

При использовании материалов статьи необходимо использовать данную ссылку:

Староверов Б.А. Алгоритм формирования ансамбля нейронных сетей для информационной системы прогнозирования электропотребления // Информационно-экономические аспекты стандартизации и технического регулирования. 2019. № 5. (51). С. 37-42.

УДК 681.518

АЛГОРИТМ ФОРМИРОВАНИЯ АНСАМБЛЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ИНФОРМАЦИОННОЙ СИСТЕМЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЭЛЕКТРОПОТРЕБЛЕНИЯ

Староверов Б.А.

Для обеспечения мер по оптимизации режимов работы энергосистем и выравниванию графиков нагрузки выполняется прогнозирование потребления электроэнергии. Одним из способов прогнозирования является применение искусственных нейронных сетей. Однако не удастся найти такую универсальную сеть, которая в течение всего периода прогнозирования давала бы минимальную погрешность. Обоснован метод решения этой проблемы путем объединения нейронных сетей в ансамбль.

Ключевые слова: прогнозирование электропотребления, искусственные нейронные сети, многоуровневая система, ансамбль нейронных сетей.

К ак показывают исследования, при разных условиях (режимах, графиках нагрузок) наилучшую точность дают различные виды искусственных нейронных сетей (ИНС), при этом вид сети, которая будет давать наиболее точные прогнозы в данных условиях, заранее неизвестен. Поэтому при построении информационной системы прогнозирования, повышение её точности и универсальности можно обеспечить путем объединения наиболее эффективных нейронных сетей в многоуровневый ансамбль.

Ансамбли ИНС должны давать лучшее качество прогноза, чем отдельно взятые сети. Это обусловлено тем, что разные типы нейросетей имеют минимальную погрешность прогнозирования на разных участках суточного графика потребления электроэнергии [1, 2].

Из анализа существующих методов построения ансамблей следует, что наиболее часто применяются иерархические структуры. Кроме того, учёт специфики прогнозирования электропотребления показывает, что формирование такой структуры целесообразно осуществлять на основе многоэтапного метода усреднения или на основе стэкинга.

В таких ансамблях прогнозируемая величина формируется как функция от метаданных:

$$y(x) = F(y_1(x), y_2(x), \dots, y_T(x)) \quad (1)$$

где:

$y_i(x)$ – метаданные, выдаваемые предшествующим уровнем иерархии;
 F – корректирующая функция, определяющая результирующий прогноз.

На рисунке 1 представлен в общем виде трехуровневый ансамбль, который, по существу, совмещает функции взвешенного суммирования и стэкинга, поэтому имеет в потенциале наибольшую универсальность.

В первый уровень иерархии входит **К** различных нейронных сетей, на вход которых одновременно подается входной вектор обучающей выборки, а с выхода снимаются прогнозные значения электропотребления.

Нейронные сети первого уровня ансамбля обучаются на ретроспективных данных. Нейронные сети второго уровня ансамбля, количество L которых меньше, чем нейронных сетей первого уровня ($L < K$) обучаются также, как и сети первого уровня. Входным вектором для

Староверов Борислав Алексеевич, соискатель, ФГБУН ВИНТИ РАН, г. Москва

них является множество выходных значений (метаданные) сетей первого уровня:

$$y_1 = \{y_{11}, y_{12}, \dots, y_{1k}\} \quad (2)$$

Сети последующих уровней обучаются аналогично. Для них входной вектор также формируется из выходных сигналов сетей предыдущего уровня.

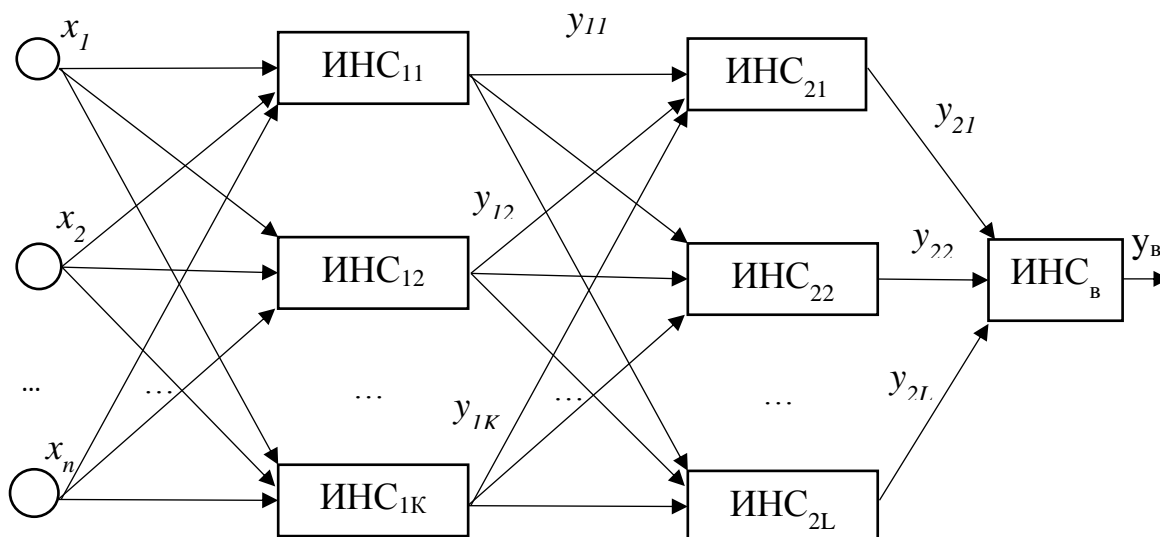


Рисунок 1. Иерархическая структура ансамбля ИНС

Первоочередной задачей при формировании ансамбля искусственных нейронных сетей (АНС) является определение состава и количества нейронных сетей первого уровня, которые формируют метаданные для второго уровня ансамбля. Выделяется два разных подхода. Первый заключается в использовании на первом уровне нейронных сетей, максимально отличающихся по типу [1, 4], чтобы обеспечить наиболее адаптивное прогнозирование при разных свойствах аппроксимируемой зависимости. Второй подход заключается в использовании на базовом (первом) уровне однотипных нейронных сетей с избыточной сложностью [5] для взаимной компенсации разбросов отдельных сигналов.

Учитывая вышеизложенное, принимается концепция, что базовый уровень должен формироваться из нейронных сетей, дающих минимальные погрешности прогнозирования энергопотребления [3, 6].

Показателями возможности взаимной компенсации ошибок прогнозирования объединяемыми нейронными сетями служат величины разбросов этих ошибок (погрешностей) в одинаковые моменты времени. Необходимо выявить ситуации, при которых происходит компенсация или наоборот увеличение ошибок

прогнозирования при объединении двух нейросетей. Таких типовых ситуаций может быть три:

первая – ошибки прогнозирования в один и тот же момент имеют разные знаки (наиболее благоприятная ситуация);

вторая – ошибки прогнозирования в один и тот же момент имеют одинаковые знаки имеют примерно одинаковые значения (наиболее неблагоприятная ситуация);

третья – ошибки прогнозирования в один и тот же момент имеют одинаковые знаки, но имеют существенные различия по величине (промежуточная ситуация).

Максимальная взаимная компенсация ошибок прогнозирования при объединении нейронных сетей происходит в тех случаях, когда в выходных сигналах на первом уровне нейросетей (в получаемых метаданных) преобладают два вида ситуаций: наиболее благоприятные (ошибки имеют разные знаки) и промежуточные (ошибки имеют одинаковые знаки, но разные по величине).

Для определения количества таких прогнозных ситуаций определяются разности ошибок прогнозирования по модулю на всей выборке:

$$\delta_{ijk} = |\varepsilon_{ik} - \varepsilon_{jk}|, \quad (3)$$

где:

ε_{ik} и ε_{jk} - абсолютные ошибки прогнозирования.

Эти ошибки определяются следующим образом:

$$\varepsilon_{ik} = P_{ikп} - P_{kф}, \quad \varepsilon_{jk} = P_{jkп} - P_{kф}, \quad (4)$$

где:

i -тая и j -тая сравниваемые по порядку нейронные сети (1-ая со 2-ой, 2-ая с 3-ей и т.д.);

k - тый прогнозный момент (k -тая реализация);

$P_{ikп}$ и $P_{kф}$ - прогнозируемое и фактическое потребление электроэнергии k -тый момент.

Остальные парные сравнения нейронных сетей по совместимости для АИНС определяются из очевидного соотношения:

$$\delta_{ijk} - \delta_{jqk} = \delta_{iqk} \quad (5)$$

Подставляя выражения (3) в (4) в процентном выражении получим:

$$\delta_{ijk} \% = \left| \frac{P_{ikп} - P_{kф}}{P_{kф}} - \frac{P_{jkп} - P_{kф}}{P_{kф}} \right| 100 \% = \frac{|P_{ikп} - P_{jkп}|}{P_{kф}} 100 \% \quad (6)$$

Ситуация будет не благоприятной, т.е. графики прогнозов будут совпадать, а значит и будут совпадать и ошибки прогнозирования, если

$$\delta_{ijk} \% \leq \Delta_p \% , \quad (7)$$

где:

Δ_p % - пороговое значение, при равенстве которому или меньше разность ошибок прогнозирования приравниваются нулю.

Исследования показывают, что пороговую величину Δ_p % нужно, как правило, брать равной 1%.

Очевидно, чем меньше число разностей погрешностей δ_{ijk} % не превышающих пороговое значение, тем больший эффект даст объединение сравниваемых нейросетей в ансамбль. Для количественной оценки этого показателя служит сумма разностей модулей ошибок прогнозирования:

$$J_p = \sum_{k=1}^N \delta_{ijk} \% , \quad (8)$$

Или в процентном выражении:

$$\mu_{ijk} \% = \left| \frac{P_{ikп} - P_{kф}}{P_{kф}} + \frac{P_{jkп} - P_{kф}}{P_{kф}} \right| 100 \% = \frac{|P_{ikп} + P_{jkп} - 2P_{kф}|}{P_{kф}} 100 \% . \quad (10)$$

Очевидно, как и в предыдущем случае, суммарная ошибка двух сравниваемых сетей принимается равной нулю, если

$$\mu_{ijk} \% \leq \Delta_p \% . \quad (11)$$

Пороговая величина Δ_p % также берется равной 1%.

где:

N - объем выборки.

По существу, данный критерий является показателем несоответствия (или наоборот - совпадения) графиков, объединяемых в ансамбль нейронных сетей. Так как объединяются сети, дающие минимальные погрешности, то взаимная компенсация ими ошибок прогнозирования будет наиболее эффективной в тех случаях, когда их графики прогнозов максимально не совпадают. Поэтому из сравниваемых нейронных сетей та пара даст наибольший эффект от объединения в ансамбль, у которой критерий J_p максимальный.

Другим критерием является определение числа наиболее благоприятных ситуаций, когда ошибки прогнозирования в один и тот же момент имеют разные знаки и при объединении сетей скомпенсируют друг друга. Для определения таких ситуаций необходимо рассчитать модуль суммы ошибок для каждого момента прогноза:

$$\mu_{ijk} = |\varepsilon_{ik} + \varepsilon_{jk}| . \quad (9)$$

Наибольший эффект от объединения сетей будет при максимальном, в пределе равном всему объему выборки N , числе нулевых значений μ_{ijk} .

По аналогии с предыдущим случаем для количественной оценки этого показателя берется среднее значение суммы модулей сумм ошибок прогнозирования сравниваемых сетей. Но при

этом получается довольно большое число. Поэтому лучше подходит среднее значение этой суммы:

$$J_c = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \eta_{ijk} \% \quad (12)$$

Очевидно, что из сравниваемых нейронных сетей та пара даст наибольший эффект от объединения в ансамбль, у которой показатель J_c минимальный.

Выбор сетей для ансамбля осуществляется по максимуму критерия J_p (см. (8)). В том случае,

когда у двух сравниваемых пар критерии J_p примерно одинаковые (отличаются не более чем на 20%) выбор осуществляется по дополнительному критерию J_c (см. (12)). Следовательно, при примерном равенстве критериев J_p должна выбираться та пара, у которой критерий J_c меньше.

Функциональная схема АИНС, построенного из выбранных по описанным критериям с минимальным количеством нейронных сетей представлена на рисунке 2.

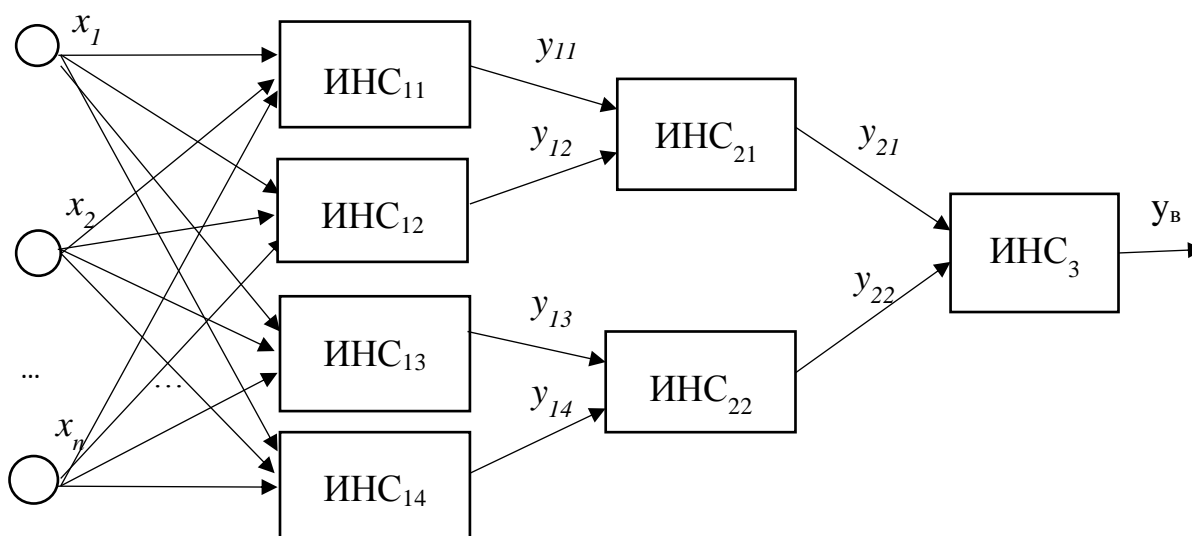


Рисунок 2. Трехуровневый ансамбль с минимальным числом искусственных нейронных сетей

Для формирования базового или первого уровня ансамбля использовались варианты оптимального попарного объединения ИНС на базовом первом уровне по критериям J_p и J_c .

Например, расчет критерия J_p для попарных сравнений четырех эффективных ИНС дает следующие результаты:

1. Нейронная сеть Элмана с 75 нейронами в скрытом слое и нейронная сеть с прямым распределением и задержкой по времени с 75 скрытым слое: $J_p = 30\%$.

нейронами в

2. Двухслойная нейронная сеть Элмана и Нейронная сеть с прямым распределением и задержкой по времени с 75 нейронами в скрытом слое:

$$J_p = 12,2\%$$

3. Нейронные сети: Двухслойная нейросеть с прямым распределением и задержкой по времени и Двухслойная нейронная сеть Элмана: $J_p = 7,98\%$

Максимальную величину критерия J_p (30%) имеет первая пара объединяемых ИНС. Следовательно, эта пара будет оптимальной для использования в ансамбле.

Расчет критерия J_c для попарных сравнений этих же ИНС дает следующие результаты:

- для первой пары ИНС критерий $J_c = 4,23\%$;
- для второй пары ИНС критерий $J_c = 4,54\%$;
- для третьей пары ИНС критерий $J_c = 4,69\%$.

Минимальную величину критерия J_c (4.23%) имеет также первая пара объединяемых

ИНС. Следовательно, эта пара будет оптимальной для использования в ансамбле. Аналогично могут быть выбраны ИНС на втором и третьем уровнях.

ВЫВОДЫ.

Обоснована идея объединения ИНС в ансамбль для получения результирующего прогноза с минимальной погрешностью в течение всего периода прогнозирования.

Разработаны критерии отбора нейронных сетей для объединения в ансамбль и на их основе алгоритм формирования ансамбля.

Предложена трехуровневая структура ансамбля с минимальным числом искусственных нейронных сетей.

Эксперименты с различными типами сетей демонстрируют эффект компенсации ошибок прогнозирования по мере перехода с одного уровня ансамбля на другой. При этом происходит постепенное уменьшение погрешности прогнозирования электропотребления по мере увеличения количества уровней в АИНС. **iea**

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ И ЛИТЕРАТУРЫ:

1. Буянкин В. М. Разработка метода синтеза многопараметрической нейропрогнозирующей идентификации с использованием ансамбля нейронных сетей с нечеткой логикой для сложных

технологических установок // Промышленные АСУ и контроллеры. – 2012. – №6. – С. 31-35.

2. Староверов Б.А. Метод синтеза ансамбля нейронных сетей для прогнозирования потребления электроэнергии / Б.А. Староверов, В.Н. Шведенко // Научно-технический вестник Поволжья. – 2018. – №3 – С. 64.
3. Староверов Б.А. Формирование ансамбля нейронных сетей как основы инвариантной системы прогнозирования (на примере электропотребления) / Б.А. Староверов, Б.А. Гнатюк. – Иваново, Вестник ИГЭУ. Вып. 5. – 2016. – с.70-75
4. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание: Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс». – 2008. – 1104с.
5. Han C., Li Y., Yang D., Hao Y. An intrusion detection system based on neural network / Proceedings of Mechatronic Science. – Electric Engineering and Computer (MEC). – 2011. – p. 2018-2021.
6. Staroverov B.A. Gnatyuk B.A. Universal energy consumption forecasting system based on neural network ensemble // Optical Memory and Neural Networks. July 2016. – Volume 25. – Issue 3. – p. 198-202.

ALGORITHM OF FORMATION OF ENSEMBLE OF NEURAL NETWORKS FOR INFORMATION SYSTEMS FUTURE ENERGY CONSUMPTION

Staroverov Borislav A., PhD student, FSBI VINITI RAS, Moscow

To ensure measures of optimizing the power systems operating modes and equalize the load schedules, it is necessary to forecast the energy consumption. One of the forecasting methods is the use of artificial neural networks. However, it is not possible to find such a universal artificial neural network, which during the whole period of forecasting would give a minimum error. The method of solving this problem by combining neural networks into an ensemble is justified.

Keywords: power consumption forecasting, artificial neural networks, multilevel system, ensemble of neural networks.

REFERENCES:

1. Buyankin V. M. Razrabotka metoda sinteza mnogoparametricheskoy neyroprognoziruyushchey identifikatsii s ispol'zovaniyem ansamblya neyronnykh setey s nechetkoy logikoy dlya slozhnykh tekhnologicheskikh ustanovok [Development of a synthesis method for multi-parameter neuro-predictive identification using an ensemble of neural networks with fuzzy logic for complex technological installations]. Promyshlennyye ASU i kontrolyery. 2012. №6. pp. 31-35.
2. Staroverov B.A., Shvedenko V.N. Metod sinteza ansamblya neyronnykh setey dlya prognozirovaniya potrebleniya elektroenergii [The synthesis method of an ensemble of neural networks for predicting electricity consumption]. Nauchno-tekhnicheskij vestnik Povolzh'ya. – 2018. №3. p 64.
3. Staroverov B.A., Gnatyuk B.A. Formirovaniye ansamblya neyronnykh setey kak osnovy invariantnoy sistemy prognozirovaniya (na primere elektropotrebleniya) [The formation of an ensemble of neural networks as the basis of an invariant forecasting system (using power consumption as an example)]. Ivanovo, Vestnik IGEU. № 5. 2016. pp.70-75

4. Khaykin S. Neyronnyye seti: polnyy kurs, 2-ye izdaniye [*Neural networks: full course, 2nd edition*]. Moscow: Izdatel'skiy dom «Vil'yams». 2008. 1104s. Han C., Li Y., Yang D., Hao Y. An intrusion detection system based on nueral network. Proceedings of Mechatronic Science. – Electric Engineering and Computer (MEC). – 2011. – pp. 2018-2021.
5. Han C., Li Y., Yang D., Hao Y. An intrusion detection system based on nueral network / Proceedings of Mechatronic Science. – Electric Engineering and Computer (MEC). – 2011. – p. 2018-2021.
6. Staroverov B.A. Gnatyuk B.A. Universal energy consumption forecasting system based on neural network ensemble. Optical Memory and Neural Networks. July 2016. – Volume 25. – Issue 3. – p. 198-202.