_A(t, d)$ – составляющая, учитывающая изменение средней сезонной нагрузки; $\mathbf{P}_R(t, d)$ – составляющая, учитывающая недельную цикличность изменения электропотребления; $\mathbf{P}_T(t, d)$ – трендовая составляющая, моделирующая дополнительные эффекты, связанные с изменением времени восхода и захода солнца от сезона к сезону; $\mathbf{P}_W(t, d)$ – составляющая, учитывающая зависимость электропотребления от метеофакторов, в частности температуры. Каждая из составляющих в комбинированной модели (1.1), (1.4) реализуется на основе того или иного статистического или детерминированного метода. Это и определяет многообразие комбинированных прогнозных математических моделей ГЭН (рис.1.3). Комбинированные модели вида (1.1), (1.4) не всегда обязательно содержат все перечисленные составляющие: $\mathbf{P}_S(t, d)$, $\mathbf{P}_A(t, d)$, $\mathbf{P}_R(t, d)$, $\mathbf{P}_T(t, d)$, $\mathbf{P}_W(t, d)$, $\mathbf{P}_D(t, d)$.

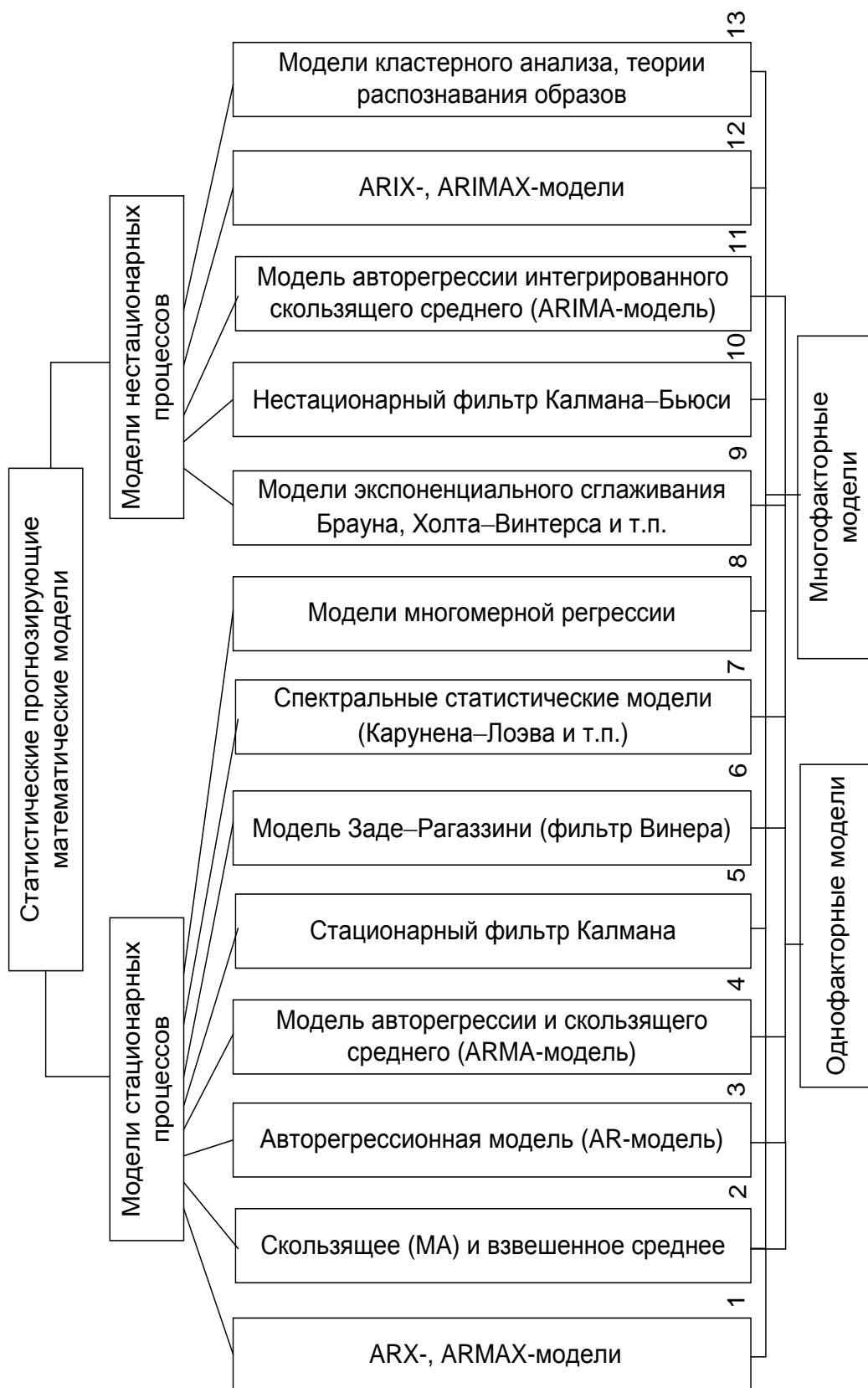


Рис. 1.1



Рис. 1.2

В ряде случаев одни составляющие вбирают в себя функции других отсутствующих в модели составляющих.

На рис.1.3 приведено 14 вариантов используемых комбинированных прогнозирующих математических моделей. При этом в столбцах 2–7 таблицы приводятся составляющие модели с номерами детерминированных или статистических моделей (см. рис.1.1, 1.2), которые используются для их моделирования.

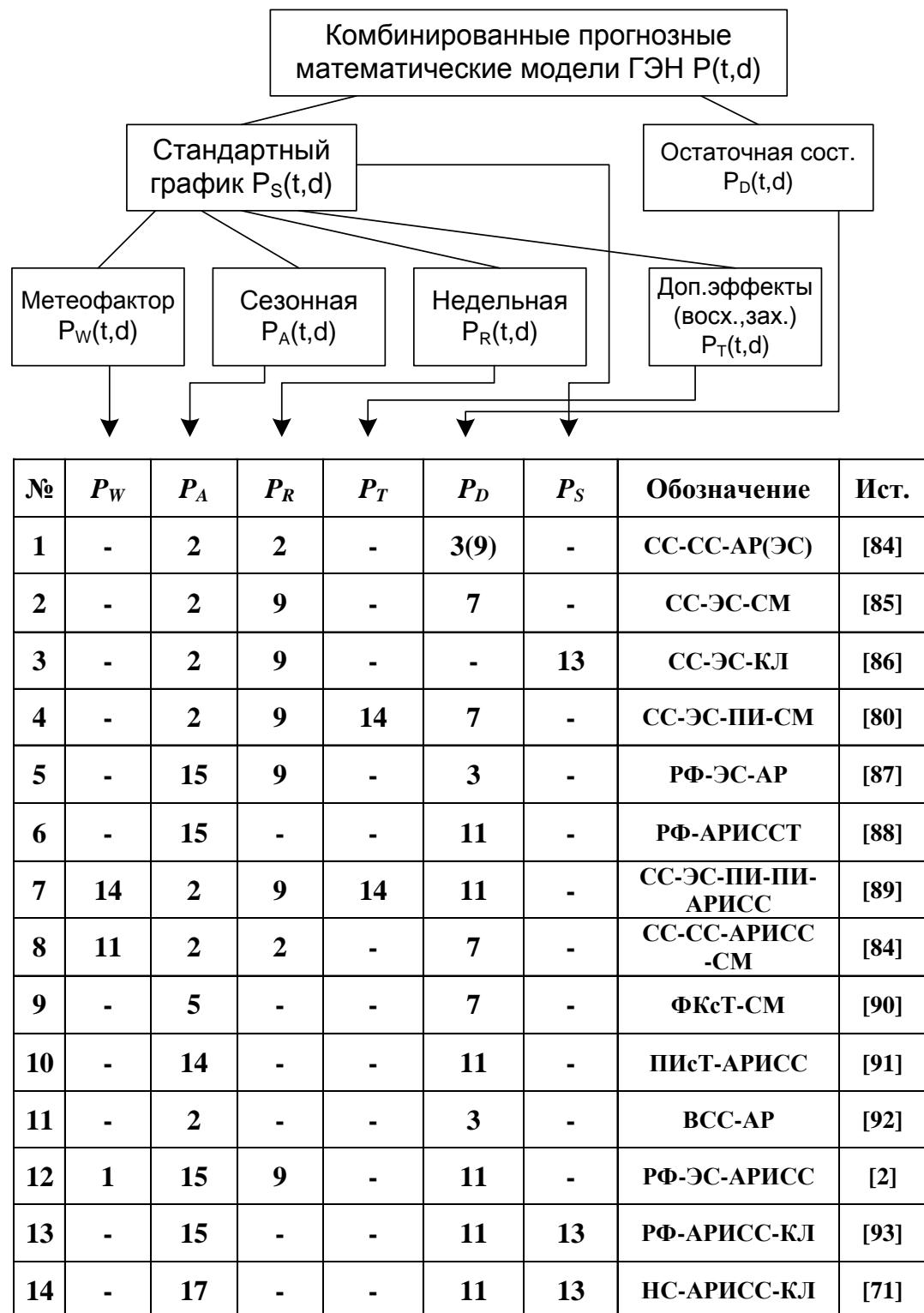


Рис. 1.3

В столбце 8 приводится краткое обозначение комбинированной модели в соответствии с детерминированными и статистическими моделями, которые в ней используются, для моделирования составляющих:

- СС – модель скользящей средней;
- ЭС – модель экспоненциального сглаживания;
- АР – модель авторегрессии;
- СМ – модель спектрального разложения;
- КЛ – модель на основе кластерного анализа и теории распознавания образов;
- ПИ – модель на основе полиномиальной интерполяции;
- РФ – модель на основе разложения конечным рядом Фурье;
- АРИСС – модель авторегрессии интегрированного скользящего среднего;
- АРИССТ – то же, что АРИСС, но с дополнительно введенным фактором – температурой;
- ФКсТ – модель на основе фильтра Калмана, но с учетом температуры;
- ПИсТ – то же, что ПИ, но с учетом температуры;
- ВСС – модель взвешенного скользящего среднего;
- НС – модель нейронной сети.

В столбце 9 таблицы приводится номер литературного источника, откуда взято описание комбинированной модели.

Варианты реализации различных компонент комбинированной модели, с использованием перечисленных статистических и детерминированных моделей, а также анализ получаемых при этом результатов будут приведены ниже.

Характеристика основных типов комбинированных вероятностно-детерминированных математических моделей

Вероятностно-детерминированные математические прогнозирующие модели графиков энергетических нагрузок являются комбинацией статистических и детерминированных моделей. Именно эти модели позволяют обеспечить наилучшую точность прогнозирования, адаптивность к изменяющемуся процессу электропотребления [2,5,6].

Они базируются на *концепции стандартизованного моделирования* нагрузки [6], то есть аддитивной декомпозиции фактической нагрузки $\mathbf{P}(t, d)$ на стандартизованный график (базовой составляющей, детерминированного тренда) $\mathbf{P}_S(t, d)$ и остаточную составляющую $\mathbf{P}_D(t, d)$ [2,76–81]:

$$\mathbf{P}(t, d) = \mathbf{P}_S(t, d) + \mathbf{P}_D(t, d),$$

где t – время внутри суток; d – номер суток, например, в году.

В стандартной составляющей $\mathbf{P}_S(t, d)$ при моделировании также осуществляют аддитивное выделение отдельных составляющих, учитывающих [6]: изменение средней сезонной нагрузки $\mathbf{P}_A(t, d)$; недельную цикличность изменения электропотребления $\mathbf{P}_R(t, d)$; трендовую составляющую, моделирующую дополнительные эффекты, связанные с изменением времени восхода и захода солнца от сезона к сезону $\mathbf{P}_T(t, d)$; составляющую, учитывающую зависимость электропотребления от метеофакторов $\mathbf{P}_W(t, d)$, в частности температуры, и т.п.

Рассмотрим подробнее подходы моделирования отдельных составляющих на основе упомянутых выше детерминированных и статистических моделей [6].

Моделирование *средней сезонной нагрузки* $\mathbf{P}_A(t, d)$ зачастую осуществляют с использованием простого скользящего усреднения [80,84,85,87,89]:

$$\mathbf{P}_A(t, d) = \frac{1}{N} \sum_{i=d-N}^{d-1} \mathbf{P}(t, i),$$

где N – число обычных регулярных (рабочих дней), содержащихся в n прошедших неделях. $N \neq 7n$, так как из недель исключаются «специальные», «нерегулярные дни», праздники и т.п. Осуществляется ежедневное обновление путем усреднения данных за n прошедших недель.

Моделирование недельной цикличности $\mathbf{P}_R(t, d)$ также осуществляют скользящим усреднением вида [80, 84]

$$\mathbf{P}_R(t, d) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (\mathbf{P}(t, d-7k) - \mathbf{P}_A(t, d-7k))$$

с обновлением еженедельно путем усреднения данных за n прошедших недель, либо используя экспоненциально взвешенное скользящее среднее [85, 87, 89]:

$$\mathbf{P}_R(t, d) = \alpha(\mathbf{P}(t, d) - \mathbf{P}_A(t, d)) + (1 - \alpha)\mathbf{P}_R(t, d-7),$$

где α – эмпирически определяемый параметр сглаживания ($0 < \alpha \leq 1$). В работе [81] для моделирования $\mathbf{P}_A(t, d)$ и $\mathbf{P}_R(t, d)$ используется семь составляющих $\mathbf{P}_{Si}(t, d)$, $i = \overline{1, 7}$, для каждого дня недели, причем каждое $\mathbf{P}_{Si}(t, d)$ определяется отдельно с использованием модели экспоненциального сглаживания. Авторы работы [96] для моделирования $\mathbf{P}_A(t, d)$ используют двойное экспоненциальное сглаживание типа Холта–Винтерса. В работе [97] для моделирования $\mathbf{P}_A(t, d)$ используют гармоническое представление вида

$\mathbf{P}_A(t, d) = aa(t, d) + bb(t, d)n + cc(t, d)\sin(2\pi n/52) + dd(t, d)\cos(2\pi n/52)$, с параметрами $aa(t, d), bb(t, d), cc(t, d), dd(t, d)$, оцениваемыми по эмпирическим данным (значение «52» определяет число недель в году). Однако задача аддитивного оперативного оценивания этих параметров в указанной работе не решена полностью. Моделирование $\mathbf{P}_S(t, d), \mathbf{P}_A(t, d)$ в ряде случаев осуществляют с помощью *конечных рядов Фурье*: с недельным периодом [81], с суточным периодом [88, 98] либо с раздельным моделированием рабочих и выходных дней, соответственно, с периодами 5 и 2 суток [79]:

$$\mathbf{P}_S(t, d) = a_0(d) + \sum_{k=1}^m (a_k(d) \cos \omega_k t + b_k(d) \sin \omega_k t).$$

Для моделирования трендовой составляющей $\mathbf{P}_T(t, d)$ используют либо полиномы 2–4 порядков [80], либо различные нелинейные эмпирические функции, например, вида [85]

$$\mathbf{P}_T(t, d) = \frac{1}{2} n \left[f_1(d) - F_1(t) / (\Delta_1^2(t) + (d - d_1(t))^2) + F_2(t) / (\Delta_2^2(t) + (d - d_2(t))^2) \right],$$

где $f_1(d)$ – полином четвертой степени, описывающий относительно медленные сглаженные изменения нагрузки $\mathbf{P}(t, d)$ в дневные часы по сезонам; $F_i(t)$, $\Delta_i(t)$, $d_i(t)$ – функции, моделирующие эффекты, связанные с изменением времени восхода и захода солнца по сезонам.

Для учета зависимости электропотребления от метеофакторов в ряде случаев вводят дополнительную составляющую $\mathbf{P}_W(t, d)$ [80, 89]. В работе [89] теоретически обосновывается включение $\mathbf{P}_W(t, d)$ в модель, но возможности моделирования температурного эффекта при этом рассматриваются лишь в ограниченном объеме [6]. Так, для представления температурной составляющей $\mathbf{P}_W(t, d)$ для условий Египта используется полиномиальная модель [80]

$$\mathbf{P}_W(t, d) = \begin{cases} a_1 + b_1(T_{t-1} - 70) + c_1(T_{t-1} - 70)^2, & T > 70; \\ 0, & 70 \geq T \geq 60; \\ a_2 + b_2(60 - T_{t-1}) + c_2(60 - T_{t-1})^2, & T < 60, \end{cases}$$

где T_t – температура воздуха в t -й час.

Применяется регрессионный метод для «нормализации» максимумов и провалов СГЭН с учетом температуры, при этом нормализованные данные представляются одномерной моделью авторегрессии интегрированного скользящего среднего (АРИСС) [84].

Также используют для моделирования $\mathbf{P}_S(t, d)$ с учетом температуры [90] рекурсивный фильтр Калмана, в который включаются внешние факторы – прогноз температуры.

Либо используют в краткосрочном диапазоне полиномиальную кубическую интерполяцию часовых нагрузок и при этом в модели учитывают влияние температуры [91].

Для учета среднесуточных прогнозов температуры, различных метеоусловий на СГЭН и в то же время повышения устойчивости модели предлагается использовать особую модификацию модели скользящего среднего [92]

$$\mathbf{P}_S(t, d) = \sum_{i=1}^m p_i(t) \mathbf{P}_{S_i}(t, d),$$

где для различных метеоусловий, связанных с вероятностями $p_i(t)$, формируется ряд из m графиков нагрузки $\mathbf{P}_{S_i}(t, d)$, а прогноз определяется как условное математическое ожидание. Вероятности $p_i(t)$ уточняются по методу Байеса по мере поступления новых фактических значений нагрузки и факторов в течение суток.

Моделирование *остаточной составляющей* $\mathbf{P}_D(t, d)$ осуществляют как с использованием одномерных моделей, так и многомерных, учитывающих метеорологические и другие внешние факторы. Так, в качестве одномерной (однофакторной) модели зачастую используют *модель авторегрессии* AP(k) порядка k

$$\mathbf{P}_D(t, d) = \sum_{i=1}^k \alpha_i \mathbf{P}_D(t-i, d) + \varepsilon(t),$$

где $\varepsilon(t)$ – остаточный белый шум. Для прогнозирования часовых (полчасовых) отсчетов используют модели AP(1), AP(2) [81] и даже AP(24) [87]. Даже в случае использования обобщенной модели АРИСС для $\mathbf{P}_D(t, d)$ все равно ее применение сводится к моделям AP(1), AP(2) как для пятиминутных [91], так и часовых измерений нагрузки [89].

Иной однофакторной моделью моделирования составляющей $\mathbf{P}_D(t, d)$ является модель простого или двойного экспоненциального сглаживания. Эта модель позволяет эффективно выявлять краткосрочные тренды в процессе изменения остаточной нагрузки [84].

Простота, экономичность, рекурсивность и вычислительная эффективность обеспечивают методу экспоненциального сглаживания широкое применение. С помощью простого экспоненциального сглаживания по $\mathbf{P}_D(t, d)$ при различных постоянных α_1 и α_2 определяют две экспоненциальные средние $\mathbf{P}_{D1}(t, d)$ и $\mathbf{P}_{D2}(t, d)$. Прогноз остаточной составляющей $\mathbf{P}_D(t+l, d)$ с упреждением l определяют [6] так:

$$\mathbf{P}_D(t+l, d) = \mathbf{P}_{D1}(t, d) + w(t, l)f(\alpha_1, \alpha_2, l)(\mathbf{P}_{D1}(t, d) - \mathbf{P}_{D2}(t, d)),$$

где $w(t, l)$ – функция времени упреждения l и скорости изменения соответствующей базовой нагрузки $\mathbf{P}_S(t, d)$; $f(\alpha_1, \alpha_2, l)$ – функция времени упреждения и постоянных сглаживания. Величина $w(t, l)$ служит для ослабления экстраполяции трендов при значительных упреждениях. Однако параметры этой модели обеспечивают адаптивность в отношении изменений $\mathbf{P}_S(t, d)$, но не в отношении предшествующих ошибок прогноза.

В иных работах [84,85] для моделирования $\mathbf{P}_D(t, d)$ используется вариант канонического разложения по собственным векторам автоковариационной матрицы

$$\mathbf{P}_D(t, d) = \sum_{i=1}^k \alpha_i \lambda_i^{1/2} Q_i(t, d) + \varepsilon(t),$$

где λ_i , $Q_i(t, d)$ – соответственно i -е собственное значение и собственный вектор автоковариационной матрицы процесса $\mathbf{P}_D(t, d)$. Опыт использования этой модели в Великобритании и Японии отмечает высокую чувствительность к оценкам параметров модели, но также более низкую, по сравнению с экспоненциальным сглаживанием, робастность в условиях больших шумов и помех.

Моделирование остаточной составляющей $\mathbf{P}_D(t, d)$ в *многофакторной форме* используется на практике не часто. Это объясняется быстрой адаптацией более простых однофакторных моделей к вариациям нагрузки при оперативном и краткосрочном прогнозах.

Кроме того, многофакторные модели требуют большего объема исходных данных, измерительной оперативной информации, данных различных прогнозов и т.п. Так малая часть используемых многофакторных моделей $P_D(t, d)$ базируется, например, на моделях типа АРИСС (ARIMAX-модель) или нелинейных регрессионных моделях с включенным дополнительным температурным фактором [79, 81, 88].

Выводы по анализу прогнозирующих математических моделей процессов

Проведенный анализ прогнозирующих моделей показал, что в настоящее время не существует единственного наиболее предпочтительного метода для краткосрочного или оперативного прогнозирования нагрузки. Несмотря на общность этой задачи, стоящей перед каждой энергосистемой, промышленным предприятием, объединением в литературе имеется огромное многообразие данных подходов. Это обстоятельство вызывает необходимость значительной работы по привязке того или иного выбранного метода прогнозирования к реальным условиям и особенностям функционирования каждого конкретного объекта.

При анализе прогнозирующих математических моделей оперативного и краткосрочного прогнозирования выделяют следующие основные классификационные признаки (наиболее важные их характеристики) [6]:

- способ моделирования детерминированной (тренда) и случайной составляющих процесса изменения электрической нагрузки;
- способ учета влияния внешних факторов и метеорологической информации на процесс электропотребления;
- способ учета регулярности чередования реализаций контролируемого процесса (суточных ГЭН).

Приоритетным видом моделей можно рассматривать *комбинированные вероятностно-детерминированные* прогнозные модели ГЭН, так как при этом в модели одновременно учитываются и используются как статистические, так и детерминированные составляющие, что позволяет достичь наилучшего качества прогнозирования.

Именно к этому типу моделей относят так называемый *трендовый подход*, когда процесс электропотребления моделируется как отклонение фактических значений от тренда $P_S(t, d)$, который обеспечивает устойчивость получаемой модели и достаточную точность моделирования.

Разработаны различные способы оценивания тренда $P_S(t)$ процесса электропотребления, при этом его оценка осуществляется на определенном временном интервале моделирования T_6 .

От выбора интервала моделирования во многом зависит точность получаемой модели.

В большинстве случаев в качестве интервала моделирования выбирают либо суточный, либо недельный, либо месячный интервалы [2, 6, 11, 12, 18].

Ввиду сложности процесса электропотребления $P(t)$ при его моделировании неизбежно принятие некоторых априорных предложений (эвристик) о характере этого процесса.

Состоятельность этих предложений подтверждается или опровергается опытом практического применения.

В существующих моделях [2,6,11,12,18] эти эвристики связаны и с выбором интервала моделирования T_6 .

Так, в качестве основной эвристики принимается предположение о близости значений нагрузки $P(t)$ в совпадающие моменты времени интервалов моделирования (недель, месяцев), т.е. вносится предложение о недельной (месячной) периодичности процесса электропотребления.

Но данная эвристика страдает недостатком, так как она не учитывает:

- наличие технологических периодичностей, не всегда совпадающих с недельной (месячной);
- наличие суток с особым режимом потребления: праздничных дней, дней с ограниченным электропотреблением, дней с особым технологическим циклом и т.п.

Наилучшим образом согласуется с математическими прогнозными моделями оперативного и краткосрочного прогнозирования эвристика *о суточном интервале моделирования* T_6 . В этом случае тренд $P_S(t, d)$ подбирается на суточном интервале из набора имеющихся СГЭН.

Этот подход к большей адаптивности, устойчивости прогнозной модели и обеспечивает учет нерегулярных дней [5].

Он лучшим образом согласуется с подходом основанным на *возможности классификации (кластеризации)* имеющихся суточных ГЭН для выделения различающихся их типов, и при моделировании – определении типа графика $P_S(t, d)$, который наиболее близок к текущему графику для повышения точности моделирования [5].

При этом подразумевается наличие *алгоритмов определения подобия* суточных ГЭН или правил распознавания.

Приоритетным подходом для моделирования $P_S(t, d)$ является *функциональный подход* [11, 81] или использование моделей по времени суток, при этом детерминированная составляющая нагрузки представляется в виде

$$P_S(t, d) = \sum_{i=1}^m \alpha_i f_i(t, d) + \xi(t, d) \quad (3.1)$$

как сумма конечного числа детерминированных функций времени $f_i(t, d)$, определенных на интервале T_6 , равном, как правило, 24 или 168 часов.

Коэффициенты α_i считаются либо медленно меняющими во времени константами, либо величинами, зависящими от внешних влияющих факторов [5].

Данный подход отвечает *концепции многомерного, а не только многофакторного моделирования СГЭН*, который предполагает рассмотрение предыстории многомерного процесса электропотребления как последовательности статистически зависимых реализаций случайного вектора СГЭН \mathbf{P}_j со взаимно коррелированными координатами P_{ij} , ввиду чего любая координата P_{ij} вектора содержит информацию не только о ее *предыдущих и будущих* значениях, но также и о *значениях других координат*.

Одним из вариантов модели (3.1) является использование *тригонометрических полиномов* или конечных гармонических рядов Фурье.

При этом учет изменчивости формы моделируемого СГЭН осуществляется корректировкой коэффициентов Фурье, но это требует прогнозирования изменения достаточно большой группы коэффициентов (около 10 и более).

Кроме того, необходимы методики выявления значимых коэффициентов из бесконечного ряда Фурье. Тем не менее данный функциональный подход при моделировании тренда предпочтительнее полиномиального, так как обеспечивает большую точность и учитывает влияние факторов на изменение формы ГЭН.

К моделям вида (3.1) можно отнести и алгебраические регрессионные зависимости вида.

Другим вариантом модели (3.1) являются детерминированные модели *спектрального разложения и декомпозиционного метода моделирования* СГЭН.

Они реализуют моделирование на основе разложения СГЭН по детерминированному ортонормированному базису, отличному от гармонических функций.

Данный подход можно рассматривать как перспективный и обеспечивающий реализацию адаптивной модели малой размерности.

При построении моделей ГЭН на основе аппарата ряда Фурье или в виде (3.1) необходимо осуществлять выбор требуемого оптимального *шага дискретизации* процесса, так как эта процедура обладает регуляризирующим и стабилизирующим свойством, называемым саморегуляризацией. Увеличение шага ведет к регуляризирующему эффекту, но одновременно к снижению точности модели и наоборот. Алгоритмы точной *дискретизации и интерполяции* дискретных сигналов важны в случае использования комбинированных иерархических моделей электропотребления, когда на разных уровнях иерархии моделируемый процесс представляется разной частотой дискретизации.

В качестве упрощенных краткосрочных прогнозирующих моделей электропотребления $\mathbf{P}(t, d)$ перспективно использование моделей на основе *нейросетевых подходов*, а также использование моделей *экспоненциального сглаживания* различных порядков.

Для учета влияния внешних факторов: температуры окружающей среды θ , продолжительности светового дня μ , времени года на процесс электропотребления $\mathbf{P}(t, d)$ существуют следующие подходы:

- построение зависимости от факторов при моделировании детерминированной составляющей (тренда) $\mathbf{P}_S(t, d)$;
- построение зависимости от факторов при моделировании остаточной составляющей $\mathbf{P}_D(t, d)$.

Изменение формы тренда $\mathbf{P}_S(t, d)$ в целом, как правило, зависит от среднесуточных факторов типа: средняя температура за сутки, время восхода и захода солнца (долгота светлого времени суток), средняя освещенность и т.п., что и учитывают при моделировании этой составляющей. Учет этой зависимости лучше всего осуществлять, используя модель вида (3.1), с помощью которой адекватно моделируется изменение формы графика в целом, так как реализуется многомерный принцип моделирования процесса электропотребления.

Иные подходы, в частности, основывающиеся на применении полиномиальных составляющих $P_W(t, d, \theta_{\text{ср}})$, учитывают влияние временного фактора t , влияние среднесуточной температуры воздуха $\theta_{\text{ср}}$ [91].

Однако эти подход возможны, если обосновано применение полиномиальной модели и имеется достоверная информация о прогнозе температуры.

Кроме того, данный подход позволяет учесть изменение средней мощности нагрузки за сутки, но не изменение *формы графика* нагрузки.

Как показано в [6], при оперативном прогнозировании (интервал прогнозирования от нескольких минут до часа) одномерные адаптивные математические модели (ARMA, Бокса–Дженкинса или ARIMA, ARI, экспоненциального сглаживания и другие), применяемые при моделировании остаточной составляющей $P_D(t, d)$, косвенным образом отслеживают большую часть оперативных изменений нагрузки, обусловленных колебаниями суточной температуры.

В связи с этим применение более сложных многомерных моделей не дает заметного увеличения точности при прогнозировании на короткие интервалы (несколько минут, до часа).

Эти соображения подтверждаются результатами работы [6].

При прогнозировании же на более продолжительные интервалы (несколько часов, суток, недель) учет температуры в многомерных моделях типа (3.1) необходим.

Перечисленные одномерные адаптивные математические модели (ARI, Бокса–Дженкинса или ARIMA, ARMA, экспоненциального сглаживания и другие) характеризуются математически разработанным алгоритмом идентификации, высокими адаптивными свойствами, устойчивостью к ошибкам исходных данных и точностью прогноза [6, 18, 47, 54, 55].

При любом способе выделения тренда $\mathbf{P}_S(t, d)$ из ГЭН, остаточная составляющая $\mathbf{P}_D(t, d)$ в большинстве своем остается нестационарным случайным процессом, моделирование которого необходимо вести с учетом этой нестационарности, что наиболее просто осуществить с использованием регрессионных моделей с интегральной составляющей (ARI, ARIMA, ARIMAX) [6, 52, 54] или моделей экспоненциального сглаживания [6, 56].

Алгоритмы моделей экспоненциального сглаживания хорошо разработаны только для моделей до 2-го порядка включительно, поэтому требуется математическая разработка алгоритмов этих методов для более высоких порядков, что обеспечит большую гибкость в использовании указанных моделей.

В отличие от трендового подхода к моделированию процесса электропотребления существует параметрический подход, *не использующий явную декомпозицию ГЭН* на составляющие $\mathbf{P}_S(t, d)$ и $\mathbf{P}_D(t, d)$ [6, 83].

Моделирование процесса электропотребления $\mathbf{P}(t, d)$ в целом осуществляется при этом с использованием моделей, применяемых для моделирования остаточной составляющей $\mathbf{P}_D(t, d)$ при трендовом подходе.

Параметрический подход имеет тот недостаток, что при его использовании плохо учитывается предыстория изменения процесса электропотребления за предыдущие сутки.

Практическое применение данного подхода показало, что он обеспечивает требуемую точность прогноза только при прогнозировании на 1–2 интервала дискретизации процесса и погрешность быстро растет при увеличении упреждения прогнозирования [5, 6].

Учет влияния внешних факторов на форму ГЭН при параметрическом подходе в одномерных моделях типа ARIMA осуществляется построением регрессионных членов, зависящих от этих факторов (ARIMAX-модели и т.п.).

Но это не позволяет адекватно моделировать изменение формы ГЭН от этих факторов, так как не учитывается различие влияния факторов на разные точки графика электропотребления [21].

Практика применения для прогнозирования ГЭН фильтров Калмана–Бьюси, Винера (модель Заде–Рагаззини) показала [3, 11, 21], что в ряде случаев из-за нестационарности процесса проявляется присущий данным фильтрам эффект расходимости, из-за чего резко, до недопустимой величины увеличивается ошибка прогнозирования.

Применение регуляризирующих алгоритмов для компенсации данного эффекта резко увеличивает объем расчетов при моделировании и прогнозе, что в свою очередь увеличивает вероятность расходимости фильтра из-за ошибок округления [3].

Из проведенного анализа выделим общие подходы к построению оперативных и краткосрочных прогнозных моделей процесса электропотребления:

1. Модель должна строиться на основе декомпозиции процесса на детерминированную $\mathbf{P}_S(t, d)$ и случайную $\mathbf{P}_D(t, d)$ составляющие (*трендовый подход*), что обеспечит лучший учет предыстории, устойчивость модели к ошибкам в исходных данных и точность прогнозирования. Должны использоваться *комбинированные вероятностно-детерминированные* прогнозные модели.

2. Наиболее согласующейся с целями и задачами оперативного и краткосрочного прогнозирования при математическом моделировании является эвристика *о суточном интервале моделирования T_b* электропотребления.

3. Моделирование детерминированной составляющей $\mathbf{P}_S(t, d)$ необходимо осуществлять с использованием *функционального подхода* с использованием моделей типа (3.1), что позволит наиболее точно учесть влияние внешних факторов на форму графика процесса электропотребления и реализовать многомерный подход к моделированию процесса электропотребления.

4. При моделировании СГЭН должно быть учтено *наличие нескольких типов графиков* электропотребления для данного объекта электропотребления, что подразумевает разработку алгоритмов их *кластеризации и распознавания*. При осуществлении прогноза автоматически должен определяться *наиболее подходящий типовой ГЭН* или тренд $P_S(t,d)$ по начальному отрезку текущего процесса.

5. При моделировании СГЭН важную роль играют алгоритмы *интерполяции* дискретных сигналов и *выбора оптимальной частоты дискретизации*. Они используются для согласования моделируемых процессов на разных уровнях иерархии комбинированных моделей, а также как регуляризирующий фактор в моделях типа (3.1).

6. В качестве упрощенных подходов при прогнозировании $P_S(t,d)$ эффективно использование моделей на основе *искусственных нейронных сетей*.

7. Моделирование нестационарной остаточной составляющей $P_D(t,d)$ необходимо осуществлять с применением адаптивных одномерных регрессионных *моделей с интегральной составляющей* (ARI, ARIMA, ARIMAX) [6,52,54] или моделей экспоненциального сглаживания различного порядка [6,56], что позволит скомпенсировать действие неучтенных факторов и уменьшить погрешность прогноза.

Библиографический список

1. Моисеев Н.Н. Математические задачи системного анализа. – М.: Наука, 1981. – 488 с.
2. Гурский С.К. Адаптивное прогнозирование временных рядов в электроэнергетике. – Минск: Наука и техника, 1983. – 271 с.
3. Оценивание состояния в электроэнергетике/ А.З. Гамм, Л.Н. Герасимов, Н.Н. Голуб и др. – М.: Наука, 1983. – 300 с.
4. Ристхайн Э.М. Электроснабжение промышленных установок. – М.: Энергоатомиздат, 1991. – 424 с.
5. Седов А.В., Надтока И.И. Системы контроля, распознавания и прогнозирования электропотребления: модели, методы, алгоритмы и средства. – Ростов-на-Дону: Изд-во РГУ, 2002. – 320 с.
6. Бэнн Д.В., Фармер Е.Д. Сравнительные модели прогнозирования электрической нагрузки. – М.: Энергоатомиздат, 1987. – 200 с.
7. Перова М.Б., Булавин И.В., Санько В.М. Прогнозирование в региональной электроэнергетике. – Вологда: ИПЦ «Элегия», 2001. – 73 с.
8. Электрические нагрузки промышленных предприятий/ С.Д. Волобринский, Г.М. Каялов, П.Н. Клейн и др. – Л.: Энергия, 1971. – 264 с.
9. Шидловский А.К., Куренный Э.Г. Введение в статистическую динамику систем энергоснабжения. – Киев: Наукова думка, 1984. – 273 с.
10. Жежеленко И.В., Саенко Ю.Л., Степанов В.П. Методы вероятностного моделирования в расчетах характеристик электрических нагрузок потребителей. – М: Энергоатомиздат, 1990. – 123 с.
11. Методы решения задач реального времени в электроэнергетике / А.З. Гамм, Ю.Н. Кучеров и др. – Новосибирск: Наука, 1990. – 294 с.

12. Гордеев В.И., Васильев И.Е., Щуцкий В.И. Управление электропотреблением и его прогнозирование. – Ростов-на-Дону: Изд-во РГУ, 1991. – 104 с.
13. Хронусов Г.С. Формирование эффективных режимов электропотребления горнодобывающих предприятий на основе комплексов потребителей-регуляторов мощности: Автореф. д-ра техн. наук – Свердловск, 1990. – 42 с.
14. Баринов В.А., Совалов С.А. Режимы энергосистем: методы анализа и управления. – М.: Энергоатомиздат, 1990. – 440 с.
15. Тимченко В.Ф. Колебание нагрузки и обменной мощности энергосистем. – М.: Энергия, 1975. – 208 с.
16. Федеральный закон «Об электроэнергетике» от 26.03.03 г. №35-ФЗ. Собрание законодательства Российской Федерации, 2003, № 13, ст. 1178. (<http://www.eesros.elektra.ru>).
17. О правилах оптового рынка электрической энергии (мощности) переходного периода. Постановление Правительства РФ № 643 от 24.10.2003 г. (<http://www.eesros.elektra.ru>).
18. Праховник А.В., Розен В.П., Дегтярев В.В. Энергосберегающие режимы электроснабжения горнодобывающих предприятий. – М.: Недра, 1985. – 232 с.
19. Михайлов В.В. Тарифы и режимы электропотребления. – М.: Энергоатомиздат, 1986. – 216 с.
20. Гордеев В.И. Регулирование максимума нагрузки промышленных электрических сетей. – М.: Энергоатомиздат, 1986. – 182 с.
21. Орнов В.Г., Рабинович М.А. Задачи оперативного и автоматического управления энергосистемами. – М.: Энергатомиздат, 1988. – 223 с.
22. Автоматизация электрических систем / А.О. Дроздов, А.С. Засыпкин, А.А. Алилуев, М.М. Савин. – М.: Энергия, 1977. – 440 с.
23. ГОСТ 13109-87. Электрическая энергия. Требования к качеству электрической энергии в электрических сетях.
24. Электрические системы. Т. 2. / Под ред. В.А. Веникова. – М.: Высшая школа, 1971. – 438 с.

25. Воротницкий В.Э., Калинкина М.А. Расчет, нормирование и снижение потерь электроэнергии в электрических сетях / Учебное пособие. – 2-е изд. / М.: ЭНАС, 2002. – 210 с.
26. Рабинович М.А. Цифровая обработка информации для задач оперативного управления в электроэнергетике. / М.: ЭНАС, 2001. – 344 с.
27. Макоклюев Б.И., Костиков В.Н. Моделирование электрических нагрузок электроэнергетических систем // Электричество. – 1994. – №10. – С.13-16.
28. Об утверждении методики применения тарифов на электрическую энергию при оперативной дооптимизации режимов работы Единой энергетической системы России. Постановление ФЭК РФ от 2 октября 2002 г. № 66-э/4. (<http://www.eesros.elektra.ru>).
29. План мероприятий по реформированию электроэнергетики на 2003-2005 годы. Распоряжение Правительства РФ от 27 июня 2003 г. № 865-р. (<http://www.eesros.elektra.ru>).
30. Макоклюев Б.И., Антонов А.В. Специализированный программный комплекс для планирования и анализа режимных параметров энергосистем и энергообъединений // Новое в российской электроэнергетике. – 2002. № 6.
31. Влияние метеорологических факторов на электропотребление/ Б.И. Макоклюев, В.С. Павликов, А.И. Владимиров, Г.И. Фефелова // Электрические станции. – 2002. – №1. – С.26-31.
32. Об утверждении методики расчета стоимости отклонений объемов фактического производства (потребления) электрической энергии участников оптового рынка от объемов их планового почасового производства (потребления). Приказ федеральной службы по тарифам от 24.08.2004 г. №44-Э/3. Зарегистр. в Минюсте РФ 6.10.04. № 6056.
33. Соскин Э.А., Киреева Э.А. Автоматизация управления промышленным энергоснабжением. – М.: Энергоатомиздат, 1990. – 384 с.

34. Гельман Г.А. Автоматизированные системы управления энергоснабжением промышленных предприятий. – М.: Энергоатомиздат, 1984. – 254 с.
35. Пупков К.А., Коньков В.Г. Интеллектуальные системы. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2003. – 348 с.
36. Методы классической и современной теории автоматического управления: В 3 т. Т.3. Методы современной теории автоматического управления / Под ред. Н.Д. Егупова. – М.: Изд. МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2000. – 748 с.
37. Теряев Е.Д., Шамриков Б.М. Цифровые системы и поэтапное адаптивное управление. – М.: Наука, 1999. – 330 с.
38. Афанасьев В.И., Колмановский В.Б., Носов В.Р. Математическая теория конструирования систем управления. – М.: Высшая школа, 1998. – 574 с.
39. Чураков Е.П. Оптимальные и адаптивные системы. – М.: Энергоатомиздат, 1987. – 255 с.
40. Александров А.Г. Оптимальные и адаптивные системы. – М.: Высшая школа, 1989. – 262 с.
41. Попов Э.В., Фоминых И.Б., Кисель Е.Б., Шалот М.Д. Статистические и динамические экспертные системы. – М.: Финансы и статистика, 1996. – 330 с.
42. Вентцель Е.С., Овчаров Л.А. Теория случайных процессов и ее инженерные приложения. – М.: Высшая школа, 2000. – 383 с.
43. Бендат Дж., Пирсол А. Измерение и анализ случайных процессов. – М.: Мир, 1974. – 474 с.
44. Пешель М. Моделирование сигналов и систем. – М.: Мир, 1981. – 302 с.
45. Минеев Д.В., Михеев А.П., Рыжнев Ю.Л. Графики нагрузки дуговых электропечей. – М.: Энергия, 1977. – 120 с.
46. Некоторые подходы к краткосрочному прогнозированию суммарных нагрузок электроэнергетических систем / А.С. Апарчин, А.З. Гамм, Р.Н. Грушин и др. // Модели и методы исследования операций. – Новосибирск: Наука, 1988. – 290 с.

47. Кендалл М., Стьюарт А. Многомерный статистический анализ и временные ряды. – М.: Наука, 1976. – 540 с.
48. Надтока И.И., Седов А.В. Адаптивные модели прогнозирования нестационарных временных рядов электропотребления. Изв. вузов. Электромеханика, № 1-2, 1994, с. 57-64.
49. Надтока И.И., Седов А.В., Холодков В.П. Применение методов компонентного анализа для моделирования и классификации графиков нагрузки // Изв. вузов. Электромеханика. – 1993. – № 6. – С. 21–29.
50. Надтока И.И., Седов А.В. Декомпозиционный метод моделирования нестационарных случайных процессов в системах электроснабжения // Изв. вузов. Электромеханика. – 1996. – № 3-4. – С. 107.
51. Современные методы идентификации систем / Под ред. П. Эйкоффа – М.: Мир, 1983. – 400 с.
52. Льюинг Л. Идентификация систем. Теория для пользователя. – М.: Наука, 1991. – 432 с.
53. Бендат Дж., Пирсол А. Прикладной анализ случайных данных. – М: Мир, 1989. – 540 с.
54. Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов. Прогноз и управление. – М.: Мир, 1974. Вып. 2. – 406 с.
55. Кендалл М. Временные ряды. – М.: Финансы и статистика, 1981. – 340 с.
56. Френкель А.А. Прогнозирование производительности труда: методы и модели. – М.: Экономика, 1989. – 214 с.
57. Лукашин Ю.Г. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования. – М.: Статистика, 1989. – 256 с.
58. Тутубалин В.Н. Границы применимости (вероятностно-статистические методы и их возможности). – М.: Знание, 1977. – 64 с.
59. Тутубалин В.Н. Теория вероятностей и случайных процессов: Учебное пособие. – М.: Изд-во МГУ, 1992. – 400 с.
60. Алимов Ю.И. Альтернативы методу математической статистики. – М.: Знание, 1980. – 64 с.
61. Калман Р.Е. Идентификация систем с шумами // Успехи мат. наук. – 1985. Т. 40. – Вып. 4(244). С. 234-267.

62. Методы робастного, нейронечеткого и адаптивного управления / Под ред. Н.Д. Егупова. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э.Баумана, 2002. – 744 с.
63. Беляев Л.С., Крумм Л.А. Применимость вероятностных методов в энергетических расчетах // Изв. АН СССР. Энергетика и транспорт. – 1983. – №2. – С. 3–11.
64. Левин М.С., Лещинская Т.Б. Методы теории решений в задачах оптимизации систем электроснабжения. – М.: ВИПКЭнерго, 1989. – 130 с.
65. Прикладные нечеткие системы / К. Асаи, Д. Ватада, С. Иваи, и др. – М.: Мир, 1993. – 368 с.
66. Алиев Р.А., Церковный А.Э., Мамедова Г.А. Управление производством при нечеткой исходной информации. – М.: Москва, 1991. – 240 с.
67. Заде Л.А. Основы нового подхода к анализу сложных систем и процессов принятия решений // Математика сегодня. – М.: Знание, 1974. – С. 5–49.
68. Морхов А.Ю. Совершенствование методов расчета электрических нагрузок и управление электропотреблением в условиях нечеткой информации: Автореф. дисс. ... канд. техн. наук – Новочеркасск, 1994. – 17 с.
69. Демура А.В., Кушнарев Ф.А., Надтока И.И., Седов А.В. Прогнозирование электропотребления в энергосистеме Ростовэнерго. Изв. вузов. Электромеханика, – 1994. – № 4–5. – С. 102–110.
70. Галушкин А.И. Теория нейронных сетей. – М.: ИПРРЖР, 2000. – 416 с.
71. Белан А.В., Демура А.В., Исаев К.Н., Морхов А.Ю., Надтока И.И., Седов А.В. Анализ и прогнозирование электрической нагрузки в энергосистеме // Улучшение экологии и повышение надежности энергетики Ростовской области. – Ростов-на-Дону: Издво СКНЦ ВШ, 1995. – С. 90–100.
72. Демура А.В. Использование искусственной нейронной сети в качестве многофакторной модели при планировании электропотребления предприятий. // Изв. вузов Сев.-Кав. регион. Сер. Техн. Науки. – 1996. – № 3. – С. 102–108.

73. Шумилова Г.П., Готман Н.Э., Старцева Т.Б. Краткосрочное прогнозирование электрических нагрузок с использованием искусственных нейронных сетей // Электричество. – 1999. – № 10. – С. 6–12.
74. Айзерман М.А., Браверман Э.М., Розонтэр Л.И. Метод потенциальных функций в теории обучения машин. – М.: Наука, 1970. – 384 с.
75. Ту Дж., Гонсалес Р. Принципы распознавания образов. – М.: Мир, 1978. – 412с.
76. Гупта П.К. Интервальное суточное прогнозирование нагрузок с использованием метеорологической информации.// В кн. Сравнительные модели прогнозирования электрической нагрузки. – М.: Энергоатомиздат, 1987. – С.39-50.
77. Бейкер А.Б. Прогнозирование нагрузки с упреждением от 3–4 до 24–36 ч для управления генерацией в большой объединенной энергосистеме // Сравнительные модели прогнозирования электрической нагрузки. – М.: Энергоатомиздат, 1987. – С. 50–59.
78. Лейнг В.Д. Применение моделей временных рядов для внутричасового прогнозирования нагрузки большой объединенной энергосистемы // Сравнительные модели прогнозирования электрической нагрузки. – М.: Энергоатомиздат, 1987. – С. 59–74.
79. Шнейдер А.М., Такенава Т., Шиффман Д.А. Суточное прогнозирование нагрузки электроэнергетической системы с учетом прогнозов температуры // Сравнительные модели прогнозирования электрической нагрузки. – М.: Энергоатомиздат, 1987. – С. 74–91.
80. Abu-Hussien M.S., Kandil M.S., Tantuary M.A., Farghal S.A.. An accurate model for short-term load forecasting // Proc. IEEE. 1979. № 10. – Р. 1860–1882.
81. Galiana F.D., Handschin E., Fiechter A. Identification of stochastic electric load models from physical data // IEEE Trans., Ac-19. – 1974. – № 6. – Р. 887–893.

82. Christianse W.R. Short-term load forecasting using general exponential smoothing // IEEE Trans. Pas – 90. – 1971. – № 2. – Р. 900–910.
83. Доброжанов В.И. Краткосрочное прогнозирование электрических нагрузок промышленных предприятий. – Изв. вузов. Энергетика. – 1987. – № 1. – С. 8–12.
84. Farmer E.D., Potton J.M. Development of online load-prediction techniques with results from the south-west region of the C.E.G.B. // Proc. IEEE. – 115. – 1968. – №10. – P. 1549–1558.
85. Pickles J.H. Automatic load prediction by the spectral analysis method // RD(L). – 1974. – № 115. Central Electricity Research Laboratories, Leatherhead.
86. Baker A.B., Farmer E.D., Laing W.D., March A.D.N. The online demand validation and prediction facility at the National Control Center // OD(S), R38. 1978. Central Electricity Generation Board .
87. Gupta P.C., Yamada K. Adaptive short-term forecasting of hourly loads using weather information // IEEE Winter Power Meeting, New York, 1972. – P. 2085–2094.
88. Panuska V., Koutchonk J.P. Electrical power system load modeling by a two-stage stochastic approximation procedure // Proc. 6th Triennial World Congress of IFAC. 1975. Boston. Pp. 345-360.
89. Meeteren H.P., Son P.J.M. Short-term load prediction with a combination of different models. // IEEE PICA, 1979, – P. 192–197.
90. Irisarri G.B., Widergren S.E., Yehsakul P.D. Online load forecasting for energy control center application // IEEE Trans., PAS-101. – 1982.– №1. – P. 71–78.
91. Аккерман Г. Почасовое прогнозирование нагрузки // Сравнительные модели прогнозирования электрической нагрузки. – М.: Энергоатомиздат, 1987. – С. 31–39.
92. Bunn D.W. Experimental study of a Bayesian method for daily electricity load forecasting // Applied Mathematical Modeling. – 1980. – №2. – P. 113–116.

93. Тимченко В.Ф., Меламед А.М., Скрипко О.А. Прогнозирование режимов электропотребления нерегулярных дней // – Электрические станции. – 1987. – №5. – С. 52–57.
94. Теория автоматического управления: В 2 ч. / Под ред. А.А. Воронова. – М.: Высшая школа, 1986. – 500 с.
95. Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов. Прогноз и управление. – М.: Мир, 1974. Вып.1. – 300 с.
96. Martino B., Fusco G., Mariani E., Randino R., Ricci P. A medium and short-term forecasting model for the electrical industry // IEEE PICA. – 1979. – Р.187–191.
97. Lijesen D.P., Rosing J. Adaptive forecasting of hourly loads based upon load measurements and weather information // IEEE Winter Power Meeting, New York, 1970. – Р. 1757–1767.
98. Panuska V. Short-term forecasting of electric power system load from a weather-depend model // IFAC Symposium, Melbourne, 1977. – Р. 414–418.

Содержание

Комбинированные вероятностно-детерминированные модели	3
Характеристика основных типов комбинированных вероятностно-детерминированных математических моделей	9
Выводы по анализу прогнозирующих математических моделей процессов	14
Библиографический список	23

**Галустов Геннадий Григорьевич
Бровченко Сергей Петрович
Мелешкин Сергей Николаевич**

**Характеристика основных типов комбинированных
вероятностно-детерминированных прогнозирующих
математических моделей процессов**
Учебное пособие

Ответственный за выпуск Мелешкин С.Н.

Компьютерная верстка Мелешкин С.Н.

Редактор Проценко И.А.

Корректор Селезнева Н.И.

ЛР №020565 от 23 июня 1997 г. Подписано к печати

Формат 60x841/16.

Печать офсетная. Бумага офсетная.

Усл. п.л. – 2,2. Уч.-изд. л. – 2,1.

Заказ № Тираж 100 экз.

“C”

Издательство Технологического института
Южного федерального университета
ГСП 17А, Таганрог, 28, Некрасовский, 44
Типография Технологического института
Южного федерального университета
ГСП 17А, Таганрог, 28, Некрасовский, 44