



МОДЕЛИ ПОКАЗАТЕЛЕЙ ДЛЯ АНАЛИЗА И СРАВНЕНИЯ СВОЙСТВ НЕЙРОННЫХ И НЕЙРОНЕЧЕТКИХ СЕТЕЙ ПРИ РЕШЕНИИ ЗАДАЧ ДИАГНОСТИКИ И ПРОГНОЗИРОВАНИЯ

СУББОТИН С.А.

Разрабатывается комплекс моделей показателей, позволяющих оценивать такие свойства нейронных и нейронечетких моделей, как нелинейность, автономность, обобщение, робастность, симметрия, уверенность в принятии решения, эквивалентность, адаптивность, чувствительность. Предложенные показатели могут быть использованы для сравнения и выбора нейромоделей при решении задач диагностики и прогнозирования.

1. Введение

Искусственные нейронные и нейронечеткие сети являются одной из наиболее перспективных технологий для построения моделей в задачах неразрушающей диагностики и прогнозирования состояния сложных технических объектов и систем [1-3].

Однако большое разнообразие известных методов синтеза и моделей нейросетей выдвигает перед разработчиком диагностической системы проблему выбора наилучшей нейромодели из множества возможных или синтеза оптимальной нейромодели.

Традиционно используемые критерии точности (ошибки), а также времени построения и работы нейромодели являются необходимыми, но недостаточными для обоснованного выбора нейромодели, поскольку не отражают множество других ее свойств [1, 4-6].

Целью данной работы является анализ свойств нейросетей и создание комплекса моделей для их количественного оценивания.

2. Постановка задачи

Пусть задана обучающая выборка $\langle x, y \rangle$, где $x = \{x^s\}$, $x^s = \{x_j^s\}$, $y = \{y^s\}$, $y^s = \{y_i^s\}$, $s = 1, 2, \dots, S$, $j = 1, 2, \dots, N$, $i = 1, 2, \dots, N_M$, x^s – s-й экземпляр выборки, x_j^s – значение j-го признака s-го экземпляра, S – число экземпляров выборки, N – число признаков, y_i^s – значение i-го выходного признака, сопоставленное s-му экземпляру выборки, на основе

которой синтезирована нейронная или нейронечеткая сеть.

Поскольку наиболее широко используемым типом сетей являются слоистые сети прямого распространения [1], будем характеризовать сети кортежем:

$$\langle M, \{N_\eta\}, \{\{w_j^{(\eta,i)}\}, \varphi^{(\eta,i)}, \psi^{(\eta,i)}\}\rangle,$$

где M – число слоев сети; N_η – количество нейронов в η -м слое сети; $w_j^{(\eta,i)}$ – весовой коэффициент j-го входа i-го нейрона η -го слоя; $\varphi^{(\eta,i)}$ – дискриминантная функция i-го нейрона η -го слоя; $\psi^{(\eta,i)}$ – функция активации i-го нейрона η -го слоя.

Также обозначим: N_i – число нейронов в сети, $\varphi(i)$, $\psi(i)$ – соответственно, дискриминантная и активационная функции i-го нейрона (при сплошной нумерации нейронов сети), $w_{i,j}$ – вес связи между i-м и j-м нейронами сети (если связь отсутствует, примем: $w_{i,j} = 0$), где $i, j = 1, 2, \dots, N_i$.

Для автоматизации сравнительного анализа нейромоделей необходимо разработать набор показателей, а также методы их расчета, отражающие важнейшие свойства нейромоделей.

Задачей данной работы является создание критериев для оценивания таких свойств нейромоделей, как нелинейность, автономность, обобщение, робастность, симметрия, уверенность в принятии решения, эквивалентность, адаптивность, чувствительность.

3. Показатели для анализа свойств нейромоделей, зависящие от выборки

Нелинейность классификатора относительно выборки x в [7, 8] определяется как:

$$I_{nl}(\text{net}) = \frac{2}{S(S-1)} \sum_{s=lp=s+1}^S \sum_{\ell=0}^S \frac{\sum_{\ell=0}^S \{1 | \psi^{(M,1)}(\frac{\ell x^p}{S} + (1-\frac{\ell}{S})x^s) \neq \psi^{(M,1)}(x^p)\}}{\sqrt{\sum_{j=1}^N (x_j^s - x_j^p)^2}}$$

Показатель нелинейности классификатора будет принимать значения в диапазоне [0, 1]: чем больше его значение, тем более нелинейной является модель. Недостатком данного показателя есть его применимость только для нейросетей с одним выходом, причем исключительно для задач классификации.

Для нейромоделей прямого распространения с несколькими выходами для задач оценивания определим показатель нелинейности:

$$I_{nl}(\text{net}) = \frac{2}{S(S-1)} \max_{i=1, 2, \dots, N_M} \left\{ \sum_{s=lp=s+1}^S \tau \right\}.$$

Нелинейность обучающей выборки $\langle x, y \rangle$ определим как:

$$I_{nl}(\langle x, y \rangle) = \frac{2}{S(S-1)} \sum_{s=lp=s+1}^S \sum_{\tau=1}^S (\exp(-\tau_1) \times \exp(\tau_2)),$$

$$\tau_1 = \max_{i=1,2,\dots,N_M} \left\{ \frac{\sqrt{(y_i^s - y_i^p)^2}}{\max_{g=1,2,\dots,S} \{y_i^g\} - \min_{g=1,2,\dots,S} \{y_i^g\}} \right\},$$

$$\tau_2 = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{j=1}^N \frac{(x_j^s - x_j^p)^2}{\left(\max_{g=1,2,\dots,S} \{x_j^g\} - \min_{g=1,2,\dots,S} \{x_j^g\} \right)^2}} - 1.$$

На основе введенных показателей определим показатель соответствия нелинейностей выборки и нейромодели:

$$\tilde{I}_{nl} = \frac{I_{nl}(< x, y >)}{I_{nl}(\text{net})}.$$

Если данный показатель будет равен единице, то можно заключить, что сеть соответствует выборке по сложности. Если показатель будет меньше единицы, то чем меньше его значение, тем больше будет проявляться эффект переобучения, а также это будет свидетельствовать о возможной избыточности сети. Если значение показателя превысит единицу, то сеть является недостаточной для качественной аппроксимации (требуется дообучение или изменение структуры сети).

Условие компактности класса, в соответствии с [9], состоит в том, что число экземпляров на границе класса мало по сравнению с общим числом экземпляров данного класса.

Соответственно, для q-го класса определим показатель компактности:

$$I_{\text{comp}}^q = 1 - \frac{1}{S^q} \sum_{s=1}^S \{1 | y^s = q, \min_{\substack{p=1,2,\dots,S; \\ s \neq p, y^s \neq y^p}} \{ \sum_{j=1}^N (x_j^s - x_j^p)^2 \} \leq \\ \leq \min_{\substack{g=1,2,\dots,S; \\ s \neq g, y^s = y^g}} \{ \sum_{j=1}^N (x_j^s - x_j^g)^2 \} \}.$$

Здесь S^q – количество экземпляров выборки, принадлежащих к q-му классу.

Значение показателя компактности класса будет находиться в диапазоне от 0 до 1. Чем больше значение показателя компактности, тем легче отделить данный класс.

Для всего набора классов определим усредненный показатель компактности:

$$I_{\text{comp}}^{\text{avg}} = \frac{1}{K} \sum_{q=1}^K I_{\text{comp}}^q.$$

где K – количество классов.

Данный показатель является усредненной характеристикой делимости классов.

Также определим минимальный показатель компактности классов:

$$I_{\text{comp}}^{\text{min}} = \min_{q=1,2,\dots,K} \{I_{\text{comp}}^q\}.$$

Чем меньше значение минимального показателя компактности классов, тем сложнее будет задача разделения классов и, соответственно, тем хуже используемый набор признаков.

В задачах оценивания предлагается осуществлять предварительное квантование значений выходной переменной, преобразуя задачу оценивания в задачу классификации. Если задана максимально допустимая суммарная ошибка ε для выборки $< x, y >$ с единственным выходом y , то номера классов для выборки предлагается определять по формуле:

$$y^s = 1 + \text{round}\left(\frac{S}{\varepsilon} (y^s - \min_{p=1,2,\dots,S} \{y^p\})\right),$$

где round – функция округления.

Обобщение – способность нейросетей после обучения на основе обучающей выборки выдавать ответы для экземпляров тестовой выборки, подобных экземплярам обучающей выборки, но не входивших в нее [10].

Определим показатель обобщения нейромодели для обучающей $< x, y >$ и тестовой $< x^*, y^* >$ выборок как:

$$I_G = 1 - \exp\left(-\frac{1}{T} \sum_{p=1}^T \left\{ \frac{NME}{Nv} \sum_{j=1}^N (x_j^s - x_j^{p*})^2 | v > 0 \right\}\right),$$

$$s = \arg \min_{t=1,2,\dots,S} \sum_{j=1}^N (x_j^t - x_j^{p*})^2,$$

$$E = \sum_{i=1}^{N_M} (\psi^{(M,i)}(x^{p*}) - y_i^{p*})^2, v = \sum_{i=1}^{N_M} (y_i^s - y_i^{p*})^2,$$

где

$$x^* = \{x^{p*}\}, x^{p*} = \{x_j^{p*}\}, y^* = \{y^{p*}\}, y^{p*} = \{y_i^{p*}\}, j=1,2,\dots,N,$$

$i=1,2,\dots,N_M, p=1,2,\dots,T$, T – количество экземпляров в тестовой выборке.

Показатель обобщения будет принимать значения в диапазоне от 0 до 1 и будет тем больше, чем меньше ошибка сети при распознавании экземпляра, а отличие распознаваемого экземпляра от ближайшего по свойствам экземпляра обучающей выборки – больше.

Робастность – свойство нейросети надежно решать задачу при получении неполных и / или поврежденных данных. Кроме того, результаты должны быть состоятельными, даже если некоторая часть сети повреждена [10].

Робастность нейросети по отношению ко входным сигналам определим как нормированное наименьшее изменение во входном сигнале, приводящее к существенному увеличению ошибки сети:

$$I_{Rb}^x = \min_{j=1,2,\dots,N} \left\{ \frac{\min(\tau_1, \tau_2) - \min_{s=1,2,\dots,S} \{x_j^s\}}{\max_{s=1,2,\dots,S} \{x_j^s\} - \min_{s=1,2,\dots,S} \{x_j^s\}} \right\},$$

$$\tau_1 = \frac{1}{SN_M} \sum_{s=1}^S \sum_{i=1}^{N_M} \left(\psi^{(M,i)} \left(x^{s*} \left| \begin{matrix} x_b^{s*} = x_b^s, \forall b \neq j, b=1,2,\dots,N \\ x_j^{s*} = x_j^s + \Delta x_j \end{matrix} \right. \right) - y_i^s \right)^2 > \varepsilon,$$

$$\tau_2 = \frac{1}{SN_M} \sum_{s=1}^S \sum_{i=1}^{N_M} \left(\psi^{(M,i)} \left(x^{s*} \left| \begin{matrix} x_b^{s*} = x_b^s, \forall b \neq j, b=1,2,\dots,N \\ x_j^{s*} = x_j^s - \Delta x_j \end{matrix} \right. \right) - y_i^s \right)^2 > \varepsilon,$$

где

$$\Delta x_j = \min_{s=1,2,\dots,S} \{x_j^s\} + \delta_x \left(\max_{s=1,2,\dots,S} \{x_j^s\} - \min_{s=1,2,\dots,S} \{x_j^s\} \right),$$

$$\dots, \max_{s=1,2,\dots,S} \{x_j^s\} - \delta_x \left(\max_{s=1,2,\dots,S} \{x_j^s\} - \min_{s=1,2,\dots,S} \{x_j^s\} \right), \delta_x \in (0, 1)$$

– константа, регулирующая точность определения показателя робастности по входам сети.

Робастность нейросети по отношению к весам сети определим как нормированное наименьшее изменение значений весов, приводящее к существенному увеличению ошибки сети:

$$I_{Rb}^w = \min_{j=1,2,\dots,N_w} \left\{ \frac{\min(\tau_1, \tau_2) - w_{\min}}{w_{\max} - w_{\min}} \right\},$$

$$\tau_1 = \frac{1}{SN_M} \sum_{s=1}^S \sum_{i=1}^{N_M} \left(\psi^{(M,i)} \left(x^s \left| w_j = w_j + \Delta w \right. \right) - y_i^s \right)^2 > \varepsilon,$$

$$\tau_2 = \frac{1}{SN_M} \sum_{s=1}^S \sum_{i=1}^{N_M} \left(\psi^{(M,i)} \left(x^s \left| w_j = w_j - \Delta w \right. \right) - y_i^s \right)^2 > \varepsilon,$$

где

$$\Delta w_j = w_{\min} + \delta_w (w_{\max} - w_{\min}), \dots, w_{\max} - \delta_w (w_{\max} - w_{\min})$$

$\delta_w \in (0, 1)$ – константа, регулирующая точность определения показателя робастности по весам сети.

Интегральную оценку робастности нейромодели определим как: $I_{Rb} = I_{Rb}^x \cdot I_{Rb}^w$.

Интегральный показатель робастности нейромодели будет принимать значения в диапазоне [0, 1]. Чем ближе значение интегрального показателя робастности к нулю, тем меньше робастность сети, тем чувствительнее сеть к изменению входных сигналов или значений весов. Чем ближе будет значение интегрального показателя робастности к единице, тем больше робастность сети, тем менее чувствительной будет сеть к изменению входных сигналов или значений весов.

Уверенность нейромодели в принимаемом решении в задачах распознавания образов определим как

субъективную оценку нейронной сети принятого решения:

– относительно значения на i -м выходе сети для экземпляра x^s , поданного на ее входы:

$$I_{cert}^i(x^s) = \min_{\substack{j=1,2,\dots,N_M \\ j \neq i}} \left\{ \frac{\psi^{(M,i)}(x^s) - \psi_{\min}^{(M,i)}}{\psi_{\max}^{(M,i)} - \psi_{\min}^{(M,i)}} \right\},$$

$$\left(1 - \frac{\psi^{(M,j)}(x^s) - \psi_{\min}^{(M,j)}}{\psi_{\max}^{(M,j)} - \psi_{\min}^{(M,j)}} \right),$$

где $\psi_{\max}^{(M,i)}$, $\psi_{\min}^{(M,i)}$ – соответственно, максимальное и минимальное граничные значения функции активации i -го нейрона последнего слоя нейросети;

– усредненную для выборки x :

$$I_{cert}(x) = \frac{1}{SN_M} \sum_{s=1}^S \sum_{i=1}^{N_M} I_{cert}^i(x^s).$$

Показатели субъективной уверенности будут принимать значения в интервале [0, 1]: чем выше значение показателя, тем ближе по свойствам распознаваемый экземпляр к сформированным сетью эталонам и тем больше сеть уверена в принимаемом решении.

Эквивалентность: две нейросети эквивалентны, если они имеют одинаковые наборы ответов [10] (одинаково реагируют на одни и те же входные стимулы).

Коэффициент эквивалентности обученных нейромоделей net_1 и net_2 для выборки $\langle x, y \rangle$ определим как:

$$I_{eq}(net_1, net_2) = \exp \left(- \frac{1}{SN_M} \sum_{s=1}^S \sum_{i=1}^{N_M} \left(\psi_1^{(N_M,i)}(x^s) - \psi_2^{(N_M,i)}(x^s) \right)^2 \right),$$

где $\psi_k^{(N_M,i)}(x^s)$ – значение на выходе i -го нейрона последнего слоя k -й сети при подаче на входы сети экземпляра x^s .

Значения коэффициента эквивалентности будут находиться в диапазоне от 0 до 1: чем подобнее ответы сетей при одинаковых входных воздействиях, тем больше будет значение коэффициента эквивалентности.

Адаптивность – свойство структур динамически и самостоятельно изменить свое поведение в ответ на входной стимул [10].

Применительно к нейросетям адаптивность определяется, прежде всего, пластичностью – пластичность определяет ресурсы для адаптации: чем больше пластичность, тем больше адаптивные свойства сети. Однако пластичность – это необходимая, но недостаточная предпосылка адаптивности. Наряду с пластичностью на адаптивные свойства нейромодели влияет ее

чувствительность, которая определяет силу реакции сети на минимальное изменение значений ее параметров.

Таким образом, выделив важнейшие факторы, определяющие адаптивные свойства нейросетей, определим показатель адаптивности нейромодели как:

$$I_{\text{adapt}} = I_{\text{pl}} \cdot I_{\text{tol}},$$

где I_{pl} – относительный коэффициент пластичности сети; I_{tol} – показатель чувствительности нейромодели к изменению входного сигнала.

Определим I_{pl} как:

$$I_{\text{pl}} = \frac{\sum_{i=1}^{N_i} \vartheta_{\text{np}}(\varphi(i)) \vartheta_{\text{np}}(\psi(i)) \sum_{i=1}^{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} \vartheta_{\text{sp}}(i, j)}{N_i^{\text{max}} \vartheta_{\text{np}}^{\text{max}}(\varphi) \vartheta_{\text{np}}^{\text{max}}(\psi) N_i \cdot \text{round}\left(\frac{W_{\text{max}} - W_{\text{min}}}{\Delta w}\right)},$$

N_i^{max} – максимально возможное количество нейронов; $\vartheta_{\text{np}}(element)$ – характеристика пластичности функционального элемента *element* нейрона (будем полагать $\vartheta_{\text{np}}(element)$ равным числу возможных состояний элемента *element*: для дискриминантной функции *i*-го нейрона $\vartheta_{\text{np}}(\varphi(i))$ будет равняться числу возможных видов дискриминантных функций, которые могут быть заданы для данного нейрона; для функции активации *i*-го нейрона $\vartheta_{\text{np}}(\psi(i))$ будет равняться числу возможных видов функций активации, которые могут быть заданы для данного нейрона); $\vartheta_{\text{np}}^{\text{max}}(\varphi), \vartheta_{\text{np}}^{\text{max}}(\psi)$ – соответственно, максимальные характеристики пластичности дискриминантных и активационных функций среди всех нейронов сети; $W_{\text{max}}, W_{\text{min}}$ – соответственно, максимальное и минимальное возможные значения весов сети; Δw – минимально возможное изменение веса с учетом разрядности вычислительной сетки ЭВМ; round – функция округления к ближайшему целому числу; $\vartheta_{\text{sp}}(i, j)$ – характеристика пластичности связи от *i*-го нейрона к *j*-му ($\vartheta_{\text{sp}}(i, j) = 0$, если связь не может существовать, либо связь жестко задана и ее вес не может изменяться; в остальных случаях:

$$\vartheta_{\text{sp}}(i, j) = \text{round}\left(\frac{w_{i,j}^{\text{max}} - w_{i,j}^{\text{min}}}{\Delta w_{i,j}}\right),$$

где $w_{i,j}^{\text{max}}, w_{i,j}^{\text{min}}$ – соответственно, максимальное и минимальное возможные значения веса связи от *i*-го нейрона к *j*-му; $\Delta w_{i,j}$ – минимально возможное изменение веса с учетом размера разрядной сетки ЭВМ.

Чувствительность нейронной сети ко входным сигналам в [6, 11-13] характеризуют посредством расчетов частных производных функции ошибки сети.

Однако такой подход оказывается вычислительно сложным.

В целях упрощения вычислений определим усредненный нормированный показатель чувствительности *i*-го выхода нейросети к изменению входного сигнала как:

$$I_{\text{tol}}^i = \frac{1}{\text{SN}(y_i^{\text{max}} - y_i^{\text{min}})} \sum_{s=1}^S \sum_{j=1}^N \max(\tau_1, \tau_2),$$

$$\tau_1 = (\psi^{(M,i)}(x^{s*} | \begin{matrix} x_b^{s*} = x_b^s, b \neq j, b = 1, 2, \dots, N, \\ x_j^{s*} = x_j^s + \Delta_{\text{min}} \end{matrix})) - y_i^s)^2,$$

$$\tau_2 = (\psi^{(M,i)}(x^{s*} | \begin{matrix} x_b^{s*} = x_b^s, b \neq j, b = 1, 2, \dots, N, \\ x_j^{s*} = x_j^s - \Delta_{\text{min}} \end{matrix})) - y_i^s)^2,$$

где $y_i^{\text{max}}, y_i^{\text{min}}$ – соответственно, максимальное и минимальное граничные значения *i*-го выходного признака.

Усредненный показатель чувствительности нейромодели к изменению входного сигнала определим как:

$$I_{\text{tol}} = \frac{1}{N_M} \sum_{i=1}^{N_M} I_{\text{tol}}^i.$$

Значения предложенных показателей чувствительности будут находиться в интервале [0, 1]. Чем выше значение показателя чувствительности, тем сильнее сеть реагирует на изменения во входном сигнале, тем больше категоризационные возможности сети. Однако слишком высокая чувствительность может свидетельствовать о слабой устойчивости сети к шумам и помехам во входном сигнале.

4. Показатели для анализа свойств нейромоделей, независимые от выборки

Автономность – способность агента действовать без непосредственного вмешательства человека путем осуществления контроля за собственными действиями и внутренним состоянием. Также автономность предполагает возможность обучения на основе опыта [10].

Поскольку обученные искусственные нейронные сети, как правило, в процессе своего функционирования при принятии решений не требуют участия человека, то они в равной степени обладают свойством автономности функционирования.

Однако в процессе обучения уровень автономности для различных нейросетей и различных методов обучения может существенно варьироваться. Поэтому будем рассматривать далее характеристики автономности нейросетей только применительно к процессу их обучения.

Поскольку способность к обучению обуславливается пластичностью, то автономность обучения (самоадап-

тивность) будем характеризовать показателем, зависящим от характеристик пластичности нейромодели. С другой стороны, зависимость процесса обучения нейромодели от человека будем характеризовать его влиянием (долей) на формирование структуры и параметров нейромодели. Объединяя данные соображения, получим показатель автономности метода обучения нейромодели:

$$I_{\text{aut}} = \frac{N_{\text{met}}^{\text{aut}}}{N_{\text{met}}} \cdot \frac{\sum_{i=1}^{N_i} g_{\text{aut}}^i \sum_{i=1}^{N_i} g_{\text{aut}}(w_{ij})}{N_i^2},$$

$$g_{\text{aut}}^i = \frac{1}{3} (g_{\text{aut}}^{i*} + g_{\text{aut}}^i(\varphi^i) + g_{\text{aut}}^i(\psi^i)),$$

где g_{aut}^i – характеристика автономности формирования i -го элемента структуры сети, $g_{\text{aut}}^{i*} = 0$, если включение (или невключение) i -го нейрона в сеть определяет только человек; $g_{\text{aut}}^{i*} = 1$, если включение (или невключение) i -го нейрона в сеть определяется только автоматически методом обучения; $g_{\text{aut}}^{i*} = 0,5$, если включение (или невключение) i -го нейрона в сеть может определять как человек, так и метод обучения; $g_{\text{aut}}^i(\varphi^i)$, $g_{\text{aut}}^i(\psi^i)$ – характеристики автономности выбора параметров структуры i -го нейрона сети: соответственно, дискриминантных и активационных функций (принимают равными нулю, если соответствующие параметры определяются только человеком; равными единице – если, параметры определяются только методом; равными 0,5 – если параметры могут определяться как человеком, так и методом); $g_{\text{aut}}(w_{ij})$ – характеристика автономности настройки значения весового коэффициента связи между i -м и j -м нейронами ($g_{\text{aut}}(w_{ij}) = 0$, если вес задается только человеком; $g_{\text{aut}}(w_{ij}) = 1$, если вес определяется автоматически методом обучения; $g_{\text{aut}}(w_{ij}) = 0,5$, если вес определяется как человеком, так и методом); $N_{\text{met}}^{\text{aut}}$ – количество параметров метода обучения, N_{met} – количество параметров метода обучения, значения которых определяются автоматически без участия человека.

Симметрия – пропорциональность, соразмерность в расположении частей целого в пространстве, полное соответствие (по расположению, величине) одной половины целого другой половине [14]. В нейросетях будем выделять симметрию структуры и симметрию связей.

Показатель симметрии связей нейромодели определим как:

$$I_{\text{sym}}^w = \frac{1}{N_i^2} \sum_{i=1}^{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} \{1 | w_i = w_j\}.$$

Показатель симметрии структуры нейромодели определим как:

$$I_{\text{sym}}^i = \frac{2}{N_i^2 - N_i} \sum_{i=1}^{N_i} \sum_{j=i+1}^{N_i} \{1 | \varphi_i \equiv \varphi_j, \psi_i \equiv \psi_j\}.$$

Общий показатель симметрии структуры и связей нейромодели определим как: $I_{\text{sym}} = I_{\text{sym}}^i \cdot I_{\text{sym}}^w$.

Соответственно, определим показатели асимметрии:

– структуры: $I_{\text{asym}}^i = 1 - I_{\text{sym}}^i$;

– связей: $I_{\text{asym}}^w = 1 - I_{\text{sym}}^w$;

– общий показатель: $I_{\text{asym}} = 1 - I_{\text{sym}}$.

5. Заключение

Решена актуальная задача анализа свойств и разработки критериев сравнения нейромоделей.

Научная новизна работы заключается в том, что впервые предложен комплекс моделей критериев, характеризующих такие свойства нейронных и нейронечетких сетей, как нелинейность, автономность, обобщение, робастность, симметрия, уверенность в принятии решения, эквивалентность, адаптивность, чувствительность, что позволяет автоматизировать решение задачи анализа свойств и сравнения нейросетевых и нейронечетких моделей при решении задач диагностики и прогнозирования.

Дальнейшие исследования могут быть сосредоточены на экспериментальном исследовании зависимостей между предложенными показателями, а также характеристиками обучающих выборок.

Работа выполнена как часть госбюджетной темы Запорожского национального технического университета “Информационные технологии автоматизации распознавания образов и принятия решений для диагностики в условиях неопределенности на основе гибридных нечеткологических, нейросетевых и мультиагентных методов вычислительного интеллекта”.

Литература: 1. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс. М.: Вильямс, 2006. 1104 с. 2. Субботин С. О. Неітеративні, еволюційні та мультиагентні методи синтезу нечіткологічних і нейромережних моделей: Монографія / С. О. Субботін, А. О. Олійник, О. О. Олійник; під заг. ред. С. О. Субботіна. Запоріжжя: ЗНТУ, 2009. 375 с. 3. Субботин С. О. Подання й обробка знань у системах штучного інтелекту та підтримки прийняття рішень: Навчальний посібник. Запоріжжя: ЗНТУ, 2008. 341 с. 4. Субботин С. А. Методика и критерии сравнения моделей и алгоритмов синтеза искусственных нейронных сетей // Радиоэлектроника. Информатика. Управление. 2003. № 2. С. 109-114. 5. Субботин С. А. О сравнении нейросетевых моделей / С. А. Субботин // Нейроинформатика и ее приложения: Материалы XI Всероссийского семинара, 3-5 октября 2003 г. / Под ред. А. Н. Горбаня, Е. М. Миркеса. Красноярск: ИВМ СО РАН, 2003. С. 152-153. 6. Муркес Е. М. Нейроинформатика: Учеб. пособие для студентов. Красноярск: ИПЦ КГТУ, 2002. 347 с. 7. Hoekstra A. On the Nonlinearity of

Pattern Classifiers / A. Hoekstra, R. Duin // Pattern Recognition: Proceedings of the 13th International Conference (ICPR), 25-29 of August, 1996, Vienna. IEEE: Los Alamitos, 1996. Vol. 4. P. 271-275. **8.** *Hoekstra A.* Generalisation in Feed Forward Neural Classifiers: Proefschrift ter verkrijging van de graad van doctor. Delft: Technische Universiteit Delft, 1998. 136 p. **9.** *Бургер И.А.* Техническая диагностика. М.: Машиностроение, 1978. 240 с. **10.** *Encyclopedia of artificial intelligence* / Eds.: J. R. Dopico, J. D. de la Calle, and A. P. Sierra. New York: Information Science Reference. – Vol. 1-3. 1677 p. **11.** *Alippi C.* Sensitivity to Errors in Artificial Neural Networks: A Behavioral Approach / C. Alippi, V. Piuri, M. Sami // IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Fundamental Theory And Applications. 1995. Vol. 42. № 6. P. 358-361. **12.** *Hashem S.* Sensitivity Analysis for Feedforward Artificial Neural Networks with Differentiable Activation Functions // International Joint Conference on Neural Networks: Proceedings. Baltimore: IEEE, 1992. Vol. I. P. 419-

424. **13.** *Tao C.-W.* Sensitivity Analysis of Neural Control / C.-W. Tao, H.T. Nguyen, J.T. Yao, V. Kreinovich // The Fourth International Conference on Intelligent Technologies (InTech'03): Proceedings, December 17-19, 2003. Chiang Mai, 2003. P. 478-482. **14.** *Горбачев В.В.* Концепции современного естествознания. В 2-х ч.: Учебное пособие. М.: Изд-во МГУП, 2000. 274 с.

Поступила в редколлегию 17.07.2009

Рецензент: д-р техн. наук, проф. Бодянский Е.В.

Субботин Сергей Александрович, канд. техн. наук, лауреат премии Президента Украины, доцент кафедры программных средств Запорожского национального технического университета. Научные интересы: интеллектуальные системы диагностики, нейронные и нейронечеткие сети. Адрес: Украина, 69063, Запорожье, ул. Жуковского, 64, тел.: (061) 769-82-67.