

УДК 004.023

УПРАВЛЕНИЕ КАЧЕСТВОМ ПРОЦЕССА ОБУЧЕНИЯ НЕЙРОСЕТЕВЫХ АЛГОРИТМОВ ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ

¹Шестопалов Р.П., ²Шестопалова О.Л.

¹ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ»
им. В.И. Ульянова (Ленина)», Санкт-Петербург, e-mail: rpshestopalov@stud.etu.ru;

²Филиал «Восход» Московского авиационного института, Байконур

В статье с позиций системного анализа исследованы вопросы управления качеством процесса обучения нейросетевых алгоритмов обработки информации. Описана модель процесса обучения нейросети в виде гауссовского случайного процесса изменения во времени текущей остаточной ошибки обучения с убывающими по линейному закону значениями математического ожидания и дисперсии ошибки. Введено понятие системы управления обучением нейросети как совокупности объекта обучения (нейросетевого алгоритма обработки информации) и совокупности элементов, реализующих процесс обучения нейросети. Предложено рассматривать два класса систем управления обучением: статические системы с фиксированными параметрами и динамические системы с изменяющимися параметрами. Описаны структура и функции статических и динамических систем управления обучением, приведены их преимущества и недостатки. Введены показатели качества процесса обучения нейросетевых алгоритмов обработки информации, представляющие собой показатели результативности, оперативности, ресурсоемкости и адаптивности обучения нейросети. Рассмотрены особенности адаптации параметров динамических систем управления обучением к результатам функционирования нейросетевых алгоритмов обработки информации на стадии их разработки, испытаний и эксплуатации. Материалы статьи могут быть полезны специалистам, разрабатывающим нейросети и совершенствующим процесс их обучения и применения по назначению.

Ключевые слова: нейросетевые алгоритмы обработки информации, алгоритм подстройки весов нейросети, система управления обучением нейросети, нечеткие предпочтения

QUALITY MANAGEMENT OF THE PROCESS TRAINING OF NEURAL NETWORK ALGORITHMS FOR INFORMATION PROCESSING

¹Shestopalov R.P., ²Shestopalova O.L.

¹Saint Petersburg State Electrotechnical University «LETI» named after V.I. Ulyanov (Lenin),
Saint Petersburg, e-mail: rpshestopalov@stud.etu.ru;

²Voskhod branch of the MAI, Baikonur

The article examines the issues of quality management of the learning process of neural network algorithms for information processing from the standpoint of system analysis. A model of the neural network learning process is described in the form of a Gaussian random process of changes in time of the current residual learning error with decreasing values of the mathematical expectation and error variance according to a linear law. The concept of a neural network learning management system is introduced as a set of learning objects (a neural network algorithm for information processing) and a set of elements that implement the neural network learning process. It is proposed to consider two classes of learning management systems: static systems with fixed parameters and dynamic systems with changing parameters. The structure and functions of static and dynamic learning management systems are described, their advantages and disadvantages are given. The quality indicators of the learning process of neural network algorithms for information processing, which are indicators of the effectiveness, efficiency, resource intensity and adaptability of neural network training, are introduced. The features of adapting the parameters of dynamic learning management systems to the results of the functioning of neural network algorithms for information processing at the stage of their development, testing and operation are considered. The materials of the article can be useful for specialists who develop neural networks and improve the process of their training and use for their intended purpose.

Keywords: neural network algorithms for information processing, neural network weight adjustment algorithm, neural network learning management system, fuzzy preferences

Одним из перспективных направлений в информатике и управлении сложными системами и процессами, активно развивающимися в последнее десятилетие, являются нейросетевые технологии обработки информации [1–3]. Применение нейросетей позволяет эффективно решать большое число разнообразных задач в различных технических приложениях. Нейросетевые алгоритмы обработки информации (НСА-ОИ) представляют собой эффективный

набор программных средств обработки и анализа данных, но требуют настройки (обучения) для решения конкретных прикладных задач. От качества процесса обучения зависит эффективность применения нейросетевых алгоритмов обработки информации на стадии эксплуатации программного обеспечения.

Целью данной статьи является представление процесса обучения нейросетевых алгоритмов обработки информации с позиций

системного анализа, предполагающего исследование вопросов управления качеством процесса обучения нейросетевых в рамках функционирования системы управления обучением нейросети на различных информационных базисах, как автономных, так и открытых, т.е. во взаимосвязи с изменяющейся внешней средой обучения.

Материалы и методы исследования

Моделирование процесса обучения НСАОИ

Под обучением НСАОИ понимается целенаправленный процесс адаптации параметров закона преобразования входных сигналов нейросети в выходной сигнал по критерию минимума ошибки, представ-

ляющей собой количественную меру расхождения фактического выхода нейросети с тестовыми значениями, задаваемыми при формировании обучающей выборки [4–6]. Иными словами, обучение НСАОИ есть такой подбор значений весов нейросети, при которых нейросеть функционирует с приемлемым для пользователя значением ошибки на всех элементах обучающей выборки.

Настраиваемые в ходе обучения веса нейросети представляют собой набор из весов искусственных нейронов, составляющих слои нейросети. При этом преобразование входных сигналов в выходной сигнал в отдельно взятом искусственном нейроне описывается выражением

$$y = \Phi \left(\sum_{i=1}^{n_{\text{нейрон}}} \omega_i x_i - \theta \right), \quad (1)$$

где y – выходной сигнал; ω_i , $i = 1, \dots, n_{\text{нейрон}}$ – веса преобразования входных сигналов в нейроне; θ – пороговый уровень реагирования нейрона на суммарный сигнал

$X_{\Sigma} = \sum_{i=1}^{n_{\text{нейрон}}} \omega_i x_i$; $\Phi(X_{\Sigma} - \theta)$ – функция активации. Совокупность весов всей нейросети обозначим $\Omega_{<K>} = \langle \omega_1, \omega_2, \dots, \omega_K \rangle$; вход нейросети – $X_{<n>} = \langle x_1, x_2, \dots, x_n \rangle$; выход нейросети – $Y_{<m>} = \langle y_1, y_2, \dots, y_m \rangle$.

Опишем обучающую выборку («Training Sample Of Examples» (TSOE)) в виде множества пар входных и выходных обучающих сигналов:

$$\text{TSOE} = \{(X_{<n>1}, Y_{<m>1}), (X_{<n>2}, Y_{<m>2}), \dots, (X_{<n>i}, Y_{<m>i}), \dots, (X_{<n>N}, Y_{<m>N})\}, \quad (2)$$

где $X_{<n>i} = \langle x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{ni} \rangle$ – i -й входной n -мерный обучающий сигнал;

$Y_{<m>i} = \langle y_{1i}, y_{2i}, \dots, y_{mi} \rangle$ – i -й выходной m -мерный обучающий сигнал.

При обучении нейросети на i -м шаге обучения на ее вход подается i -й входной тестовый массив данных $X_{<n>i} = \langle x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{ni} \rangle$, в результате чего на выходе нейросети формируется i -й выходной сигнал $Y_{<m>i}^* = \langle y_{1i}^*, y_{2i}^*, \dots, y_{mi}^* \rangle$. Так как для каждого входного тестового массива данных $X_{<n>i} = \langle x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{ni} \rangle$ в TSOE задан выходной тестовый (опорный) массив данных $Y_{<m>i} = \langle y_{1i}, y_{2i}, \dots, y_{mi} \rangle$, то это позволяет вычислить вектор ошибок нейросети

$$E_{<m>i} = \langle \varepsilon_{1i}, \varepsilon_{2i}, \dots, \varepsilon_{mi} \rangle, \quad (3)$$

где $\varepsilon_{ji} = |y_{ji}^* - y_{ji}|$, $j = \overline{1, m}$; $i = \overline{1, N}$,

и далее преобразовать его к скалярной оценке по правилу (4), либо (5):

$$\overline{E}_{(1)}^i = \frac{\sum_{j=1}^{m_i} \varepsilon_{ji}}{m}, \quad (4)$$

$$\overline{E}_{(2)}^i = \alpha_1 \varepsilon_{1i} + \alpha_2 \varepsilon_{2i} + \dots + \alpha_m \varepsilon_{mi} = \sum_{j=1}^m \alpha_j \varepsilon_{ji}, \quad \sum_{j=1}^m \alpha_j = 1. \quad (5)$$

Для анализа значимости величины ошибки функционирования НСАОИ задается $\varepsilon_{\text{Пор}}$ – пороговое значение допустимой ошибки нейросети, после чего проверяется выполнение неравенств

$$\overline{E}_{(1)}^i < \varepsilon_{\text{Пор}}, \text{ либо } \overline{E}_{(2)}^i < \varepsilon_{\text{Пор}}. \quad (6)$$

Если неравенство вида (6) не выполняется, то производится подстройка весов нейросети по алгоритму A_l путем вычисления частных производных

$$\Delta_{w_{ki}} = \frac{\partial \bar{E}_i^{(1)}}{\partial \omega_k}, \text{ либо } \Delta_{w_{ki}} = \frac{\partial \bar{E}_i^{(2)}}{\partial \omega_k} \quad (7)$$

и коррекции значения весов по правилу:

$$\begin{aligned} \omega_{1i}^{(1)} &= \omega_{1i}^{(0)} - h \times \Delta_{w_{1i}} \\ \omega_{2i}^{(1)} &= \omega_{2i}^{(0)} - h \times \Delta_{w_{2i}}, \\ &\dots \\ \omega_{Ki}^{(1)} &= \omega_{Ki}^{(0)} - h \times \Delta_{w_{Ki}} \end{aligned} \quad (8)$$

где $\langle \omega_1^{(0)}, \omega_2^{(0)}, \dots, \omega_K^{(0)} \rangle$ – вектор начальных значений весов обучаемой нейросети;

h – величина шага подстройки весовых коэффициентов нейросети.

Операции (7) и (8) повторяются, пока не будут выполнены условия (6).

Подстройка весов нейросети продолжается для всех примеров из TSOE.

После многократной обработки примеров происходит «стабилизация весов нейросети», при этом нейросеть дает удовлетворительные ответы на подавляющее большинство примеров из TSOE с заданной степенью «уверенности» $1 - \mathfrak{R}$, $\mathfrak{R} \in [0; 1]$, где \mathfrak{R} – вероятностный уровень останова процесса обучения (т.е. процесс обучения останавливается, когда значение вероятности успешного обучения нейросети за время t достигает уровня $1 - \mathfrak{R}$).

Модель процесса обучения НСАОИ представляет собой зависимость от времени текущей остаточной ошибки обучения (Current Residual Training Error), обозначаемой как CRTE и рассчитываемой по формулам (4) или (5). Вследствие действия неполностью контролируемых факторов значение CRTE в произвольный момент времени будет нормально распределенной случайной величиной с математическим ожиданием $M_{CRTE}(t) = M_{CRTE}^{(0)} - k_{IM}t$ и среднеквадратическим отклонением $\sigma_{CRTE}(t) = \sigma_{CRTE}^{(0)} - k_{IG}t$, где $M_{CRTE}^{(0)}$ и $\sigma_{CRTE}^{(0)}$ – начальные значения математического ожидания CRTE и, соответственно, среднеквадратического отклонения CRTE при $t=0$; k_{IM} и k_{IG} – коэффициенты, характеризующие скорость уменьшения математического ожидания $M_{CRTE}(t)$ и среднеквадратического отклонения $\sigma_{CRTE}(t)$ в процессе обучения.

С учетом сделанных предположений процесс изменения во времени текущей остаточной ошибки обучения CRTE может быть математически описан нестационарным гауссовым случайным процессом с уменьшающимися значениями математического ожидания и среднеквадратического отклонения [6] (рис. 1).

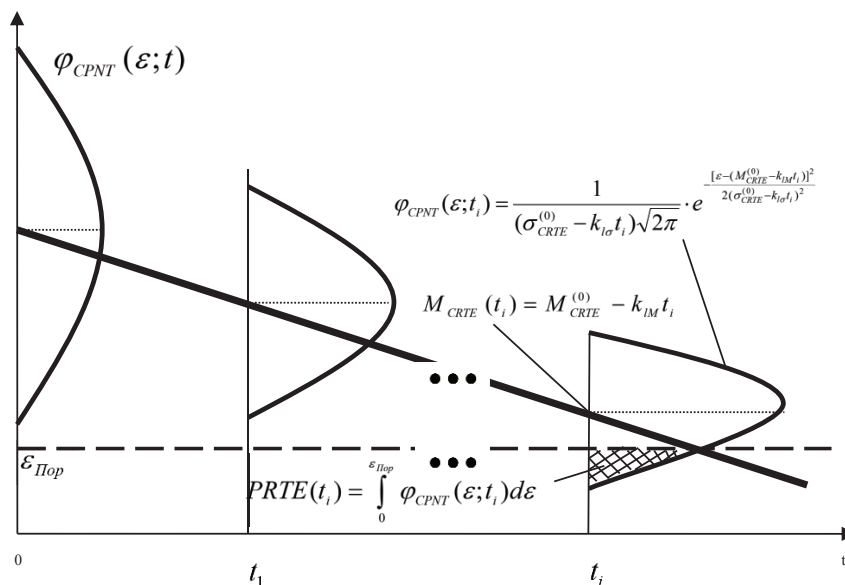


Рис. 1. Модель процесса обучения НСАОИ

Плотность распределения значений случайного процесса изменения CRTE в процессе обучения для произвольного временного сечения записывается как

$$\Phi_{CPNT}(\varepsilon; t) = \frac{1}{(\sigma_{CRTE}^{(0)} - k_{IG}t)\sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{[\varepsilon - (M_{CRTE}^{(0)} - k_{IM}t)]^2}{2(\sigma_{CRTE}^{(0)} - k_{IG}t)^2}}. \quad (9)$$

Результаты исследования и их обсуждение

Статические и динамические системы управления обучением нейросети, показатели качества их функционирования

Под системой управления обучением нейросети (СУОН) будем понимать совокупность объекта обучения – нейросетевого алгоритма обработки информации и элементов, реализующих процесс его обучения.

В зависимости от степени адаптивности характеристик системы управления обучением к состоянию объекта обучения будем различать два типа СУОН: статические и динамические.

Статическая система управления обучением нейросети содержит две составные части: объект обучения – НСАОИ и обучающую подсистему (рис. 2).

Обучающая система (рис. 3) содержит следующие основные элементы: обучающую выборку (TSOE); блок анализа ошибки функционирования НСАОИ на TSOE;

блок подстройки весов НСАОИ; блок анализа показателей качества обучения НСАОИ на TSOE; блок формирования решения о завершении обучения НСАОИ на TSOE.

Статическая система управления обучением НСАОИ характеризуется заданными и неизменяемыми в процессе обучения следующими характеристиками: составом обучающей выборки TSOE (фиксированным множеством пар входных и выходных обучающих сигналов); жестко заданным алгоритмом A_i подстройки весов НСАОИ; фиксированной величиной $\varepsilon_{Пор}$ (порогового значения допустимой ошибки нейросети) и заданным фиксированным значением \mathfrak{R} (вероятностного уровня остановки процесса обучения).



Рис. 2. Структура статической системы обучения НСАОИ

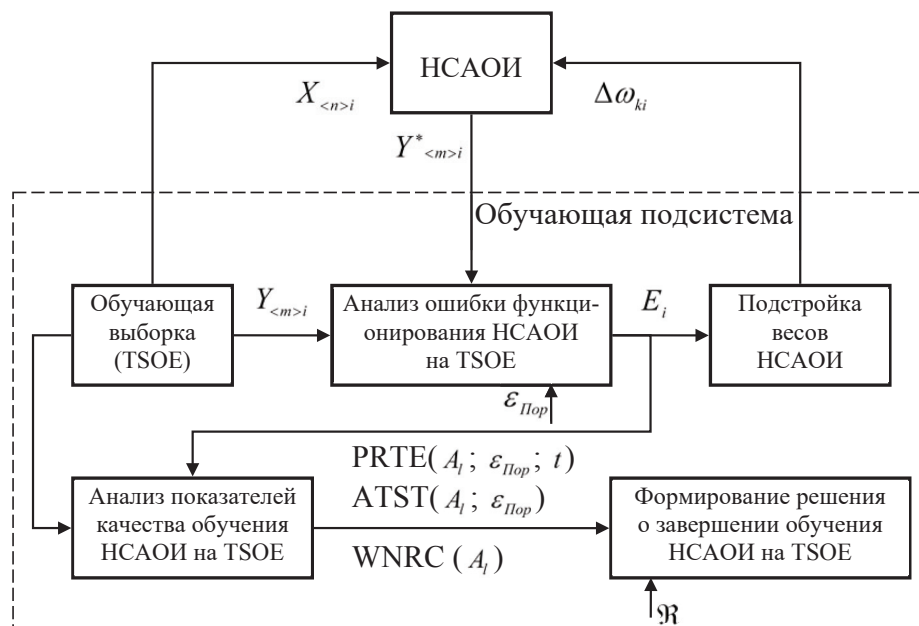


Рис. 3. Статическая система обучения НСАОИ с развернутой структурой обучающей подсистемы

Качество функционирования статической системы обучения оценивается тремя показателями [6]: показателем результативности обучения PRTE (Probability of Reducing the Training Error), показателем оперативности обучения ATST (Average Time of Successful Neural Network Training) и показателем ресурсоемкости обучения WNRC (Weighted Average Normalized Resource Costs).

Показатель результативности обучения PRTE есть «вероятность снижения текущей остаточной ошибки обучения нейросети за время t до или ниже $\varepsilon_{\text{Пор}}$ (заданного порогового значения допустимой ошибки функционирования НСАОИ) при использовании алгоритма подстройки весов нейросети A_i ».

$$\text{PRTE}(A_i; \varepsilon_{\text{Пор}}; t) = \int_0^{\varepsilon_{\text{Пор}}} \varphi_{\text{CRTE}}(\varepsilon; A_i; t) d\varepsilon, \quad (10)$$

где

$$\begin{aligned} \varphi_{\text{CRTE}}(\varepsilon; A_i; t) = \\ = \frac{1}{(\sigma_{\text{CRTE}}^{(0)} - k_{i\sigma} t) \sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{[\varepsilon - (M_{\text{CRTE}}^{(0)} - k_{iM} t)]^2}{2(\sigma_{\text{CRTE}}^{(0)} - k_{i\sigma} t)^2}} \end{aligned} \quad (11)$$

значение плотности распределения значений CRTE в произвольном временном сечении t ».

Показатель оперативности обучения есть «среднее время успешного обучения нейросети при использовании алгоритма подстройки весов нейросети A_i и при заданном пороговом значении допустимой ошибки функционирования $\varepsilon_{\text{Пор}}$ ».

$$\text{ATST}(A_i; \varepsilon_{\text{Пор}}) = \int_0^{\infty} [1 - \text{PST}(A_i; \varepsilon_{\text{Пор}}; t)] dt, \quad (12)$$

где $\text{PST}(A_i; \varepsilon_{\text{Пор}}; t) = \text{PRTE}(A_i; \varepsilon_{\text{Пор}}; t) \times \text{PATSP}$, т.е. вероятность успешного обучения нейросети (Probability of Successful Neural Network Training (PST)) за время t при применении алгоритма подстройки весов A_i ; PATSP – вероятность адекватности обучающей выборки физической задаче (Probability of Adequacy of the Training Sample to the Physical Problem)».

Показатель ресурсоемкости обучения есть [7] «средневзвешенные нормированные затраты ресурсов (вычислительных ресурсов на реализацию процесса подстройки весов нейросети и временных затрат на формирование обучающей выборки TSOE):

$$\text{WNRC}(A_i) = \delta_1 \times \text{NCCR}(A_i) + \delta_2 \times \text{NTC}(A_i), \quad (13)$$

где $\text{NCCR}(A_i)$ – Normalized Cost of Computing Resources – нормированные затраты

вычислительных ресурсов на реализацию процесса подстройки весов нейросети с использованием алгоритма A_i ; $\text{NTC}(A_i)$ – Normalized Time Costs – нормированные временные затраты на реализацию процесса подстройки весов нейросети с использованием алгоритма A_i ».

Адаптация в статической системе обучения нейросети распространяется только на настройку весов нейросети с целью обеспечения преобразования входных сигналов нейросети в выходной сигнал с допустимой ошибкой, определяемой строго на фиксированных элементах обучающей выборки ограниченного объема.

Решение о завершении обучения в статической СУОН формируется, когда значение вероятности $\text{PRTE}(A_i; \varepsilon_{\text{Пор}}; t)$ достигает уровня 1- \mathcal{R} .

Достоинством статической СУОН является относительная простота реализации процесса обучения нейросети. Вместе с тем ей присущ ряд существенных недостатков:

1. Формальная зависимость показателей результативности и оперативности обучения от задаваемого значения $\varepsilon_{\text{Пор}}$ – порогового значения допустимой ошибки нейросети. При увеличении $\varepsilon_{\text{Пор}}$ для одного и того же значения времени обучения t' увеличивается значение $\text{PRTE}(A_i; \varepsilon_{\text{Пор}}; t')$, так как данная вероятность рассчитывается как интеграл от участка плотности распределения значений CRTE, лежащего ниже $\varepsilon_{\text{Пор}}$ (рис. 1). Формально при увеличении $\varepsilon_{\text{Пор}}$ результативность обучения возрастает и одновременно повышается его оперативность (рис. 4 и 5). Однако в действительности кажущееся улучшение качества обучения таковым не является, так как достигается за счет увеличения допустимой ошибки обучения, что объективно снижает фактическое, а не формальное качество обучения (нейросеть хорошо обучается работать плохо).

2. Обучающая выборка TSOE должна быть адекватна по объему испытаний и степени репрезентативности физической задаче, для выполнения которой обучается нейросеть. В противном случае при применении обученной по некачественной выборке нейросети будут возникать неприемлемые для пользователя ошибки.

Перечисленные недостатки статических СУОН обусловили разработку и применение динамических систем управления обучением нейросетей.

Динамическая система управления обучением нейросети помимо объекта обучения – НСАОИ и обучающей подсистемы содержит (рис. 6) пользователя и подсистему адаптации процесса обучения.

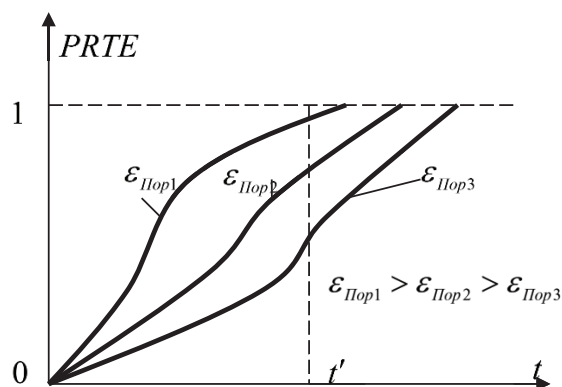


Рис. 4. Зависимость PRTE от времени обучения при различных пороговых значениях допустимой ошибки нейросети

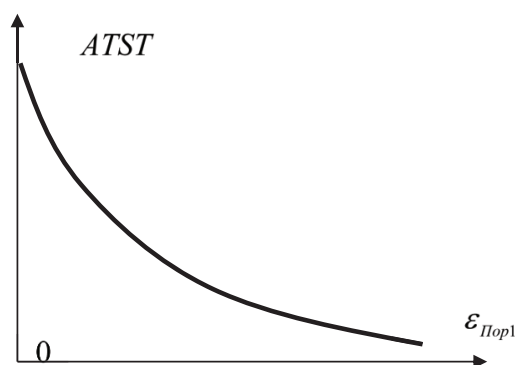


Рис. 5. Зависимость ATST от порогового значения допустимой ошибки нейросети

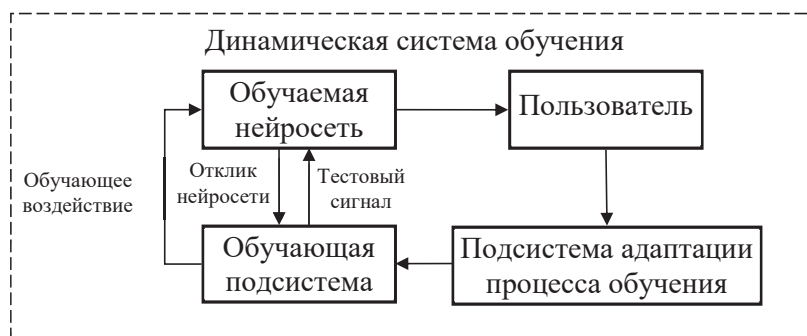


Рис. 6. Структура динамической системы обучения НСАОИ

Динамическая система обучения НСАОИ с развернутой структурой обучающей подсистемы представлена на рис. 7.

Динамическая система управления обучением НСАОИ характеризуется следующими особенностями:

– адаптируемым составом обучающей выборки TSOE (дополняемым при необходимости множеством пар входных и выходных обучающих сигналов);

– адаптируемым алгоритмом A_l подстройки весов НСАОИ [8];

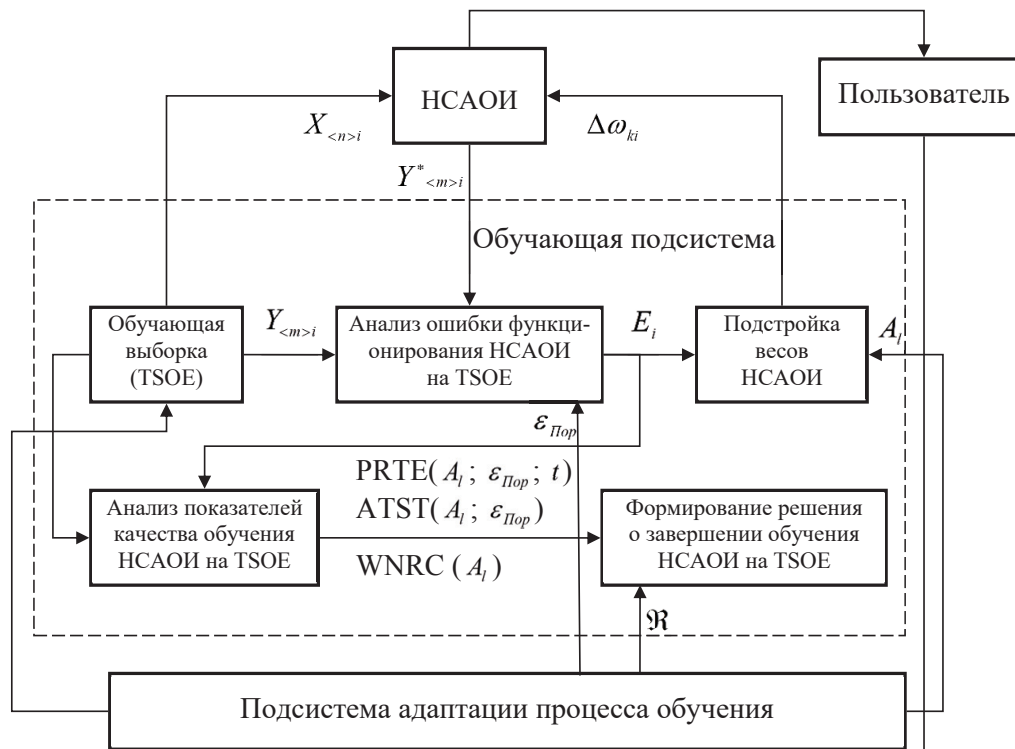


Рис. 7. Динамическая система обучения НСАОИ с развернутой структурой обучающей подсистемы

– адаптируемой к предпочтениям пользователя величиной $\varepsilon_{Пор}$ (порогового значения допустимой ошибки нейросети);

– адаптируемым к предпочтениям пользователя значением \mathfrak{R} (вероятностного уровня остановки процесса обучения).

Качество функционирования динамической системы обучения помимо трех показателей качества статической системы (PRTE, ATST и WNRC) дополнительно характеризуется степенью адаптации характеристик обучающей подсистемы к дополнительной информации о результатах функционирования НСАОИ по назначению.

Степень адаптивности динамической системы обучения выше по сравнению со статической системой, которая использует только априорную информацию в виде обучающей выборки TSOE и первичные представления о пороговом значении допустимой ошибки нейросети. Динамическая система обучения адаптируется к апостериорной информации, которая появляется после того, как НСАОИ начинает испытываться, а затем и применяться по назначению.

Соответственно, можно очертить границы применимости статических и динамических систем обучения НСАОИ. Статические системы обучения целесообразно использо-

вать на ранних этапах разработки НСАОИ для отработки алгоритмов обучения проектируемой нейросети. Динамические же системы обучения необходимо применять на стадии испытаний и эксплуатации НСАОИ для более точной настройки их на особенности реальных физических объектов и повышения фактической, а не расчетной эффективности целевого применения.

Заключение

Таким образом, в данной статье представлены результаты, позволяющие с позиций системного анализа исследовать возможности реализации управления качеством процесса обучения нейросетевых алгоритмов обработки информации на стадиях их проектирования, испытаний и эксплуатации. Введено понятие системы управления обучением нейросети. Предложено рассматривать два класса систем управления обучением: статические системы с фиксированными параметрами и динамические системы с адаптируемыми параметрами обучающей подсистемы. Описана структура статических и динамических систем, приведены их преимущества и недостатки, предложены показатели качества обучения для статических и динамических систем.

Список литературы

1. Ефимов Д.В. Нейросетевые системы управления. М.: Высшая школа, 2012. 184 с.
2. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. М.: Горячая линия – Телеком, 2012. 380 с.
3. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2015. 176 с.
4. Аггарвал Ч. Нейронные сети и глубокое обучение: учебный курс. Пер с англ. СПб.: ООО «Диалектика», 2020. 752 с.
5. Будума Н., Локашо Н. Основы глубокого обучения. Создание алгоритмов для искусственного интеллекта следующего поколения. Пер с англ. М.: Манн, Иванов и Фербер, 2020. 304 с.
6. Васенков Д.В. Методы обучения искусственных нейронных сетей // Компьютерные инструменты в образовании». 2007. № 1. С. 20–29.
7. Чайка К.В., Шестопапов Р.П. Оценивание качества обучения нейросетевых алгоритмов обработки информации // Информационно-экономические аспекты стандартизации и технического регулирования 2021. № 2 (60). С. 17–26.
8. Шестопапов Р.П. О выборе предпочтительного алгоритма подстройки весов при обучении нейросетевых алгоритмов обработки информации // Информационно-экономические аспекты стандартизации и технического регулирования 2021. № 2 (60). С. 90–101.