

КЛАССИФИКАЦИЯ СИТУАЦИЙ ЗАГРЯЗНЕНИЯ ВОЗДУШНОГО БАСЕЙНА С ПОМОЩЬЮ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

О.В. Кондраков

Кафедра "Химия и промышленная экология", ТГТУ

*Представлена профессором Н.С. Поповым и
членом редколлегии профессором В.И. Коноваловым*

Ключевые слова и фразы: автоматизированная система; контроль загрязнения воздуха; искусственная нейронная сеть; классификация.

Аннотация: Рассматривается задача классификации ситуаций опасного загрязнения тропосферы с применением математического аппарата искусственных нейронных сетей. Данная классификация помогает оперативно распознать причину загрязнения воздушного бассейна.

Внедрение автоматизированных систем контроля загрязнения воздуха (**АСК ЗВ**) привело к необходимости эффективного использования результатов оперативного контроля в системе управления качеством воздушного бассейна промышленных центров.

В любом промышленном городе известно местонахождение всех потенциально опасных источников загрязнения тропосферы (рис. 1). На распространение

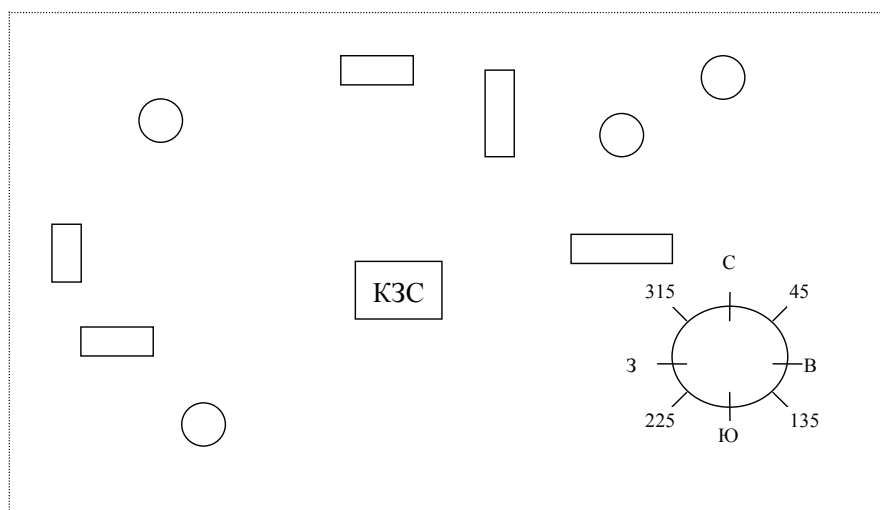


Рис. 1 Гипотетическая схема местности

- – источники выбросов примеси; □ КЗС – контрольно-замерная станция;
 □ – жилые постройки; – граница контролируемого района

загрязняющих веществ в тропосфере от источника к рецептору влияют скорость и направление ветра. Поэтому, зная метеорологические данные, а также месторасположение источников, можно ориентировочно определить источник-нарушитель. Исходя из этого, мы разбиваем на классы все возможные ситуации, связанные с загрязнением тропосферы.

Классификация – отнесение объектов из некоторого множества к тому или иному классу из заданного (конечного) набора классов. В основе классификации лежит анализ информации об объекте, которая интерпретируется как совокупность признаков класса.

В каждом классе определяется источник-"нарушитель" эмиссионного режима и принимается соответствующее управленческое решение.

В данной работе мы будем проводить классификацию ситуаций, связанных с загрязнением тропосферы, с помощью искусственных нейронных сетей (ИНС). Задачи распознавания образов наиболее распространены в теории и практических приложениях ИНС.

Постановка задачи. Пусть имеется множество ситуаций, связанных с загрязнением тропосферы. Каждая ситуация имеет свои причины возникновения [1].

В автоматизированной системе требуется разделять на классы ситуации, связанные с загрязнением тропосферы.

Класс 1. Неблагоприятные метеоусловия (НМУ) – штиль, инверсия, туман. Действия НМУ ухудшает рассеивание примесей в атмосфере. Признаки, определяющие НМУ: штиль ($v \approx 0$), инверсия ($t(h_1) > t(h_2), h_1 > h_2$), туман ($t_{\text{возд}} < t_{\text{росы}}; t_{\text{воды}} - t_{\text{возд}} \geq 10 \text{ } ^\circ\text{C}; \psi \in [70 - 100\%]$).

Класс 2. Аномально работающий источник загрязнения (АРИЗ) тропосферы. Признак: с наветренной стороны находятся n предполагаемых источников, выбрасывающих i -ю примесь, зарегистрированную на станции контроля, при этом $\varphi \neq \text{const}$.

Класс 3. Наложение "факелов" выбросов нескольких источников. Признак: на линии направления ветра, проходящей через станцию контроля или около нее, находятся источники, выбрасывающие i -ю примесь ($\varphi = \text{const}$).

Класс 4. На линии направления ветра, проходящей через станцию контроля, находится предполагаемый источник – "нарушитель" эмиссионного режима ($\varphi = \text{const}$).

Свойства постановки задачи:

- 1) класс определяется набором переменных состояния воздушного бассейна;
- 2) классы пересекаются. Значения некоторых признаков принадлежат одновременно нескольким классам;
- 3) при изменении значения переменных меняется и значение класса.

Для решения данной задачи будем использовать нейронную сеть с архитектурой персептрона Розенблатта.

С математической точки зрения классификация входных сигналов в персептроне происходит путем разбиения гиперпространства гиперплоскостями [2].

Для однослойного персептрона

$$\sum_{i=1}^n x_i \cdot w_i = b,$$

где w_i – вес синапса; b – значение смещения; x_i – компонент входного вектора (входной сигнал); n – число входов нейрона.

Каждая полученная область является областью определения отдельного класса (рис. 2).

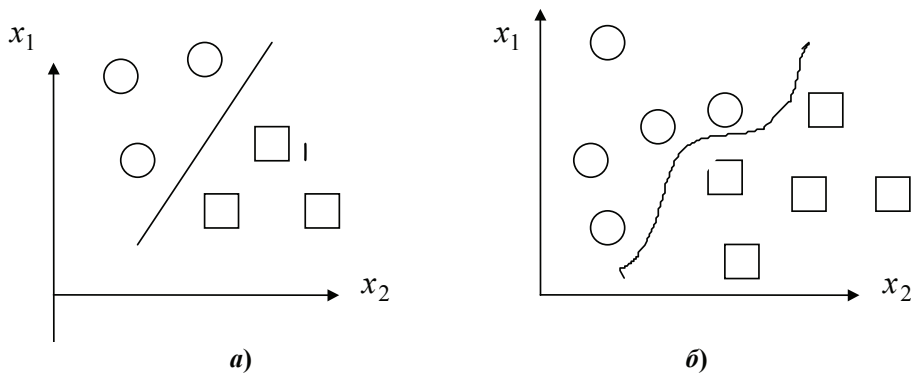


Рис. 2 Графики, иллюстрирующие разделение классов с помощью ИНС:

○ – объект 1-го класса, □ – объект 2-го класса

Поскольку априори известно, что множество классификационных объектов имеет сложную форму во входном пространстве признаков, решено использовать четыре нейронные сети. Каждая нейронная сеть обучена на один из четырех классов состояния воздушного бассейна и имеет следующую архитектуру (рис. 3):

- входной слой, число нейронов в котором определяется размерностью векторного пространства классификационных признаков;
- один скрытый слой, состоящий из восьми нейронов;
- выходной слой представлен одним нейроном.

Если на вход каждой сети подавать вектор классификационных признаков, на выходе появляется либо единица, либо ноль. Единица появляется в том случае, если вектор признаков соответствует тому классу, на который обучен персептрон, ноль – если такого соответствия нет.

У нас имеются выборки классификационных признаков X , соответствующие определенному классу Y .

Вектор классификационных признаков – четырехмерный. Он включает в себя следующие значения $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} = \{\varphi_i, \varphi_{i-1}, \psi, v\}$:

- φ_i – направление ветра в i -й момент времени;
- φ_{i-1} – направление ветра в $(i-1)$ -й момент времени;
- ψ – влажность воздуха;
- v – скорость ветра.

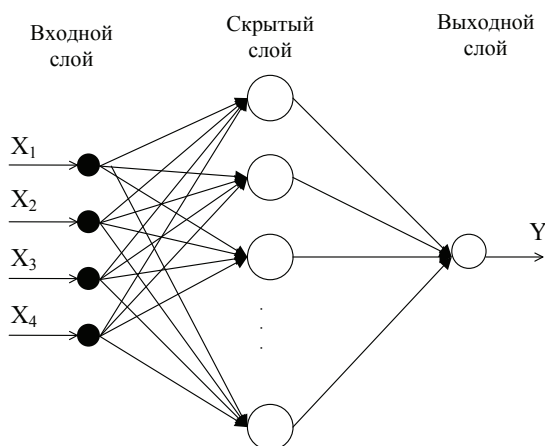


Рис. 3 Архитектура персептрона Розенблатта

Одинаковые значения вектора признаков подается на входы четырех нейронных сетей, каждая из которых выдает значение от 0 до 1. Если часть признаков принадлежит одновременно нескольким классам, то в этом случае необходимо выбрать максимальное значение на выходе одной из нейронных сетей для определения класса ситуации загрязнения воздушного бассейна.

Важнейшая особенность человеческого мозга состоит в том, что однажды обучившись определенному процессу, он может верно действовать и в тех ситуациях, которым он не обучался. Также и обученная нейронная сеть может с большой вероятностью правильно реагировать на новые, не предъявленные ей ранее данные. Поэтому для того, чтобы ИНС могла распознавать образы, ее необходимо обучить. Обучение осуществляется путем показа признаков каждого класса. В результате обучения ИНС должна приобрести способность реагировать одинаково на все признаки одного класса.

Алгоритм обучения ИНС выглядит следующим образом [3].

Шаг 1. Проинициализировать синаптические веса.

Шаг 2. Подать на вход сети один из входных векторов, характеризующих признаки класса, которые ИНС должна научиться различать, и вычислить ее выход.

Шаг 3. Если выход правильный, перейти на шаг 4. Иначе вычислить разницу между идеальным и расчетным значениями выхода:

$$\delta = y_n - y_p.$$

Шаг 4. Модифицировать веса в соответствии с формулами:

$$w_{ij}(t) = \begin{cases} -\Delta_{ij}, & \text{если } \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t) > 0 \\ \Delta_{ij}(t), & \text{если } \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t) < 0; \\ 0, & \text{если } \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t) = 0 \end{cases}$$

$$\Delta_{ij}(t) = \begin{cases} \eta^+ \Delta_{ij}(t-1), & \text{если } \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t-1) \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} > 0 \\ \eta^- \Delta_{ij}(t-1), & \text{если } \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t-1) \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} < 0, \\ \Delta_{ij}(t-1), & \text{если } \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t-1) \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = 0 \end{cases}$$

где t , $t+1$, $t-1$ – номера соответственно текущей, следующей и предыдущей итераций; η – коэффициент скорости обучения $0 < \eta^- < 1 < \eta^+$; i – номер входа; j – номер нейрона в слое; w_{ij} – синаптические веса, Δ_{ij} – приращение синаптического веса.

Очевидно, если $y_n > y_p$, весовые коэффициенты будут увеличены и тем самым уменьшат ошибку. В противном случае они будут уменьшены, и y_p тоже уменьшится, приближаясь к y_n .

Шаг 4. Цикл с шага 2, пока сеть не перестанет ошибаться.

В качестве функции активации выбран сигмоид.

Нейронная сеть считается обученной, если при подаче на входы сети каждого вектора X из контролируемой выборки, на выходе будем всякий раз получать соответствующее значение Y .

Классификация состояния воздушного бассейна в целях распознавания причины загрязнения тропосферы с использованием ИНС в автоматизированной системе выглядит следующим образом.

Источник заработал в аномальном режиме.

Шаг 1. На КЗС зарегистрирован предельно допустимый уровень концентрации примеси.

Шаг 2. На вход нейронной сети подается вектор переменных состояния воздушного бассейна.

Шаг 3. На выходе нейронной сети получаем номер класса.

Шаг 4. Принимается соответствующее управляющее решение.

Все это происходит в реальном масштабе времени.

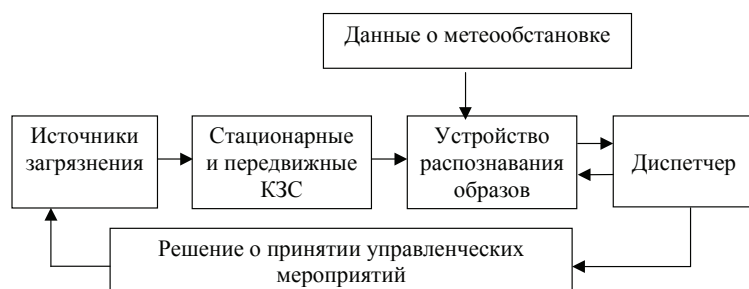


Рис. 4 Схема распознавания причин загрязнения тропосферы

Приведем примеры классификации ситуаций опасного загрязнения тропосферы. Для наглядности воспользуемся гипотетической схемой местности (рис. 1).

Классификационные признаки				Класс
φ_i	φ_{i-1}	ψ	ν	
0	0	60	0	1
0	0	80	0	1
315	300	50	5	2
270	315	60	4	2
45	45	65	3	3
45	45	80	4	3
315	315	45	9	4
225	225	55	7	4

В результате работы автоматизированной системы вероятность правильной классификации составила $\approx 80\%$. Это объясняется пересечением признаков некоторых классов.

Данная классификация с применением нейронной сети поможет диспетчеру оперативно решать задачи:

- распознавания причины загрязнения воздушного бассейна;
- идентификации аномально работающих источников загрязнения тропосферы.

Полученные результаты свидетельствуют о несомненной перспективе применения нейронных сетей для автоматизации решения задач диспетчерского управления состоянием воздушного бассейна.

Персептрон отличается структурной простотой и высокой оперативностью классификации, вместе с тем требует большого времени обучения.

Список литературы

1. Попов Н.С., Кондраков О.В. Диспетчеризация состояния воздушного бассейна в промышленных районах // Тезисы докладов международной научно-методической конференции. – Липецк, 1997. – С. 10–12.
2. Круглов В.В, Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. – М.: Горячая линия – Телеком, 2001. – 382 с.
3. Бобровский А.И., Ефимов В.В., Зайченко К.В., Кадашников С.К., Машонин А.И., Черныш В.В. Классификация гидроакустических сигналов с помощью нейронподобных сетей // Известия Вузов. Приборостроение. – 1996. – С. 49–56.
4. Кондраков О.В. Диспетчерское управление качественным состоянием воздушного бассейна в промышленных центрах. – Тезисы докладов V науч. конф. ТГТУ. – Тамбов, 2000. – С. 72–73.

Classification of Air Field Condition by Neuron Artificial Nets

O.V. Kondrakov

Department "Chemistry and Industrial Ecology", TSTU

Key words and phrases: automated system; air pollution control; artificial neuron net; classification.

Abstract: The task of classification of situations of troposphere dangerous pollution using the mathematical apparatus of artificial neuron nets is considered. The given classification helps find out the reason for air field pollution.

Klassifikation des Zustandes des Luftbeckens mit Hilfe der neurogleichen Netze

Zusammenfassung: Es ist die Aufgabe der Klassifikation von Situationen der gefährlichen Verschmutzung der Troposphäre mit der Anwendung des mathematischen Apparats der Kunstneuronetze betrachtet. Diese Klassifikation hilft bei der operativen Feststellung des Grundes der Verschmutzung des Luftbeckens.

Classification de l'état du bassin aérien à l'aide des réseaux à neurones

Résumé: On examine le problème de la classification des situations de la pollution dangereuse de la troposphère avec l'emploi de l'appareil mathématique des réseaux artificiels des neurones. Cette classification aide à définir opérativement la cause de la pollution du bassin aérien.