



Списание за наука

„Ново знание“

ISSN 2367-4598 (Online)

Академично издателство „Талант“

*Висше училище по агробизнес и развитие на
регионите - Пловдив*

New Knowledge

Journal of Science

ISSN 2367-4598 (Online)

Academic Publishing House „Talent“

*University of Agribusiness and Rural Development -
Bulgaria*

<http://science.uard.bg>

EXPERT SYSTEM FOR HEAVY METAL MIGRATION MANAGEMENT IN SOIL-PLANT-END-USER SYSTEM

Pavlina Naskova, Dragomir Plamenov

Department of Plant Production, Technical University – Varna, Bulgaria

Abstract: The publication presents an expert system for environmental protection for heavy metal pollution, which consists of four modules: database, status assessment, forecasting and management impacts (feedback). The expert system is built on the basis of theoretical, experimental and structural studies.

Keywords: soil, heavy metals, mathematical methods, control system.

ЕКСПЕРТНА СИСТЕМА ЗА УПРАВЛЕНИЕ НА МИГРАЦИЯТА НА ТЕЖКИ МЕТАЛИ В СИСТЕМАТА ПОЧВА-РАСТЕНИЕ-КРАЕН ПОТРЕБИТЕЛ

Павлина Наскова, Драгомир Пламенов

Технически университет – Варна, катедра „Растениевъдство“

Резюме: В публикацията е представена експертна система за управление на опазването на околната среда при замърсяване с тежки метали, която се състои от четири модула: база данни, оценка на състоянието, прогнозиране и управляващи въздействия (обратна връзка). Експертната система е изградена на базата на проведените теоретични, експериментални и структурни изследвания.

Ключови думи: почва, тежки метали, математически методи, система за управление.

ВЪВЕДЕНИЕ

В настоящата разработка е поставена цел получаването на общ модел за миграцията на тежки метали в системата „почва-стъбло-листа-плод-краен потребител“. По-конкретно става дума за оценка на вертикална миграция на олово в три локални – природни, агро и урбоекосистеми, на територията на Варненска област. Поради естеството на протичащите процеси и особеностите на използвания математически апарат задачата е разделена на две части:

- Оценка на миграцията на олово в подсистемата „почва-корен“;
- Оценка на вертикалната миграция на олово в последователните или разклоняващи се растителни фракции „корен-стъбло-листа-плод-околна среда“.

МАТЕРИАЛ И МЕТОДИ

В таблица 1 е представена характеристика на експерименталните площи за пробовземане. Пробите от агроекосистема са взети от такава, разположена покрай второкласен път П-29 Варна — Добрич до разклона за гр. Суворово. (ЕП1, ЕП2, ЕП3, ЕП4).

Почвените проби са взети на различни дълбочини: от орницата (0-15 cm) и подорницата (15-40 cm), (40-70 cm), от представителни места. Пробите от агроекосистемата са взети на определени разстояния от банкета – в началото на агроекосистемата – 0 m; 10 m; 20 m; 50 m.

Растителни проби са взети от два растителни вида: слънчоглед и лайка. Определено е съдържанието на олово в корен, листа, стъбло, пита, семе на слънчоглед, както и в корен, стъбло и цвят при лайка.

Анализите са извършени в лабораторията на Столична регионална здравна инспекция (СРЗИ) Използвана е единна европейска методика за определяне на общо олово (ISO 11-047) - на атомно-адсорбционен спектрофотометър в растителни и почвени проби.

Таблица 1. Характеристика на експерименталните площи за пробовземане

Пробна площ №	Таксономична принадлежност на почвите	Особености на изследваните почви	Флористичен състав	Проведени мероприятия
ЕП1 /агроекосистема/	Карбонатен чернозем	Почвата е със сив цвят, суха, рохкава, нездрава троховидна структура, средно пясъчливо глинеста, пронизан от корени. Преходът между хоризонтите е постепенен. Има включения от корени, камъни	житни (<i>Poaceae</i>), лайка (<i>Matricaria chamomilla</i>), див синап (<i>Sinapis Arvensis</i>), овчарска торбичка (<i>Capsella Bursa Pastoris</i>), глухарче (<i>Taraxacum officinale</i>), бял равнец (<i>Achillea millefolium</i>), репей (<i>Arctium lappa</i>), слънчоглед	Торене, обработване на почвата
ЕП2 /агроекосистема/	Карбонатен чернозем	Сивокафяв, сух до свеж лешниковидна структура, почвените слоеве са разрохкани и окултурени до 30-	житни (<i>Poaceae</i>), лайка (<i>Matricaria chamomilla</i>), див синап (<i>Sinapis Arvensis</i>), овчарска торбичка (<i>Capsella Bursa Pastoris</i>), глухарче	Торене, обработване на почвата

Пробна площ №	Таксономична принадлежност на почвите	Особености на изследваните почви	Флористичен състав	Проведени мероприятия
		40 cm, а надолу уплътнени. пронизан от корени	(<i>Taraxacum officinale</i>), бял равнец (<i>Achillea millefolium</i>), релей (<i>Arctium lappa</i>), слънчоглед	
ЕПЗ /агроекосистема/	Карбонатен чернозем	Тъмносив, до свеж, рохкав, орница троховидно зърнест. Средно пясъчливо-глинест, силно пронизан от корени, слаб, постепенен преход	единични плевели, слънчоглед	Торене, обработване на почвата
ЕП4 //агроекосистема//	Карбонатен чернозем	Тъмносив, до свеж орница, рохкав, троховидно-зърнеста структура, средно пясъчливо глинест. Наличие на много корени. Постепенен преход	единични плевели, слънчоглед	Торене, обработване на почвата

МОДЕЛ НА ВЕРТИКАЛНА МИГРАЦИЯ НА ТЕЖКИ МЕТАЛИ В ПОДСИСТЕМАТА „ПОЧВА-КОРЕН“

В процесите на кръговрата на тежките метали почвата изпълнява ролята на мощен акумулатор на металотоксикантите, но за разлика от другите природни среди тя има и трансформиращи свойства по отношение на много видове замърсители. В нея едновременно протичат такива процеси като миграция, сорбция на компонентите, трансформация на химичните форми, миграция по следващите звена на веригата и др [18]. Поглъщането се определя от процесите на разпределянето им между две основни фази – твърда и течна и се осъществява чрез процесите сорбция – десорбция, утаяване – разтваряне и коагулация – пептизация. Влажността на почвата оказва силно влияние върху дифузията на йоните предизвиквайки изменение на коефициента на дифузия над 10 пъти. За определяне на този коефициент (D) се прилага второто уравнение на Фик, описващо зависимостта на изменението на концентрацията на дифундиращия елемент C от времето t и дълбочината x:

$$\frac{\partial C}{\partial t} = D \frac{\partial^2 C}{\partial x^2} \quad (1)$$

Скоростта на проникване на замърсяванията в почвата е сума от скоростта на дифузионното проникване (от градиента на концентрацията $\partial C / \partial x$) и на скоростта V на насоченото движение на елемента с просмукващата се вода. Миграцията на елементите в почвата от тези две компоненти (дифузия и гравитация) се описват с уравнението:

$$\frac{\partial C}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial x} \left(V_D x \frac{\partial C}{\partial x} \right) - V \frac{\partial C}{\partial x} \quad (2)$$

където:

C – концентрация на елемента в почвата;

t – време;

x – профил;

V_D - скорост на дифузия;

V – скорост на насоченото движение по почвения профил.

Поради това, че дифузията се осъществява както в разтвора, така и в твърдата фаза, D се изразява с уравнението:

$$D = \frac{W\chi D_0}{W + K_d} + \frac{K_g D_0}{W + K_d} \quad (3)$$

където:

K_d - коефициент на разпределяне между фазите;

W – влажност в относителни части;

D_0 - коефициент на дифузия в разтвора;

χ – отношение на подвижността на непогълнатите йони към подвижността им в чистия разтвор;

K_g – отношение на подвижността на погълнатите йони към подвижността им в чистия разтвор.

При получаване на модела на миграция се използва подходът, описан в [4, 17], основащ се на обикновени уравнения на Фик с ефективен коефициент на дифузия. Почвата се разглежда като хетерогенна дифузна среда състояща се от две фази: твърда, която сорбира йоните, и почвен разтвор.

В началния момент в почвения разтвор се образува концентрация C_0 . В процеса на дифузия по профила се извършва сорбция на йоните в твърдата фаза и поглъщането им от кореновата система на растенията. Уравнението, отчитащо дифузията и процесите на сорбция в твърдата фаза на почвата и корена на растението от почвения разтвор, в случай че концентрацията се променя по профила, е:

$$\frac{\partial \tilde{N}_i}{\partial t} = K.D. \frac{\partial^2 C_0}{\partial x^2} - \alpha C_0 - \beta C_0 \quad (4)$$

където:

C_0 - концентрацията на елемента във водния разтвор в момента t в точката с координати x ;

D – коефициент на дифузия по профила;

K – коефициент, отчитащ нееднородността на дифузионния поток поради изменение на сечението;

\tilde{N}_i - количество вещество, влияещо върху концентрациите;

β - константа на скоростта на сорбция в твърдата фаза на почвата;

α - константа на поглъщане от кореновата система на растенията.

Към уравненията на дифузията ще прибавим и уравненията на материалния баланс за пренос на вещество от течната фаза в твърдата (почвена и коренова система):

$$a_1 \cdot \frac{\partial N_1}{\partial t} = \beta \cdot C_0 \cdot a_0 - \text{пренос в твърдата фаза на почвата}, \quad (5)$$

$$a_2 \cdot \frac{\partial N_2}{\partial t} = \alpha \cdot C_0 \cdot a_0 - \text{пренос в кореновата система} \quad (6)$$

където:

$N_1; (C_1)$ - концентрация (количество вещество) на метала в твърдата фаза (почвени частици в момента t ;

$N_2; (C_2)$ - концентрация (количество вещество) в твърдата фаза (коренова система);

$N_0; (C_0)$ - количество вещество (концентрация) на метала във водния разтвор;

$\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2$ - обемни части на течната, твърдата фаза и кореновата система.

Уравнението за концентрацията е от втори порядък по x и от първи порядък по t , поради което за получаване на решения са необходими две гранични и едно начално условие. Нека в началния момент на почвения профил $x = 0$ имаме следните начални концентрации на тежки метали в течната и твърдата фази:

$$\left. \begin{array}{l} N_0 = A \cdot \delta \\ N_1 = 0 \end{array} \right\} \Rightarrow t = 0, x = 0 \quad (7)$$

$$\frac{dC_0}{dx} = \frac{dC_1}{dx} = 0 \text{ при } x = 0$$

където:

A – концентрация в обемни единици на течната фаза в началния момент от време $t = 0$;

δ - делта функция.

Отчитайки казаното по-горе се получава, че коефициентът

$$E = \frac{\alpha a_1}{\beta a_2} = \frac{C_2}{C_1} = \frac{N_2}{N_1} \quad (8)$$

отразява скоростта на натрупване на тежките метали в кореновата система на растенията.

където:

- C_1, N_1 - концентрация или количество на олово в твърдата фаза на почвата;

- C_2, N_2 - концентрация или количество на олово в кореновата ситема на конкретния растителен вид.

В случай че по-горе представените константи и коефициенти са известни, може да бъде определено и конкретното значение на коефициента на натрупване на тежкия метал (в случая олово) в частите на растенията, и по-специално в кореновата система. В следващия текст ще коментираме възможностите за определянето им.

МАТЕМАТИЧЕСКИ МОДЕЛ ЗА ОПРЕДЕЛЯНЕ НА КОЕФИЦЕНТА НА МИГРАЦИЯ В РАСТИТЕЛНИТЕ ФРАКЦИИ

Поради факта, че в литературата отсъстват сведения за стойностите на константите и коефициентите на поглъщане, ние сме се насочили към използването на статистически методи за тяхното оценяване на базата на данни получени по експериментален път. Тук става дума за определяне на статичните характеристики на преминаването на конкретните тежки метали в последователните подсистеми „корен-стъбло-листа-плод“, чието обединяване води до една обща статична характеристика на цялата система „почва-краен потребител“. Видът на тази характеристика е определящ за избора на модела на динамиката на прехода и на границите на неговата валидност [14, 15].

Като първа част на експерименталните изследвания е съставена база от данни за съдържанието на олово в почвата и в последователните фракции на слънчоглед и лайка. Данните са получени на базата на методики за пасивно-активни експерименти, изложени

в [3, 5, 6, 15, 22], като част от тях са представени в [6]. Активната част на експеримента се състои в измерването на съдържанието на олово в четири хоризонта по дълбочина и три разсъояния от източника на замърсяването ($h= 0-10$ cm; $10-20$ cm; $20-40$ cm; $S=0, 10, 20, 50$ m). Оценката на многомерните характеристики е извършена в зависимост от особеностите на данните и целите на задачите по следните методи:

Определяне на линейна едномерна регресия при данни без повторение на опитите при пасивни [15] и при активни [5, 15, 22] експерименти по схемата:

Уравнение на регресия:

$$y=b_0+b_1x \quad (9)$$

Коефициенти:

$$b_0=m_y-b_1m_x; \quad b_1 = \frac{K_{xy}}{\sigma x^2}$$

$m_y, m_x, \sigma_x, \sigma_y, K_{xy}$ – параметри на положението и на разсейването на данните.

Линейна регресия при различен брой опити [15]

Уравнение на регресия:

$$y=b_0+b_1x \quad (9)$$

Коефициенти:

$$b_0 = \frac{\sum_{i=1}^K n_i y_i}{\sum_{i=1}^K n_i}; \quad b_1 = \frac{\sum_{i=1}^K n_i y_i (x_i - m_x)}{\sum_{i=1}^K n_i (x_i - m_x)^2} \quad (10)$$

Линейна многомерна регресия [3, 12, 15]

Уравнение на регресия:

$$y = b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2 + \dots + b_n x_n = b_0 + \sum_{i=1}^n b_i x_i \quad (11)$$

Коефициенти:

$$b_0 = m_y - \sum_{i=1}^n b_i m_{xi} \quad (12)$$

$$|b| = \begin{vmatrix} b_1 \\ b_j \\ b_n \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \frac{G_y}{G_{x1}} & \dots & \dots & 0 & \dots & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & \dots & \dots & \frac{G_y}{G_{xj}} & \dots & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & \dots & \dots & 0 & \dots & \dots & \frac{G_y}{G_{xn}} \end{vmatrix} |\beta| \quad (13)$$

а векторът $|\beta|$ е решение на уравнението:

$$|\beta| = |r_{ki}|^{-1} \cdot |r_{yi}| \quad (14)$$

Определяне на уравнението на най-добрата парабола от втори ред по метода на най-малките квадрати [15]

Поставяме си задача за най-добра апроксимация на експериментални данни с помощта на подход, аналогичен на вече описания метод на най-добрата права линия [2]. В търсене на по-висока точност на апроксимацията от линейната зависимост търсим коефициентите на най-добрата квадратна функция от вида:

$$y = ax^2 + bx + c \quad (15)$$

Отново изхождаме от условието за минимизация на средноквадратична грешка при апроксимацията:

$$\sum_{i=1}^n [y_i - \varphi(x_i, a, b, c, \dots)]^2 = \min \quad (16)$$

Където:

$\varphi(x, a, b, c)$ - апроксимираща функция;

x_i - експериментални стойности на аргумента;

y_i - експериментални стойности на функцията;

n – брой експерименти.

След приравняване на частните производни на нула получаваме системата:

$$\left. \begin{aligned} \sum_{i=1}^n [y_i - \varphi(x_i; a, b, c)] \cdot \left(\frac{\partial \varphi}{\partial a}\right)_i &= 0 \\ \sum_{i=1}^n [y_i - \varphi(x_i; a, b, c)] \cdot \left(\frac{\partial \varphi}{\partial b}\right)_i &= 0 \\ \sum_{i=1}^n [y_i - \varphi(x_i; a, b, c)] \cdot \left(\frac{\partial \varphi}{\partial c}\right)_i &= 0 \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

При диференцирането се получават изразите за частните производни:

$$\frac{\partial \varphi}{\partial a} = x^2; \quad \left(\frac{\partial \varphi}{\partial a} \right)_i = x_i^2$$

$$\frac{\partial \varphi}{\partial b} = x; \quad \left(\frac{\partial \varphi}{\partial b} \right)_i = x_i$$

$$\frac{\partial \varphi}{\partial c} = 1; \quad \left(\frac{\partial \varphi}{\partial c} \right)_i = 1$$

След заместване в (17) получаваме:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n [y_i - (ax_i^2 + bx_i + c)] \cdot x_i^2 &= 0 \\ \sum_{i=1}^n [y_i - (ax_i^2 + bx_i + c)] \cdot x_i &= 0 \\ \sum_{i=1}^n [y_i - (ax_i^2 + bx_i + c)] &= 0 \end{aligned} \quad (18)$$

Разкриваме скобите, сумираме и разделяме всяко от (18) на n:

$$\begin{aligned} \frac{\sum_{i=1}^n x_i^2 y_i}{n} - a \frac{\sum_{i=1}^n x_i^4}{n} - b \frac{\sum_{i=1}^n x_i^3}{n} - c \frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{n} &= 0 \\ \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i}{n} - a \frac{\sum_{i=1}^n x_i^3}{n} - b \frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{n} - c \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} &= 0 \\ \frac{\sum_{i=1}^n y_i}{n} - a \frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{n} - b \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} - c &= 0 \end{aligned} \quad (19)$$

Коефициентите в тази система са статистическите моменти на системата от две случайни величини x, y [15], както следва:

$$\begin{aligned} \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} = m_x = \alpha_1[x]; \quad \frac{\sum_{i=1}^n y_i}{n} = m_y = \alpha_1[y] \\ \alpha_a[x] = 1 \quad \alpha_1[y] = \alpha_{01}[x, y] \\ \frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{n} = \alpha_2[x]; \quad \frac{\sum_{i=1}^n x_i^3}{n} = \alpha_3[x]; \quad \frac{\sum_{i=1}^n x_i^4}{n} = \alpha_4[x] \\ \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i}{n} = \alpha_{11}[x, y]; \quad \frac{\sum_{i=1}^n x_i^2 y_i}{n} = \alpha_{2,1}[x, y] \end{aligned} \quad (20)$$

След заместване на тези изрази в (19) и пресметнато на смесените моменти в десните страни получаваме окончателно изходната система (17) във вида:

$$\left. \begin{aligned} \alpha_4[x]a + \alpha_3[x]b + \alpha_2[x]c &= \alpha_{2,1}[x, y] \\ \alpha_3[x]a + \alpha_2[x]b + \alpha_1[x]c &= \alpha_{11}[x, y] \\ \alpha_2[x]a + \alpha_1[x]b + 1.c &= \alpha_{01}[x, y] \end{aligned} \right\} \quad (21)$$

Законът за образуване на коефициентите в системата (21) се свежда до следното: в левите части фигурират само моментите на величините x в намаляващ порядък; в десните части са смесените моменти на системата (x, y) .

При това порядъкът на момента по x намалява от едно уравнение в следващото, а порядъкът по y е винаги първи $(\alpha_{21}, \alpha_{11}, \alpha_{01})$.

Решението на тази система за неизвестните коефициенти a, b, c , може да бъде получено по класическия алгоритъм за решаване на линейна система или чрез решаване на системата от три уравнения с три неизвестни чрез заместване и последователно изключване на променливите. И двата подхода са изложени в използвана форма в известните програмни среди [например MATLAB, MATHCAD и др.].

Алгоритъм за разделяне на данните на групи по резултатите от измерване на един нормално разпределен косвен признак (Y) [7, 11, 12]

Привеждаме разпознаващото правило при два класа на състояние (напр. “изправно” X_1 и “неизправно” X_2), т.к. преходът към голям брой на класовете е елементарен.

$$Y \in X_1 \text{ ако } Y < Y_0 = \frac{\sigma^2}{\mu_2 - \mu_1} \ln \frac{P_{X1}}{P_{X2}} + \frac{\mu_1 + \mu_2}{2} \quad (22)$$

където

μ_1, μ_2 - математически очаквания на признака Y в класовете X_1 и X_2 ;

σ – средно квадратично отклонение на признака,

P_{X1}, P_{X2} - априорните вероятности на класовете на състояние;

C_{ij} - стойности на класифициращите решения;

$i, j = 1, 2$ - изправни или неизправни класове.

Алгоритъм за групиране на данните по резултатите от измерване на съвкупност от косвени разпознаващи признаци (\bar{Y}) при два класа на състояние [7, 8, 13, 16, 19]

$$Y_i \in \begin{cases} X_1 \text{ ако } g(\bar{Y}_i) = \bar{Y}_i^T V^{-1} (\bar{\mu}_1 - \bar{\mu}_2) - \frac{1}{2} (\bar{\mu}_1 + \bar{\mu}_2)^T V^{-1} (\bar{\mu}_1 - \bar{\mu}_2) > \ln \frac{P_{X2}(c_{21} \ c_{22})}{P_{X1}(c_{12} \ c_{11})} \\ X_2 \text{ ако } g(\bar{Y}_i) = \bar{Y}_i^T V^{-1} (\bar{\mu}_1 - \bar{\mu}_2) - \frac{1}{2} (\bar{\mu}_1 + \bar{\mu}_2)^T V^{-1} (\bar{\mu}_1 - \bar{\mu}_2) < \ln \frac{P_{X2}(c_{21} \ c_{22})}{P_{X1}(c_{12} \ c_{11})} \end{cases} \quad (23)$$

където

$\bar{\mu}_1, \bar{\mu}_2$ - математически очаквания на диагностичните признаци за всеки от класовете;

V - обща ковариационна матрица на косвени разпознаващи признаци;

P_{X_1}, P_{X_2} - априорните вероятности на класовете на състояние;

C_{ij} - стойности на класифициращите решения;

$i, j = 1, 2$ - изправни и неизправни класове.

Алгоритъм за класификация по резултатите от измерване на съвкупност от косвени разпознаващи признаци, при повече от два класа на състояние и еднакви ковариационни матрици [7, 13, 16]

$$Y_i \in X_j \text{ ако } g(\bar{Y}_i) = (V^{-1}\bar{\mu}_j)^T \bar{Y}_i - \frac{1}{2}\bar{\mu}_j^T V^{-1}\bar{\mu}_j + \ln P(X_j) + \ln(c_j) = \bar{a}_j^T \bar{Y}_i + A_{j,0} = \max \quad (24)$$

където

$\bar{\mu}_j$ - вектор на математическите очаквания на диагностичните признаци за j - тия клас;

V - обща ковариационна матрица на диагностичните признаци за всички класове;

P_{Xj} - априорна вероятност за j - тия клас;

c_j - стойности на погрешните класифициращи решения..

Доказано е [8], че алгоритмите в 22 и 23 са частни случаи на 24 при определени условия на алгоритмите за разпознаване.

Обучение на алгоритъма

Обучението се свежда до определянето на стойностите на математическите очаквания, дисперсиите и ковариациите, в правилата за разпознаване (22), (23), (24) по известни зависимости, на базата на експериментални данни. Без да се спираме на известните формули за определяне на тези статистически параметри ($\Pi_i = \mu_i; \sigma_i; V_{ij}$) ще посочим само най-удобния рекурентен алгоритъм, на стохастическата апроксимация, основаващ се на преизчисляване на оценката на параметъра Π след всяко новопостъпило наблюдение [7, 11]:

$$\bar{\Pi}_{(n)} = \bar{\Pi}_{(n-1)} - \frac{1}{n} [\bar{\Pi}_{(n-1)} - \Pi_n] \quad (25)$$

където:

$\bar{\Pi}_{(n)}$ - нова оценка след n - тото наблюдение;

$\bar{\Pi}_{(n-1)}$ - стойност на статистическия параметър по $(n-1)$ -вото наблюдение;

Π_n - поредното постъпило наблюдение на n - тата стъпка.

Оценка на ефективността и достоверността на разпознаване

Традиционен начин за оценка на ефективността на диагностичната процедура е пресмятането на процента или относителната честота на правилно поставени диагнози при разпознаване на контролни извадки с предварително известна класификация. Резултатите от т.н. “пробни разпознавания” се подреждат в диагностични матрици, така

че по главния им диагонал да са поставени честотите за правилна класификация, а извън него да са апостериорните честоти за погрешна класификация.

Като имаме предвид факта, че статистическите алгоритми за разпознаване по същество представляват проверка на хипотези и приемане на най-достоверната (по вероятност) от тях, можем да въведем като мярка за ефективността на диагностичната процедура т. нар. апостериорна вероятност на всяка хипотеза (наблюдение) или на определен брой наблюдения. Установено е, че апостериорната вероятност на конкретната хипотеза $\bar{Y}_i \in X_j$ е:

$$P(X_j / \bar{Y}_i) = \frac{e^{g_j(\bar{Y}_i)}}{\sum_{j=1}^n e^{g_j(\bar{Y}_i)}} \quad (26)$$

където:

$g_j(\bar{Y}_i)$ разделящи функции, пресметнати за j -тия клас ($j = 1 \div n$) с наблюдение \bar{Y}_i .

Уравнението (26) служи за количествена оценка на достоверността на разпознаването и реализира в завършен вид общия алгоритъм за разпознаване по минимален риск. То е единствената възможност за сравняване на качеството на разпознаване при различни размерности на векторите на наблюдение.

Разделяне на пространството на данните чрез невронен класификатор

Тук се използва усъвършенстван алгоритъм за класификация с помощта на невронни мрежи, изложен подробно в публикациите по проблема [9, 10], а така също и в [20]

Резултати от пресмятанията на характеристиките на вертикална миграция

На фиг. 1 са показани статичните характеристики при вертикална миграция на олово в подсистемата „почва-корен“ за слънчоглед при дълбочина на хоризонта на корена 0-40 cm. Можем да приемем близостта и валидността на характеристиките на двата модела – линеен и нелинеен. В точката определена от $x=80$ mg/kg, $y=0,8$ mg/kg, те се пресичат, а в околността, определена от $\pm 3\sigma$ разликите са от порядъка около 10%.

На фиг. 2 са представени статичните характеристики на миграция на олово в подсистемата „почва-корен“ в лайка при три дълбочинни хоризонта:

$h=0-15$ cm, $h=15-40$ cm, $h=40-70$ cm.

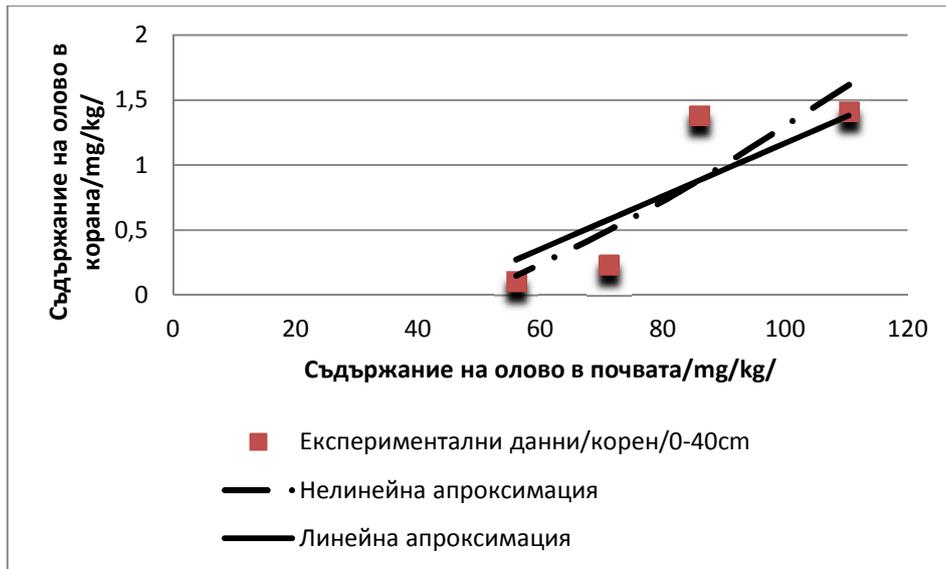
Вижда се, че наклоните на характеристиките в най-съществените им линейни части са еднакви.

На базата на съображения от физически и логически характер приемаме следните конкретни стойности на коефициентите на вертикална линейна миграция в подсистемата „почва-корен“ (вж. формула 8):

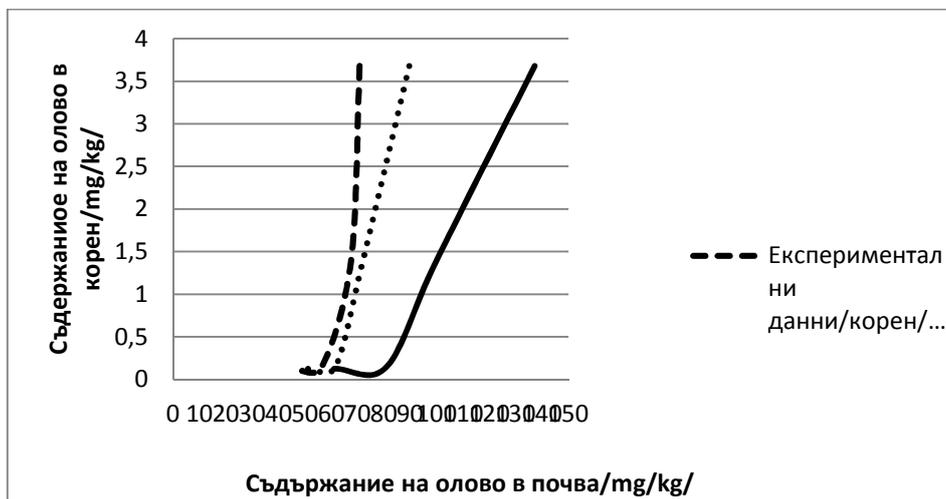
За слънчоглед: $K=E=0,0204$

За лайка: $K=E=0,04172$

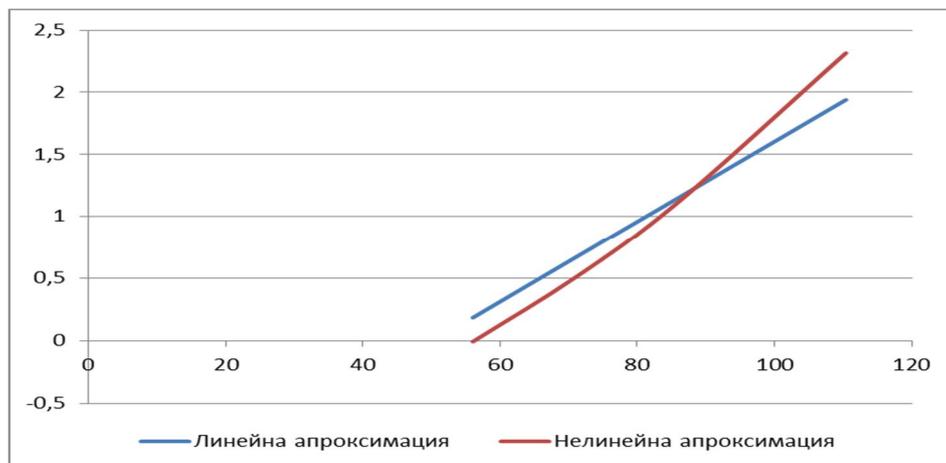
На фиг. 3 е показана реализираната по общия модел зависимост между входното въздействие (количеството на олово в почвата) и общия изход от системата (количеството на олово в семето) за слънчоглед при два случая: с линейна и нелинейна апроксимация.



Фиг. 1. Миграция на олово „почва – корен“ слънчоглед h=0-40 cm



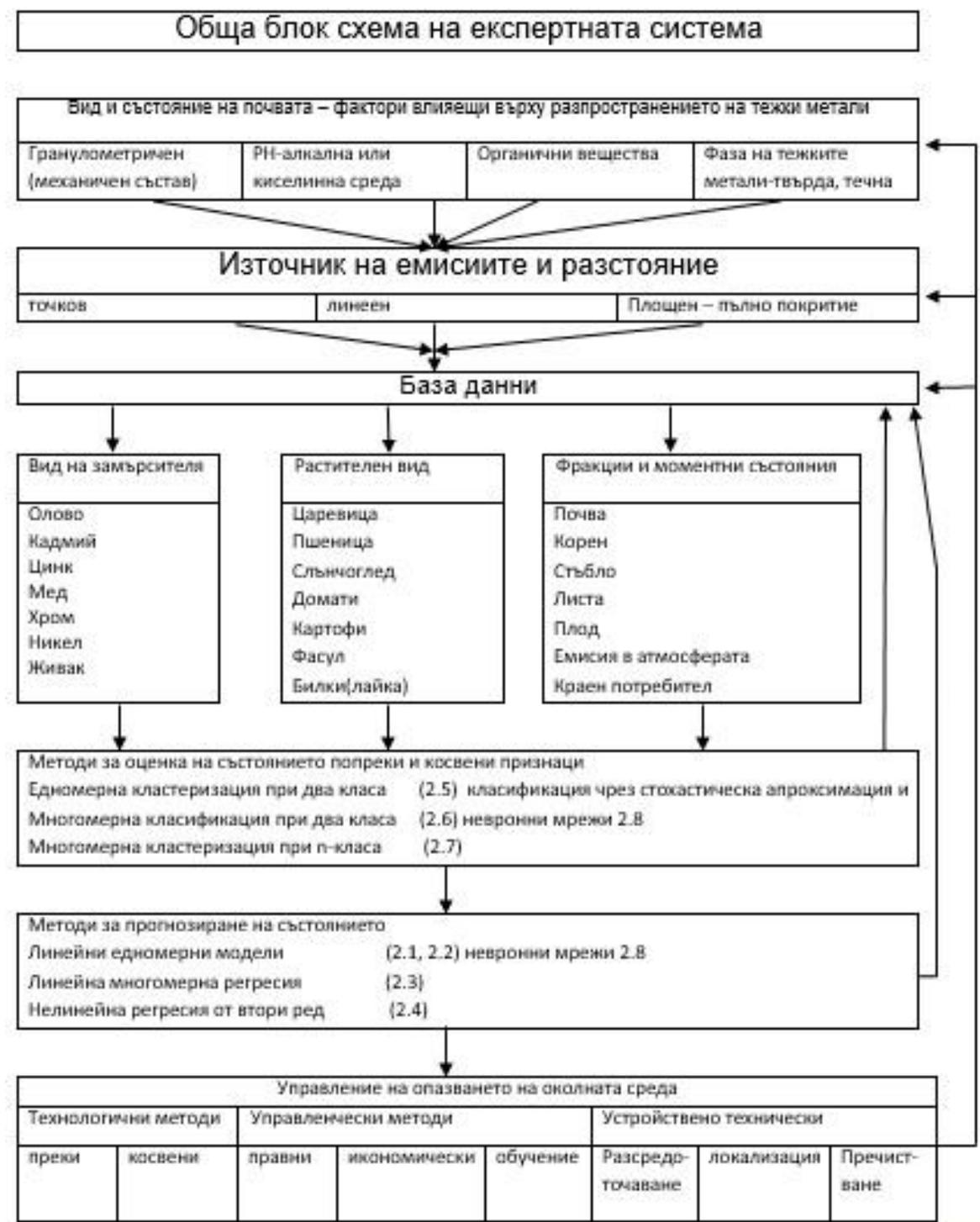
Фиг. 2. Миграция на олово „ почва – корен“ в лайка h=0-15 cm, h=15-40 cm, h=40-70 cm



Фиг. 3. Миграция на олово в системата „почва – семе“ в слънчоглед

ЕКСПЕРТНА СИСТЕМА ЗА ОЦЕНКА, ПРОГНОЗИРАНЕ И УПРАВЛЕНИЕ НА МИГРАЦИЯТА НА ТЕЖКИ МЕТАЛИ В СИСТЕМАТА „ПОЧВА-РАСТЕНИЕ-КРАЕН ПОТРЕБИТЕЛ“

На базата на проведените теоретични, експериментални и структурни изследвания е разработена експертна система за управление на опазването на околната среда с тежки метали [1, 20, 21], която се състои от четири модула: база данни, оценка на състоянието, прогнозиране и управляващи въздействия (обратна връзка) (фиг. 4).



Фиг. 4. Обща блок схема на експертната система

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

На базата на проведените теоретични и експериментални изследвания са реализирани модели, позволяващи определяне на съдържанието на олово при общо входно въздействие и произволно избрана изходна фракция за слънчоглед и лайка.

ЛИТЕРАТУРА

1. Антонов, Г., 2010. Експертна система за оценка на техническото състояние на обекти от химическото оборудване. *Машиностроене и машинознание*, Година V. Кн-1, бр.10: 54-57, ISSN 1312-8612.
2. Бакалова, М., З. Попов, 2008. Относно избора на обучаващите извадки за автоматичен газов анализ и алгоритъм за разпознаване на газове. *Механика на Машините*, 77: 45-48, ISSN 0861-9727.
3. Димитракиев, Д., А. Недев, Д. Андреев, 2014. Оптимално управление на корабоплавателни дейности в условията на непълна информация. Сборник научни трудове „Икономика и мениджмънт на иновациите-съвременни теории и практики“. Ларго Сити ООД Варна, 384-399, ISBN 978-619-7026-08-5.
4. Ефремов, И.В., 2008. Моделирование почвенно-растительных систем. М.Изд ЛКИ. 152 с.
5. Каменова, С., А. Недев, 1979. Оптимизация на парогенератори на течно гориво посредством активен експеримент. Семинар по „Корабна енергетика“ Варна, Май 1979 г. Изд. ОС на НТС-Варна, 14-16.
6. Наскова, П., 2015. Математически модел за оценка и прогнозиране на съдържанието на олово в почвата по пътя Варна-Добрич. сп. „Устойчиво развитие“. изд. Асоциация „Екология, земеделие, образование и наука“, 1 (22): 105 с.
7. Недев, А., 2019. Диагностика и управление на техническата експлоатация на корабни енергетични уредби. ИК „ГЕА-Принт“ – Варна, 445 с., ISBN 978-619-194-029-8.
8. Недев, А., 2012. Разпознаване на образи и оптимално стохастическо управление математически, биологични и философска основи, книга I, ИК „Геа-Принт“ Варна, 345 с., ISBN 978-954-9430-80-6.
9. Недев, А., Г. Ковачева, 1996. Подобряване на обучението на невронен класификатор на неизправностите в дизелови двигатели чрез декомпенсация. *Механика на машините*, кн. 4, бр. 16, с. „Диагностика и безразрушителен контрол“ с. 72-77., ISSN 0861-9727.
10. Недев, А., Г. Ковачева, К. Тенекеджиев, 1996. Статистически и невронни методи за откриване на неизправности чрез ненаблюдаем класификатор. *Механика на машините*, кн. 4, бр. 16, с. „Диагностика и безразрушителен контрол“, с. 50-54., ISSN 0861-9727.
11. Недев, А., К. Тенекеджиев, 1994. Техническа диагностика и разпознаване на образи, Под ред. на проф. Недев, ВМЕИ-Варна, 480 с.
12. Недев, А., Хр. Ненов, 2005. Възможности за управление на адаптивни и предприемчиви академични структури. „Колор Принт“ Варна, 139 с., ISBN 954-760-084-2.
13. Недев, А., Б. Андреев, Г. Антонов, М. Бакалова, Д. Камберов, Д. Хемблинг, Р. Атанасов, 2018. Енергийна ефективност и техническа диагностика на морските транспортни кораби. ИК „ГЕА-Принт“ – Варна, 243 с., ISBN 978-619-184-024-3.
14. Недев, А., В. Димов, К. Тенекеджиев, 1997. Автоматично регулиране и управление (за корабни механици и корабоводители). ТУ-Варна, 391 с., ISBN 954-20-0052-9.

15. Недев, А., В. Наумов, В. Петков, В. Върков, 1999. Въведение в теорията на управлението (Записки за специалност „Стопанско управление“), ТУ-Варна, 316 с., ISBN 954-20-0097-9.

16. Недев, А., М. Бакалова, Г. Антонов, Б. Андреев, С. Сезгин, Д. Камберов, 2012. Разпознаване на образи и оптимално стохастическо управление (Приложение на методите за разпознаване на образи в управлението на стопански, биологични и обществени системи), Кн.П-ра, ИК „Геа-Принт“ Варна, 367 с., ISBN 978-954-9430-91-20.

17. Прохорова, Н.В., 1996. Разпределения на тежки метали в почви и растения в зависимост от екологическите особености на лесостепния и степния Поволжя. Самара, 22 с.

18. Янкова, П., Й. Илиев, Т. Моралийски, Д. Пламенов, 2014. Комплексно изследване на почви на територията на Университетска ботаническа градина – Варна. Сборник научни доклади „Принос за развитие на технологичен предприемачески дух и насоченост на инженерните изследвания към развитие на икономика, базирана на знание и иновации“ по Проект BG051PO001 – 3.3.06.0005: 210-217, ISBN978-954-760-316-5.

19. Karastatev, D., D. Radev, H. Kaponov, A. Atanasov, 1982. Late quantitative functional prognosis in rechibilitated patients whit acute miocardial infarktion. IX. World Cougress of Cardiology, Moskow, 1982.

20. Mincheva, D., G. Antonov, 2017. Artificial neural network (ANN) approach to predicting micro hardness profile values of iron-based sintered alloys. Електронен годишник на ТУ-Варна, бр. 1, ISSN 2603-316X.

21. Nedev, A., D. Dimitrakiev, G. Antonov, 2013. A stochastic optimal system for management of maritime shipping prosses. International Scientific-Applied conference „New Technologies in the offshore Industri“, 204-226, ISBN 954-8991-78-0.

22. Nedev A., N. Kucharzewski, 1988. Optimierung im Schiffsbetrieb und statistischeVersuchsplanung, Seewirtschaft, B.P 500-502.