

Определены нагрузки на каждый отопляемый район и на котельную  $Q_{к,д} = Q_{к,д,1} + Q_{к,д,2} + Q_{к,д,3}$ , при которых в условиях транспортного запаздывания теплоносителя во всех трех отопляемых районах отсутствует «перетоп», а «недотоп» в отдельных отопляемых районах компенсируется автономными квартирными электродкотлами. Этой ситуации соответствует точка  $A_1$  на рисунке 2, где  $Q_{к,д,1} = 104$  МВт;  $Q_{к,д,2} = 99,1$  МВт;  $Q_{к,д,3} = 109,2$  МВт;  $Q_{к,д} = 312,3$  МВт. При этом «недотоп» в отопляемых районах 2 и 3 составляет 12,2 и 14,9 МВт (или 12,3 и 13,6 % от нагрузки на котельную) соответственно и компенсируется за счет автономных квартирных электродкотлов [5].

**Вывод.** Решена задача оптимального управления системой централизованного теплоснабжения с учетом транспортного запаздывания в случае, когда в квартирах в качестве дополнительных (пиковых) источников тепла установлены электродкотлы.

#### Литература

1. Андреев С.Ю. Переходные тепловые процессы в системе теплоснабжения при ступенчатом изменении тепловой нагрузки на котельную / Андреев С.Ю., Стоянов Ф.А., Андреев А.Ю. // Містобудування та територіальне планування. Наук.-техн. зб. – К.: КНУБА, 2005. – №20. – С. 17–25.
2. Андреев С.Ю. Анализ влияния режимных характеристик системы теплоснабжения на управление отпуском теплоты при транспортном запаздывании теплоносителя / Андреев С.Ю., Стоянов Ф.А., Андреев А.Ю. // Науковий вісник будівництва. – Харків: ХДТУБіА, ХОТВ АБУ, 2005. – №32. – С. 140–146.
3. Андреев С.Ю. Рациональное управление системой теплоснабжения при ступенчатом изменении нагрузки на котельную / Андреев С.Ю., Стоянов Ф.А., Андреев А.Ю. // Містобудування та територіальне планування. Наук.-техн. зб. – К.: КНУБА, 2005. – №21. – С. 3–9.
4. Андреев С.Ю. Оптимальное управление централизованными системами теплоснабжения с учетом транспортного запаздывания теплоносителя: Учебное пособие для ВУЗов / С.Ю. Андреев, Ф.А. Стоянов, А.Ю. Андреев, Л.П. Шевченко. – Харьков: «Золотые страницы», 2006. – 142с.
5. Яременко М.А. Оптимальное распределение тепловых нагрузок между централизованными источниками теплоты и квартирными электродкотлами / Яременко М.А. // Науковий вісник будівництва. – Харків: ХДТУБіА, ХОТВ АБУ, 2010. – № 61. – С. 268–270.

Надійшла до редакції 07.04. 2011

© Ф.А. Стоянов, М.А. Яременко

## ДОСЛІДЖЕННЯ СУМІСНОЇ РОБОТИ ЦЕНТРАЛІЗОВАНОГО ДЖЕРЕЛА ТЕПЛОПОСТАЧАННЯ ТА АВТОНОМНИХ КВАРТИРНИХ ЕЛЕКТРОКОТЛІВ В УМОВАХ ТРАНСПОРТНОГО ЗАПІЗНЕННЯ ТЕПЛОНОСІЯ

Розроблено алгоритм, обчислювальні комплекси і програми, що дозволяють компенсувати «перетопи» в опалюваних районах і «недотопи», викликані транспортним запізнюванням теплоносія, із застосуванням автономних квартирних електродкотлів.

**Ключові слова:** опалюваний район, транспортне запізнювання теплоносія, автономні квартирні електродкотли.

## RESEARCH OF JOINT WORK CENTRALIZED SOURCE OF HEAT AND LOCAL ELECTRIC HEATING BOILERS IN THE CONDITIONS OF RETARDATION OF HEAT-TRANSFER MEDIUM

An algorithm, program complexes and programs allowing to compensate «overheating» in the heated regions and do «underheating» caused by heat-transfer medium transport retard, using local electric heating boiler units are worked out.

**Keywords:** heated region, heat-transfer medium transport retard, local electric heating boiler unit.

## **ОЦЕНКА НАДЕЖНОСТИ НЕЙРОСЕТЕВОЙ КЛАССИФИКАЦИИ ТЕПЛОПOTЕРЬ ПО КРИТЕРИЮ ВЗВЕШЕННОГО ГОЛОСОВАНИЯ**

*Работа посвящена проблеме надежности моделей на основе искусственных нейронных сетей, достоверности результатов классификации тепловых потерь в сооружениях и коммуникациях. Предложен подход оценки процесса модификации синаптического пространства нейронной сети как процедуры формирования апостериорной вероятности по функции правдоподобия из ансамбля возможных комбинаций весовых коэффициентов и соответствующих им ошибок обучения. Сделан вывод, что минимизация ошибок классификации тепловых потерь на основе моделей нейросетей в среде стандартных эмуляторов, адекватна реализации статистического критерия взвешенного голосования.*

***Ключевые слова:** надежность решений, критерий взвешенного голосования, нейронная сеть, обучение, классификация, вероятность ошибки.*

**Постановка проблемы.** В современных условиях проблема автоматизации процедур контроля энергетических параметров при внедрении энергосберегающих технологий все чаще решается с применением искусственного интеллекта [1, 2]. Одной из его реализаций являются искусственные нейронные сети, возможности которых в вопросах распознавания, классификации, прогнозирования и оптимального управления колоссальны [3, 4, 5]. Поэтому при мониторинге тепловых потерь в строительстве, коммунальном хозяйстве, в энергетике нейросетевые технологии находят широкое применение [4, 5]. Тем не менее вопросы надежности (точности и достоверности) принимаемых решений при помощи этих средств остаются актуальными и требуют своего практического решения. На сегодня нет строгого теоретического обоснования взаимосвязи структуры нейросети, времени ее обучения, обобщающих способностей, ошибок на обучающих, тестовых и контрольных множествах. По этой причине при решении конкретных практических задач каждый исследователь, как правило, эмпирически обосновывает адекватность своей модели и возможные риски ошибочных решений. Внедрение нейросетевых технологий в системы автоматизированного мониторинга теплосберегающих процедур обостряет данную проблему и является существенным мотивом поиска решения задачи количественной оценки адекватности моделей и надежности решений на их базе. Учитывая, что в основе функционирования нейросетей лежат обучающие процедуры на прецедентах из статистического ряда примеров предыстории, предлагается исследовать возможность адаптации проверки статистических гипотез к модификации синаптического пространства нейронной сети. В случае успеха имеющийся математический аппарат теории статистических решений можно достаточно корректно использовать при оценке достоверности нейросетевых моделей в мониторинговых процедурах энергосбережения.

**Анализ последних исследований и публикаций.** Публикации по теории статистических решений и теории нейронных сетей отражают определенные успехи в анализе данных и формировании на их основе базы знаний. Реально создан и успешно функционирует целый блок объектно– ориентированных пакетов технического анализа, включающий аппаратный и программный инструментарий, эмулирующий удобную среду для статистического анализа и нейросреду для реализации сетей различных архитектур, сложности и алгоритмов обучения [2, 5, 6, 7]. В работе [7]

показана алгоритмическая и программная реализация автоматизированной процедуры классификации состояний сложного объекта на основе нейросетевой модели с достижением приемлемых для практики показателей достоверности результатов. В работе [2] приведен один пример нейросетевой модели системы технической диагностики радиотехнического устройства с системой определения ошибок обучения и обобщения на обучающем множестве. Однако при смене условий функционирования (изменение размерности выборки, числа реализаций, архитектуры сети, сигнальных функций) в этих примерах модели теряли адекватность и не могли быть использованы для поддержки принятия решений. Кроме того, итерационный процесс не обеспечивал оптимальной (минимально допустимой в данных условиях) ошибки, а заканчивался при некотором её приемлемом значении. Этот недостаток при классификации теплографического портрета объекта в мероприятиях энергосбережения может привести к неоправданным материальным и временным затратам.

**Выделение не решенных ранее вопросов.** В реальной ситуации неоптимальные ошибки классификации снижают эффективность нейросетевой автоматизации процессов анализа состояний объектов и могут выражаться в ошибочных оперативных решениях. Это порождает проблему минимизации ошибок нейросетевых моделей на основе состоятельных критериев и правил, что и является **сутью решаемой проблемы** – поиск критериев и алгоритмов их реализации, обеспечивающих оптимальные ошибки принятия решений нейросетевыми автоматами в условиях заданных ограничений. Предлагается рассмотреть процесс модификации синаптического пространства нейронной сети как процедуру формирования функции правдоподобия из ансамбля всех возможных сочетаний весовых коэффициентов и соответствующих им ошибок обучения.

**Цель статьи (постановка задачи).** Допустим, что решается задача классификации теплопотерь некоторого объекта с помощью нейросети. Необходимо найти решающее правило подбора весовых коэффициентов таким образом, чтобы ошибка на выходе сети принимала минимальное значение из всех возможных. Совокупную информацию классификатора можно представить в виде двух множеств чисел [4]. Одно из них  $\{k_{ijt}\}$  – множество сигналов, соответствующих классам, в пользу которых принимается положительное решение. Здесь  $i=1,2, \dots, M$ ;  $j=1,2, \dots, P$ ;  $t=1,2, \dots, T$  – соответственно номера классов, объектов, устройств принятия решений. Второе –  $\{h_{ijt}\}$ ,  $i=1,2, \dots, M$ ,  $t=1,2, \dots, T$  – множество апостериорных вероятностей гипотез, соответствующих возможным решениям экспертов или технических автоматов. В этом случае максимальная вероятность гипотезы ( $\max h_{ijt}$ ) полностью определит апостериорное распределение  $t$ -го решающего объекта при классификации  $j$ -го объекта [4, 5]. Это означает, что при классификации состояний теплового объекта множество  $\{\max h_{ijt}, k_{ijt}\}$  полностью определяет выходную информацию классификатора по конкретной задаче.

Следовательно, для минимизации вероятности ошибки принятия решений классификатор должен располагать информацией вида  $\{\max h_{ijt}, k_{ijt}\}$ . Если это условие выполнено, то решение классификатора можно представить в виде

$$H_{ij} = g \{ \max h_{ijt}, k_{ijt} \} , \quad (1)$$

где  $g$  – некоторое правило, ставящее в соответствие множеству  $\{\max h_{ijt}, k_{ijt}\}$  одно из возможных решений [4]. Далее по множеству исходных данных каждому классу с помощью определенного правила ставится в соответствие некоторое число и определяется номер класса, которому соответствует максимальное (или минимальное) из полученных чисел. Выбор того или иного правила фиксирует вероятность правильного решения. Таким образом, в принятии решения главную роль играет

вероятность правильной классификации. Если её вычислить, то легко реализовать правило (1).

**Изложение основного материала.** Теория известных коллективных статистических решений предлагает, например, критерий минимально возможной вероятности ошибки или максимально возможной апостериорной вероятности правильного решения [4]. Располагая этими данными, можно реализовать простое голосование, если все источники дают равновероятные ошибки; взвешенное голосование – если вероятности различны и оптимальное голосование – если удастся обеспечить максимум вероятности гипотезы ( $\max H_{ij}$ ) на каждом шаге классификации в соответствии с полученным распределением вероятностей гипотез. Если удастся минимизировать общую ошибку принятия решения классификатором, то это решение оказывается наилучшим по сравнению с простым и взвешенным голосованием. В тех случаях, когда возможности классификатора ограничены, принятие решения может сводиться к выбору стратегии по правилу максимальной уверенности. В этом случае наилучшим будет решающее правило, определяющее, например, класс в задаче классификации, тот, которому соответствует ( $\max H_{ij}$ ) [4, 5].

Таким образом, принятие решения по одному из известных критериев основывается на определении вероятностной меры правильности или ошибочности решения. Как показано в работах [4, 5], можно утверждать, что если определена вероятность ошибки некоторого решения, то тем самым определена и достоверность принятого решения. Исходя из этого, в дальнейшем достоверность решений будем оценивать по вероятности ошибки, естественно полагая, что чем меньше вероятность ошибки, тем выше достоверность принятого решения.

Построим нейросетевую модель, которая по входному вектору заданной размерности (совокупности  $x$  чисел), определяла бы класс, к которому принадлежит исследуемый образ, и давала бы оценку вероятности принятого решения. Другими словами, необходимо реализовать процедуру отнесения каждого предъявленного сети множества из словаря признаков (Var 1 – Var K) определенному классу из алфавита. Решим эту задачу в нейросреде StatSoft с помощью модуля Neural Networks. Вызываем стартовую панель этого модуля командой Statistics из основного меню и во вкладке Quick данного диалогового окна в разделе Problem type выберем задачу Classification. Командой Variables вызываем диалоговое окно Select input, output и записываем все переменные по списку (Var 1 – Var K). В разделе Select analysis выбираем опцию Intelligent Problem Solver, а в окне настройки этой процедуры на вкладке Quick в разделе Networks tested укажем количество тестируемых сетей. Все остальные параметры остаются неизменными. В диалоговом окне IPS Training In Progress по информации о времени исполнения алгоритма, значениям ошибок на обучающем, контрольном и тестовом множествах путем сравнения их между собой выбираем сеть. Анализ осуществляем по строкам информационного поля диалогового окна. В разделе Profile фиксируем топологию сети, предложенную встроенным конструктором сетей, а окна информационной панели отображают параметры производительности сети. Под производительностью в задачах классификации понимают долю правильно классифицируемых наблюдений по отношению к общему числу наблюдений, что при достаточной выборке приближает частоты наблюдений к вероятностям. В задачах классификации и предсказания стандартный нейроэмулятор, например Statistika Neural Network, определяет вероятность принадлежности предъявленного образа к каждому из классов. В формате нашей задачи это ключевое условие, так как обеспечивает искомое решение. Действительно, для практического применения используются значения так называемой производительности сети или числу случаев правильного отнесения прецедентов из обучающей выборки к соответствующему классу, что в данном контексте адекватно вероятности правильного решения. Таким образом, выходы сети можно интерпретировать как оценки вероятности того, что объект принадлежит



некоторому классу, и сеть фактически учится оценивать функцию плотности вероятности. Для того чтобы минимизировать ошибку, выбирается модель с такими параметрами, при которых плотность вероятности будет наибольшей (на вкладке Quick в разделе Networks tested мы указали количество тестируемых сетей больше одной). При этом сеть по имеющимся данным самостоятельно назначает такие синаптические веса всем нейронам сети, при которых пространство признаков текущего состояния объекта совпадает с целевым или имеет минимальную ошибку несовпадения. Следовательно, при нейросетевом решении задачи классификации можно оценить плотность вероятности для каждого класса, сравнить между собой вероятности принадлежности различным классам и выбрать наиболее вероятный. На самом деле именно это происходит, когда мы обучаем нейронную сеть решать задачу классификации: сеть пытается определить (т.е. аппроксимировать) плотность вероятности. При этом априорная информация о видах распределений признаков и классов для обучения сети не требуется. Исходя из проведенного анализа, можно утверждать, что в основе классификации состояний объекта лежит процедура оценки апостериорной вероятности принадлежности состояния объекта к тому или иному классу. Это обеспечивает единую базу и адекватные процедуры принятия оптимальных решений на основе статистических решающих правил и алгоритмов обучения искусственных нейронных сетей. Отличия заключаются лишь в инструментальном способе расчета вероятности правильного решения, что позволяет сделать вывод о равноценной надежности получаемых решений, если технические средства реализуют оптимальные статистические правила или интеллектуальные нейросетевые технологии модификации внутреннего синаптического пространства сети.

Таким образом, поставлена и решена задача поиска нейросетевой модели алгоритма оптимизации классификатора по критерию максимальной апостериорной вероятности, который реализован в процессе обучения нейронной сети по методу обратного распространения ошибки. **Выводы и перспективы дальнейших исследований:**

1. Нейросетевая модель классификатора позволяет получать оптимальные решения в процедурах взвешенного голосования путем оценки максимальной апостериорной вероятности правильного исхода.

2. Научная новизна предлагаемого решения состоит в:

– обосновании применения статистического критерия взвешенного голосования по новому назначению для оценки тепловых потерь в нейросетевых технологиях;  
– дальнейшем развитии теории коллективных статистических решений по критерию взвешенного голосования с оценкой апостериорной вероятности, инвариантной к виду распределений признаков и классов.

3. Практическая значимость результатов данного исследования заключается в повышении надежности принимаемых решений, что снижает требования к материальным и временным ресурсам соответствующих служб.

4. Перспективным и полезным для практики является продолжение изучения возможностей нейросетевых классификаторов в вычислении вероятностей правильных и ошибочных решений по информации, поступающей от нескольких источников.

#### *Литература*

1. Морозов А.А. Ситуационные центры – основы управления организационными центрами большой размерности / А.А. Морозов // Математические машины и системы. – 1997 – № 2. – С. 7 – 10.

2. Состояние и перспективы нейросетевого моделирования СППР в сложных социотехнических системах / А.А. Морозов, В.П. Клименко, А.Л. Ляхов, С.П. Алёшин // Математичні машини і системи. – 2010. – № 1. – С. 127 – 149.

3. Ляхов А.Л. Проблема моделирования сложных социотехнических систем. V Дистанционная научно-практическая конференция с международным участием. Системы

поддержки принятия решений. Теория и практика. СППР'2009 [Электронный ресурс] / А.Л. Ляхов, С.П. Алёшин. – Режим доступа: <http://conference.immsp.kiev>.

4. Барабаи Ю.Л. Коллективные статистические решения при распознавании / Ю.Л. Барабаи. – М.: Радио и связь, 1983. – 224 с.

5. Загоруйко Н.Г. Методы распознавания и их применения / Н.Г. Загоруйко. – М.: Сов. радио, 1972. – 208 с.

6. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. – 2-е изд.; пер. с англ. – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с.

7. Ляхов А.Л. Интеллектуальный анализ данных в прикладных экономических задачах / А.Л. Ляхов, С.П. Алёшин // Экономика і регіон: наук. вісн. – Полтава: ПолтНТУ, 2009. – № 4(23). – С. 140 – 147.

Надійшла до редакції 22.04. 2011

© С.П. Алёшин

## **ОЦІНКА НАДІЙНОСТІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ КЛАСИФІКАЦІЇ ТЕПЛОВИХ ВТРАТ ЗА КРИТЕРІЄМ ЗВАЖЕНОГО ГОЛОСУВАННЯ**

*Робота присвячена проблемі надійності моделей на основі штучних нейронних мереж, достовірності результатів класифікації теплових втрат в спорудах і комунікаціях. Запропонований підхід оцінки процесу модифікації синаптичного простору нейронної мережі як процедури формування апостеріорної вірогідності по функції правдоподібності з ансамблю можливих комбінацій вагових коефіцієнтів і відповідних ним помилок навчання. Зроблений висновок про те, що мінімізація помилок класифікації теплових втрат на основі моделей нейромереж в середовищі стандартних емуляторів, адекватна реалізації статистичного критерію зваженого голосування.*

**Ключові слова:** надійність рішень, критерій зваженого голосування, нейронна мережа, навчання, класифікація, вірогідність помилки.

## **ESTIMATION OF RELIABILITY OF CLASSIFICATION OF THERMAL LOSSES NEURON NETWORK ON CRITERION OF THE SELF-WEIGHTED VOTING**

*Work is sacred to the problem of reliability of models on the basis of artificial neuron networks, authenticity of results of classification of thermal losses in building and communications. Offered approach as procedures of forming of a posteriori probability estimation of process of modification of синаптичного space of neuron network on the function of verisimilitude from the ensemble of possible combinations of gravimetric coefficients and corresponding by it errors of teaching. Drawn conclusion that minimization of errors of classification of thermal losses on the basis of models of нейросетей in the environment of standard emulators, adequate to realization of statistical criterion of the self-weighted voting.*

**Keywords:** reliability of decisions, criterion of the self-weighted voting, neuron network, teaching, classification, probability of error.