



ФОНД
НАУЧНИ
ИЗСЛЕДВАНИЯ

МИНИСТЕРСТВО НА ОБРАЗОВАНИЕТО И НАУКАТА

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>

MATHEMATICAL MODEL FOR DETERMINING THE INFLUENCE OF DIFFERENT PHYSICO-CHEMICAL FACTORS ON THE NUMBER OF MICROFLORA IN THE ANTHROPOGENIC SOILS

Pavlina Naskova¹, Maria Konsulova¹, Dragomir Plamenov¹, Boyka Malcheva²

¹Technical University - Varna, Bulgaria

²University of Forestry – Sofia, Bulgaria

Abstract: The publication presents results from a study of the total microflora in urogenic soils in Sofia. The influence of four major factors on the total microflora size is analyzed: depth of sampling, humidity and soil temperature, content of lead. A regression and correlation analysis was carried out, whereby the statistical significance of the coefficients in the mathematical model was checked in the case of a one-factor model and a model with all the factors. The behavior of the model has been investigated in a variety of data samples and an optimal option has been selected.

Keywords: mathematical model, general microflora, urbogenic soil, lead, regression analysis, correlation analysis

МАТЕМАТИЧЕСКИ МОДЕЛ ЗА ОПРЕДЕЛЯНЕ НА СТЕПЕНТА НА ВЛИЯНИЕ НА РАЗЛИЧНИ ФИЗИКО-ХИМИЧНИ ФАКТОРИ ВЪРХУ ЧИСЛЕНОСТТА НА ОБЩАТА МИКРОФЛОРА В АНТРОПОГЕННИ ПОЧВИ

Павлина Наскова¹, Мария Консулова¹, Драгомир Пламенов¹, Бойка Малчева²

¹Технически университет - Варна
²Лесотехнически университет - София

Резюме: В публикацията са представени резултати от изследване на общата микрофлора в урбогенни почви в гр. София. Анализирани са влиянието на четири основни фактора върху числеността на общата микрофлора: дълбочината на пробовземане, влажност и температура на почвата, съдържание на олово. Проведени са регресионен и корелационен анализ, при което се проверява статистическа значимост на коефициентите в математическия модел в случай с еднофакторен модел и такъв с всички фактори. Изследвано е поведението на модела при различни по обем извадки от данни и е избран оптимален вариант.

Ключови думи: математически модел, обща микрофлора, урбогенна почва, олово, регресионен анализ, корелационен анализ.

ВЪВЕДЕНИЕ

Почвата е идеална среда за развитие и размножаване на микроорганизмите, която може да се разглежда „... като банка, в която се съхраняват разнообразни микроорганизми, формиращи генетичния фонд на този свят“ (Звягинцев, 1994). Те имат изключително важна роля за поддържането на хомеостатично състояние на почвената екосистема. Тази функция се обезпечават от преференциално развитие на различни групи микроорганизми, които се променят в отговор на променящите се условия и по този начин допринасят за по-финното регулиране на хомеостазата (Марчик и др., 2012).

Установено е, че всеки тип почва има своя характерна по вид и численост микрофлора, която се определя от физичните и химичните свойства на почвата, от почвообразователните процеси, както и от фактори, които водят до промени в почвата за относително кратко време, каквото е антропогенното въздействие. Съществуват конкретни особености на микроорганизмите, които правят микробните популации изключително привлекателен научен обект за изучаване на популационните и еволюционните процеси. Те имат високо съотношение между повърхност и обем, като следствие на това се явява интензивният обмен между микроорганизмите и околната среда. Това е свързано с високата степен на възпроизводство на микроорганизми, големия прираст на биомасата, високата скорост на растеж на микробните популации и високата скорост на микроеволюционните процеси в микробните съобщества. В същото време интензивната индустриализация и урбанизация в градовете през последните години води до все повече проучвания за многостранното влияние на антропогенния фактор върху формирането, свойствата и функционирането на т.нар. градски (урбогенни) почви, както и за структурата, функционирането и ролята на микрофлората в тях.

В редица статии се изследват проблемите, свързани със замърсяването на почвата с тежки метали и влиянието им върху почвената микрофлора, тъй като те имат основно значение за самоочистването на почвите от замърсяване (Velcheva et al., 2001b; Velcheva et al., 2001a; Velcheva et al., 2001; Шилев 2006). Доказано е от много

изследвания, че е необходим многофакторен подход при изучаване на структурата и функционирането на микробните общности в почви, повлияни от антропогенен фактор (Fritze et al., 2000; Bundt et al., 2001; Blume E. et al., 2002; Garcia-Pichel et al., 2003; Ekelund et al., 2004; Agnelli et al., 2004; Braun et al., 2006), като основен метод за това е математическото моделиране.

Математическите модели са полезни инструменти, тъй като чрез тях може да се симулират сложните взаимодействия между различни почвени процеси, антропогенни фактори и микробната активност. Може да бъде прогнозирана чувствителността и реакцията на компонентите на разглежданата екосистема при конкретно променящите се екологични и климатични условия, но също така моделът може да помогне за идентифицирането на значителни пропуски в данните и знанията в съответната област, каквито реално съществуват.

Съществуват математически модели, определящи микробната активност (Wieder et al., 2013), а и такива, чрез които се търси правата и обратната връзка между количеството на макроеlementи в почвата и числеността на микроорганизмите. (Stapleton et al., 2005; Blagodatsky et al Richter, 1998; Knapp et al., 1983; Grant et al., 1993; Ingwersen et al., 2008; Leffelaar и Wessel, 1988; Kuijper et al., 2005; Kravchenko et al., 2004; Parton et al., 1988; Garnier et al., 2001; Darrah, 1991; Vandewerf and Verstraete, 1987; Maggi и Porporato, 2007; Toal et al., 2000; Zelenev et al., 2000). По-малко са моделите, описващи зависимости между микробната активност и физичните фактори на средата, които им влияят. Тези модели, които описват зависимости и процеси на микроиво, отразяват физическите процеси, протичащи в непрекъснато променяща се среда във времето. За математическото описание на микробните популации обикновено се използва апаратът на обикновените диференциални уравнения и линейния анализ.

В конкретната разработка е определена степента на влияние на четири фактора: дълбочина на пробовземане, влажност и температура на почвата, както и концентрация на олово в почвата, върху числеността на общата микрофлора. Целта е на база получени експериментални данни за определяне на общата численост на микрофлората в почвата, да се създаде адекватен математически модел, който да бъде обучен и след това използван за косвена, макар и приблизителна оценка на изследваните признаци. За създаване на модела е използван корелационен и регресионен анализ.

МАТЕРИАЛ И МЕТОДИ

Пробите са взети през месеците юни, септември и ноември на 2008 г. от 7 пробовземни пункта в гр. София. Точките за пробовземане са избрани така, че максимално точно да представят обективното състояние на почвата в зависимост от разглеждания проблем.

Пробовземане

Пробите за анализ са вземани със стерилен нож от съответните дълбочини (0-15 cm и 15-40 cm), средна проба от три места, в стерилен хартиен плик. Пробите (около 1000 g) са транспортирани и изследвани най-късно до 48 часа, като до момента на посявката са съхранявани в хладилник при 4-10 С.

Почвени анализи

- Общата форма на оловото в почвата е определена чрез атомно-абсорбционен спектрофотометър „Perkin-Elmer“.
- Влажност на почвата е определена на терен с влагомер модел *Sv 218* и в лаборатория по термостатен метод.

Определянето на влажността на почвата на терен е бърз метод, при който най-пълно се запазват естествените условия, което е важно условие при отчитането на общата микрофлора в почвата. Същият показател е отчетен и в лабораторни условия,

тъй като това е необходимо за привеждане резултатите от количествените отчитания на микроорганизмите към 1 g абсолютно суха почва.

- Температура на почвата е измерена с температурна сонда модел Sv 218.

Теренното измерване на среднодневните температури на почвата е извършвано едновременно с вземане на почвени проби за микробиологичен анализ.

Микробиологични анализи

Общата численост на микрофлората е определена по метода на разреждане и посявка на твърди хранителни среди (МПА, САА и Чапек-Докс агар), култивиране в термостат и следващо отчитане на колониеобразуващи единици (КОЕ), преизчислени за 1 g абс. суха почва.

ТЕОРЕТИЧНА ПОСТАНОВКА

В настоящата разработка се решава задачата за намиране на математически модел за прогнозиране на числеността на общата микрофлора в урбогенни почви замърсени с тежки метали въз основа на предварително събрани емперични данни. Необходимо е да се проведе математически анализ, чиято цел е да се открие има ли зависимост между факторите (дълбочина на пробовземане, влажност и температура на почвата, и концентрация на олово в почвата) и числеността на общата микрофлора. Допълнително си поставяме задачата да оценим дали всеки един от тези фактори е значим или може да бъде изключен от модела.

Най-често за моделиране на математически зависимости от посочения тип се използват регресионен и корелационен анализ.

Чрез регресионен анализ могат да се изучават и оценяват възможните функционални зависимости между две или повече случайни величини. Основни въпроси, на които отговаря анализът, са дали съществува функционална зависимост между две зависими случайни величини и ако да – да се намери функция, която да я описва достатъчно точно.

Зависимостта между случайните величини в реални условия може да бъде различна. Ако зависимостта между X и Y е толкова силна, че ако се знае каква стойност е приела едната величина X , може точно да се получи стойността на Y , то връзката между X и Y е функционална. В същото време може зависимостта между случайните величини често да няма строго изразен функционален характер. Подобни примери са особено характерни за такива области на науката и практиката като биология, медицина, агротехника, икономика и др., където развитието на различни процеси и явления като правило зависи от много фактори, които трудно може да се отчетат в своята пълнота. В подобни ситуации, когато изменението на една величина влияе на друга само статистически (усреднено), е прието да се говори за статистическа зависимост между величините. В частност статистическата зависимост се проявява в това, че при изменението на едната от величините се изменя средната стойност на другата; в този случай статистическата зависимост се нарича корелационна. Наличието на корелационната зависимост означава, че на наблюдаваните промени в стойностите на едната величина съответстват промени и в стойностите на другата величина.

Изследването на взаимовръзката между факторите X_1, X_2, \dots, X_m , които условно се наричат независими и променливата Y , която условно се нарича зависима, се извършва със статистическите методи: корелационен анализ и регресионен анализ.

Задачата на корелационния анализ е да установи степента на влияние на факторите върху признака. Корелационният анализ позволява да се проявят неизвестните връзки между факторите и признака, да се определят главните компоненти – факторите, които оказват най-голямо влияние върху изменението на стойностите на признака.

След извършването на корелационния анализ и при някои допълнителни предположения се избира подходящ математически модел, който включва т.нар. уравнение на регресия:

$$y=f(x_1,x_2,\dots,x_m) \quad (1)$$

Ако функцията на регресия е линейна, то се говори за линеен модел на регресия. В противен случай моделът на регресия се нарича нелинеен. В настоящата задача се предполага, че имаме линейна зависимост и затова в следващото изложение ще разгледаме особеностите на линеен регресионен анализ. В случай че променливата y зависи само от една независима променлива x или $m=1$, имаме линейната регресия от първа степен. От гледна точка на практиката обаче много по-реална е ситуацията, при която величината y зависи от множество от m променливи (x_1,x_2, \dots, x_m) . Тогава имаме многопроменлива линейна регресия.

При предположение за нормално разпределение на всички променливи, уравнението на регресия добива вида:

$$y=\beta_0+\beta_1x_1+\beta_2x_2+\dots+\beta_mx_m, \quad (2)$$

където $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m$ са коефициентите на уравнението. В общ вид (2) може да се запише и така:

$$y=f(x_1,x_2,\dots,x_m, \beta_0,\beta_1,\beta_2,\dots,\beta_m) \quad (3)$$

Задачата за намиране на математически модел всъщност се свежда до определяне на коефициентите на уравнението на регресия (3) и оценка на тяхната статистическа значимост. За целта се провеждат серия от експериментални наблюдения на зависимата променлива y . При n на брой експеримента всяко наблюдение на зависимата променлива може да се представи във вида:

$$y_i=f(x_{1,i},x_{2,i},\dots,x_{m,i}, \beta_0,\beta_1,\beta_2,\dots,\beta_m)+e_i, \quad (4),$$

където $i=1,2,\dots,n$, а e_i се нарича остатък и представлява разликата между стойността, предсказана от модела и експерименталното наблюдение. Търсят се такива стойности на параметрите на модела, за които се минимизира сумата от остатъците за всички наблюдения:

$$\sum_{i=1}^n e_i^2 = \min \quad (5)$$

При n експериментални наблюдения (y_1,y_2,\dots,y_n) , получени при n стойности на независимата променлива (x_1,x_2,\dots,x_n) , търсим модел, който представлява полином от степен m . За определянето на $p=m+1$ параметъра $(\beta_0,\beta_1,\beta_2,\dots,\beta_m)$ се решава система от n уравнения с p неизвестни ($n \geq p$):

$$\begin{aligned} y_1 &= \beta_0 + \beta_1x_{1,1} + \beta_2x_{2,1} + \dots + \beta_mx_{m,1} + e_1 \\ y_2 &= \beta_0 + \beta_1x_{1,2} + \beta_2x_{2,2} + \dots + \beta_mx_{m,2} + e_2 \\ &\dots \\ y_n &= \beta_0 + \beta_1x_{1,n} + \beta_2x_{2,n} + \dots + \beta_mx_{m,n} + e_n \end{aligned} \quad (6)$$

В матричен вид системата уравнения (6) може да се представи като матрично уравнение:

$$y=X.\beta+e, \quad (7)$$

където y е вектор на измерванията, e – вектор на остатъците, а X – вектор на независимите променливи.

$$y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ y_n \end{pmatrix} \quad e = \begin{pmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ e_n \end{pmatrix} \quad \beta = \begin{pmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \beta_m \end{pmatrix} \quad X = \begin{pmatrix} 1 & x_{1,1} & x_{2,1} & \dots & x_{m,1} \\ 1 & x_{1,2} & x_{2,2} & \dots & x_{m,2} \\ 1 & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ 1 & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ 1 & x_{1,n} & x_{2,n} & \dots & x_{m,n} \end{pmatrix}$$

Параметрите на линейна регресия се определят по метода на най-малките квадрати. Критерият за минимизиране на сумата e (5) и в матричен вид изглежда така:

$$(e_1, e_2, \dots, e_n) \begin{pmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ e_n \end{pmatrix} = e' \cdot e = \|e\|^2 \quad (8)$$

Ако от матричното уравнение (7) изразим e и заместим в (8) се получава:

$$\|e\|^2 = e' \cdot e = (y - X \cdot \beta)' (y - X \cdot \beta) \quad (9)$$

Тогава сумата от квадратите се минимизира чрез приравняване към нула на частните производни спрямо параметрите $(\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m)$:

$$\frac{\partial \|e\|^2}{\partial \beta_i} = 0 \text{ за } i=1, 2, \dots, n \quad (10)$$

Решението на системата може да се запише в матричен вид:

$$X \cdot b = y \Rightarrow X' \cdot X \cdot b = X' \cdot y \Rightarrow b = (X' \cdot X)^{-1} \cdot X' \cdot y, \quad (11)$$

където b е оценка на вектора β . След намиране на оценките β получаваме модела на линейна регресия. Той се използва за предсказване на стойността \hat{y}_0 за дадена стойност на независимата променлива x_0 , за която не е извършено експериментално наблюдение.

По-големите стойности на коефициентите са свързани с по-голяма промяна при зависимата променлива. Отрицателните стойности означават, че повишаването на съответната независима променлива води до понижаване стойността на зависимата и обратното – когато съответният коефициент е по-голям от нула, неговото повишаване води до повишаване и на Y . При съпоставка на коефициентите по абсолютна стойност обаче трябва да се отчита и дисперсията на променливите.

За определяне на доверителните интервали на параметрите се използва вариационо-ковариационната матрица (Венцель 1969):

$$V(b) = \begin{bmatrix} V(b_0) & \text{cov}(b_0, b_1) & \dots & \text{cov}(b_0, b_m) \\ \text{cov}(b_1, b_0) & V(b_1) & \dots & \text{cov}(b_1, b_m) \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \text{cov}(b_m, b_0) & \text{cov}(b_m, b_1) & \dots & V(b_m) \end{bmatrix} \quad (12)$$

Диagonalните елементи са вариациите на параметрите, а извъндиагоналните – ковариации между всеки два параметър. Обикновено оценяването на един параметър зависи от останалите параметри следователно съществува зависимост между техните неопределености. Оценката на матрицата (12) може да се определи чрез:

$$V(b) = S_e^2 (X'X)^{-1}, \quad (13)$$

където S_e^2 е оценката на вариацията на експерименталната грешка. Нейната стойност се намира от:

$$S_e^2 = \frac{\sum_{i=1}^n e_i^2}{n-p} \quad (14)$$

Тогава оценката на вариационно-ковариационната матрица се получава (Венцелъ 1969г.):

$$V(b) = \frac{\sum_{i=1}^n e_i^2}{n-p} (X'X)^{-1} \quad (15)$$

При предположение за нормално разпределение на грешките от измерванията и независимост между тях доверителният интервал, в който със зададена сигурност се намира истинската стойност на всеки параметър, е:

$$b_i \pm t_{n-p} \sqrt{v(b_i)}, \quad (16)$$

а доверителният интервал на предсказаната стойност \hat{y}_0 е:

$$\hat{y}_0 \pm t_{n-p} \cdot S_e \sqrt{x_0' (X'X)^{-1} x_0} \quad (17)$$

След получаване на регресионните уравнения е необходимо да се направи оценка на така получения модел. За целта се използват различни статистически проверки. Започва се с пресмятане на величината:

$$S_\varepsilon = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - Y_i)^2}{n-m-1}} \quad (18)$$

Тя се нарича стандартна грешка на модела. Нейната функция е оценка и сравняване на различни функции f . При всяка от тях се получават различни оценки \hat{Y} и съответно различни S_ε . Най-добър модел за съответните данни е този, за който сумата от квадратите на отклоненията на фактическите (измерените) значения на резултативната величина Y от техните оценки \hat{Y} е минимална. Т.е. моделът с най-малка стандартна грешка е най-подходящ за събраните данни. Ако $S_\varepsilon = 0$, значи имаме пълно съвпадение на изходните данни с техните оценки.

Резултатите от анализа могат да се оформят в таблица:

Таблица 1. Резултати от регресионен анализ

Източник на дисперсията	Сума от квадратите	Степени на свобода	Дисперсия	F - критерий
Регресия	$SS_{\hat{Y}} = \sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y}_n)^2$	m^1	$S_{\hat{Y}}^2 = \frac{SS_{\hat{Y}}^2}{m}$	$F_{емн} = \frac{S_{\hat{Y}}^2}{S_{\varepsilon}^2}$
Отклонение от регресията	$SS_{\varepsilon} = \sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - Y_i)^2$	$n - m - 1$	$S_{\varepsilon}^2 = \frac{SS_{\varepsilon}^2}{n - m - 1}$	
Общо:	$SS_Y = \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y}_n)^2$	$n - 1$	$S_Y^2 = \frac{SS_Y^2}{n - 1}$	

Друг измерител на качеството на направения модел е коефициентът на корелация:

$$r_{Y.X} = \sqrt{1 - \frac{S_{\varepsilon}^2}{S_Y^2}} = \frac{S_{\hat{Y}}}{S_Y} \quad (19)$$

Той се изменя от 0 до 1. Колкото близък е той по абсолютна стойност до 1, толкова по-силна е зависимостта между зависимата и независимата променливи. Коефициентът $r_{Y.X}^2$ 100% се нарича коефициент на детерминация (определеност). Това е частта от дисперсията на Y, която се обяснява с регресионната зависимост на Y от X_1, X_2, \dots, X_r . Колкото коефициентът на детерминация е по-близо до 100%, толкова моделът е по-добър.

$(1 - r_{Y.X}^2)$ 100% се нарича коефициент на индетерминация (неопределеност). Показва каква част от вариацията на Y се дължи на невключени в модела фактори.

Относно коефициентите се правят някои проверки за значимост.

Първо проверяваме нулевата хипотеза $H_0: \beta_0 = \beta_1 = \dots = \beta_m = 0$ срещу алтернативата H_1 : «Поне един от тези коефициенти да е различен от 0». При реализирането на тази проверка се използват зависимостите от Табл.1.

Следващата проверка, която се прави, е за някое $k: 1 \div m$, нулевата хипотеза $H_0: \beta_k = 0$ срещу алтернативата $H_1: \beta_k \neq 0$. Проверяващата статистика има разпределение на Стьудънт.

$$t_{емн,i} = \frac{\hat{\beta}_i}{S_{\hat{\beta}_i}}, \quad i=0, \dots, m \quad (20)$$

$$P(|t_{емн,i}| > t_{1-\alpha/2}(n-m-1)) \quad (21)$$

Ако някой от коефициентите се получи с пренебрежима значимост, то съответната независима променлива може да бъде изключена от анализа без съществена загуба на информация. Критерият (21) е известен още като p-value. Счита се, че когато неговата стойност е под 0.05, съответният коефициент е статистически значим.

РЕЗУЛТАТИ И АНАЛИЗИ

Събраните данни са представени в табл. 2.

Таблица 2. Експериментални данни

Почвен разрез	Дълбочина см	Обща микрофлора			Влажност на почвата			Температура на почвите, С			Съдържание на олово (mg/kg)
		юни	септември	ноември	юни	септември	ноември	юни	септември	ноември	
жк Дружба 1	0-15	2460	1600	1740	9,4	13	24,2	30,5	13,2	2,8	73,9
	15-40	276	206	348	6,5	10,3	29,8	28,7	10,8	2	91,5
жк Дружба 2	0-15	2640	1860	2000	13,5	19,8	26	28	14,5	2,8	62,9
	15-40	486	192	338	9	16	20,5	27,4	14	2,6	37,8
жк Дружба 3	0-15	3000	2780	1840	11,4	16,8	22,4	30	14,6	2,9	41,9
	15-40	834	424	364	12,6	12	20	29	12,2	2,5	36,6
Цариградско шосе 1	0-15	8780	5640	5160	14,8	19	23,6	27,2	13,9	2,4	166,2
	15-40	588	362	694	9,8	17,5	20,5	26,2	11,2	1,9	139
Цариградско шосе 2	0-15	9820	7300	5120	17,6	20,2	25,7	30	14,7	2,8	163,3
	15-40	676	400	646	15,4	18	20,9	28,4	11	1,9	104,9
Цариградско шосе 3	0-15	7200	5260	4460	15	18,2	29	27	13	2,6	281,3
	15-40	628	358	424	15,3	16,8	24,6	26	12,2	1,5	80
Цариградско шосе 4	0-15	6940	6220	4700	12,6	16,4	27,1	29	13,8	2,6	103
	15-40	662	384	576	8	10,4	25	28,2	11,7	2	90,1

Като независими променливи имаме x_1 – дълбочина на вземане на пробата, x_2 – влажност на почвата, x_3 – температура на почвите, x_4 – съдържание на олово, зависимата променлива е числеността на общата микрофлора.

При голям брой наблюдения и независими променливи, какъвто е и настоящия случай, обемът на изчисленията значително нараства. Често за извършване на посочените анализи се използват програмни продукти. В случая изчисленията са направени с помощта на Microsoft Excel (Tools ->Data Analysis-> Regression) (Костадинова 2009).

Проведени са серия от анализи. Направен е многофакторен регресионен анализ с четирите фактора за всеки от месеците (юни, септември и ноември) поотделно; обобщен регресионен анализ с цялата извадка от данни (цялата година) и четири фактора; еднофакторен регресионен анализ по месеци и за цялата година за първите три признака (без съдържание на олово) и еднофакторен регресионен анализ с цялата извадка от данни относно x_4 . Резултатите от статистическите анализи са представени в табличен вид (Табл. 3÷12.).

Таблица 3. Данни за месец юни

Експериментални данни	x_1	14,4	40,6	15,2	39,3	14,8	42,5	15,6	37,4	14,8	40	16,2	43,4	13,8	41,5
	x_2	9,4	6,5	13,5	9	11,4	12,6	14,8	9,8	17,6	15,4	15	15,3	12,6	8
	x_3	30,5	28,7	28	27,4	30	29	27,2	26,2	30	28,4	27	26	29	28,2
	x_4	73,9	91,5	62,9	37,8	41,9	36,6	166,2	139	163,3	104,9	281,3	80	103	90,1
	Y	2460	276	2640	486	3000	834	8780	588	9820	676	7200	628	6940	662
Резултати	Predicted Y	4154,68	-201,89	4249,96	-798,44	3884,67	318,11	6418,38	1348,30	8145,04	2644,19	8665,83	937,66	5285,57	-62,06
	Residuals	-1694,68	477,89	-1609,96	1284,44	-884,67	515,89	2361,62	-760,30	1674,96	-1968,19	-1465,83	-309,66	1654,43	724,06

В табл. 3. *Predicted Y* са стойностите на регресионните уравнения получени от уравненията на регресия, а *Residuals* са остатъците. В табл. 4. са изчислените коефициенти в уравнението на регресия. За всеки от коефициентите е направена проверка на значимост чрез статистиката на Стюдънт (20) - *t Stat* и критерия (21) - *P-value*. Функцията в Excel изчислява и доверителните интервали.

Таблица 4. Коефициенти на регресия за месец юни

	<i>Coefficients</i>	<i>Standard Error</i>	<i>t Stat</i>	<i>P-value</i>	<i>Lower 95%</i>	<i>Upper 95%</i>	<i>Lower 95.0%</i>	<i>Upper 95.0%</i>
Intercept	-7720,55	14494,32	-0,53	0,61	-40508,97	25067,87	-40508,97	25067,87
X1	-126,31	48,89	-2,58	0,03	-236,90	-15,71	-236,90	-15,71
X2	291,29	167,92	1,73	0,12	-88,57	671,15	-88,57	671,15
X3	310,23	450,19	0,69	0,51	-708,17	1328,62	-708,17	1328,62
X4	20,22	9,44	2,14	0,06	-1,13	41,57	-1,13	41,57

Регресионният модел има вида:

$$Y = -7720,55 - 126,31x_1 + 291,29x_2 + 310,23x_3 + 20,22x_4 \quad (22)$$

Таблица 5. Данни за месец септември

Експериментални данни	x ₁	15,2	38,2	14,9	39,5	15,4	41,4	14,8	36,5	12,4	38,2	14,4	34,6	14,8	39,2
	x ₂	13	10,3	19,8	16	16,8	12	19	17,5	20,2	18	18,2	16,8	16,4	10,4
	x ₃	13,2	10,8	14,5	14	14,6	12,2	13,9	11,2	14,7	11	13	12,2	13,8	11,7
	x ₄	73,9	91,5	62,9	37,8	41,9	36,6	166,2	139	163,3	104,9	281,3	80	103	90,1
	Y	1600	206	1860	192	2780	424	5640	362	7300	400	5260	358	6220	384
Резултати	<i>Predicted Y</i>	2938,95	-119,97	3391,77	963,61	3195,04	-408,67	5008,08	844,33	5694,26	-141,22	6638,36	655,5	3827,83	498,15
	<i>Residuals</i>	-1338,95	325,97	-1531,77	-771,61	-415,04	832,67	631,92	-482,33	1605,74	541,22	-1378,36	-297,5	2392,17	-114,15

Таблица 6. Коефициенти на регресия за месец септември

	<i>Coefficients</i>	<i>Standard Error</i>	<i>t Stat</i>	<i>P-value</i>	<i>Lower 95%</i>	<i>Upper 95%</i>	<i>Lower 95.0%</i>	<i>Upper 95.0%</i>
Intercept	-7288,26	8409,10	-0,87	0,41	-26310,96	11734,44	-26310,96	11734,44
X1	-71,16	61,34	-1,16	0,28	-209,92	67,61	-209,92	67,61
X2	-58,06	157,88	-0,37	0,72	-415,21	299,08	-415,21	299,08
X3	803,10	552,98	1,45	0,18	-447,83	2054,04	-447,83	2054,04
X4	19,79	8,33	2,38	0,04	0,95	38,63	0,95	38,63

Регресионният модел в случая има вида:

$$Y = -7288,26 - 71,16x_1 - 58,06x_2 + 803,10x_3 + 19,79x_4 \quad (23)$$

Таблица 7. Данни за месец ноември

Експериментални данни	X ₁	12,5	24,4	10,8	36,1	14,6	32,3	11,5	22,8	8,6	34,8	12,6	30,8	13,7	37,4
	X ₂	24,2	29,8	26	20,5	22,4	20	23,6	20,5	25,7	20,9	29	24,6	27,1	25
	X ₃	2,8	2	2,8	2,6	2,9	2,5	2,4	1,9	2,8	1,9	2,6	1,5	2,6	2
	X ₄	73,9	91,5	62,9	37,8	41,9	36,6	166,2	139,0	163	104,9	281,3	80	103	90,1
	Y	1740	348	2000	338	1840	364	5160	694	5120	646	4460	424	4700	576
Резултати	Predicted Y	2768,93	1192,23	2742,65	165,28	2269,55	363,96	3727,95	1950,23	4309,78	493,38	5383,42	48,86	2849,24	144,57
	Residuals	-1028,93	-844,23	-742,65	172,72	-429,55	0,05	1432,05	-1256,23	810,22	152,62	-923,42	375,14	1850,76	431,43

Таблица 8. Коefициенти на регресия за месец септември

	Coefficients	Standard Error	t Stat	P-value	Lower 95%	Upper 95%	Lower 95.0%	Upper 95.0%
Intercept	158,96	5120,60	0,03	0,98	-11424,63	11742,56	-11424,63	11742,56
X1	-81,96	49,27	-1,66	0,13	-193,41	29,49	-193,41	29,49
X2	-7,74	121,01	-0,06	0,95	-281,48	266,01	-281,48	266,01
X3	1000,93	1042,39	0,96	0,36	-1357,12	3358,98	-1357,12	3358,98
X4	13,79	5,94	2,32	0,05	0,35	27,23	0,35	27,23

Регресионият модел с данни от месец ноември има вида:

$$Y = 158,96 - 81,96x_1 - 7,74x_2 + 1000,93x_3 + 13,79x_4 \quad (24)$$

Таблица 9. Данни с пълната извадка

№	Експериментални данни					Резултати		№	Експериментални данни					Резултати	
	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	Y	Predicted Y	Residuals		X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	Y	Predicted Y	Residuals
1	14,4	9,4	30,5	73,9	2460	4653,28	-2193,28	22	36,5	17,5	11,2	139	362	1220,84	-858,84
2	40,6	6,5	28,7	91,5	276	1116,98	-840,98	23	12,4	20,2	14,7	163,3	7300	5277,65	2022,35
3	15,2	13,5	28	62,9	2640	4398,03	-1758,03	24	38,2	18	11	104,9	400	505,75	-105,75
4	39,3	9	27,4	37,8	486	519,00	-33,00	25	14,4	18,2	13	281,3	5260	6450,78	-1190,78
5	14,8	11,4	30	41,9	3000	4209,27	-1209,27	26	34,6	16,8	12,2	80	358	650,16	-292,16
6	42,5	12,6	29	36,6	834	506,96	327,04	27	14,8	16,4	13,8	103	6220	3709,65	2510,35
7	15,6	14,8	27,2	166,2	8780	5885,39	2894,61	28	39,2	10,4	11,7	90,1	384	-292,71	676,71
8	37,4	9,8	26,2	139	588	2196,11	-1608,11	29	12,5	24,2	2,8	73,9	1740	2923,24	-1183,24
9	14,8	17,6	30	163,3	9820	6442,32	3377,68	30	24,4	29,8	2	91,5	348	1938,94	-1590,94
10	40	15,4	28,4	104,9	676	1975,62	-1299,62	31	10,8	26	2,8	62,9	2000	3104,63	-1104,63
11	16,2	15	27	281,3	7200	7511,32	-311,32	32	36,1	20,5	2,6	37,8	338	-955,96	1293,96
12	43,4	15,3	26	80	628	897,06	-269,06	33	14,6	22,4	2,9	41,9	1840	2061,24	-221,24
13	13,8	12,6	29	103	6940	5222,37	1717,63	34	32,3	20	2,5	36,6	364	-525,52	889,52
14	41,5	8	28,2	90,1	662	1028,61	-366,61	35	11,5	23,6	2,4	166,2	5160	4341,10	818,90
15	15,2	13	13,2	73,9	1600	2925,48	-1325,48	36	22,8	20,5	1,9	139	694	2200,87	-1506,87
16	38,2	10,3	10,8	91,5	206	-246,29	452,29	37	8,6	25,7	2,8	163,3	5120	4862,80	257,20
17	14,9	19,8	14,5	62,9	1860	3410,58	-1550,58	38	34,8	20,9	1,9	104,9	646	162,62	483,38
18	39,5	16	14	37,8	192	-474,28	666,28	39	12,6	29	2,6	281,3	4460	6304,04	-1844,04
19	15,4	16,8	14,6	41,9	2780	2837,23	-57,23	40	30,8	24,6	1,5	80	424	523,82	-99,82
20	41,4	12	12,2	36,6	424	-1209,63	1633,63	41	13,7	27,1	2,6	103	4700	3378,52	1321,48
21	14,8	19	13,9	166,2	5640	4839,69	800,31	42	37,4	25	2	90,1	576	-101,58	677,58

Таблица 10. Коефициенти на регресия за модела с всички налични данни

	Coefficients	Standard Error	t Stat	P-value	Lower 95%	Upper 95%	Lower 95.0%	Upper 95.0%
Intercept	1475,67	2022,00	0,73	0,47	-2621,29	5572,64	-2621,29	5572,64
X1	-129,89	22,01	-5,90	0,00	-174,49	-85,30	-174,49	-85,30
X2	68,98	72,29	0,95	0,35	-77,50	215,45	-77,50	215,45
X3	108,22	36,60	2,96	0,01	34,06	182,38	34,06	182,38
X4	14,87	3,83	3,88	0,00	7,11	22,64	7,11	22,64

Регресионият модел данни от всички месеци има вида:

$$Y = 1475,67 - 129,89x_1 + 68,98x_2 + 108,22x_3 + 14,87x_4 \quad (25)$$

В табл. 11. могат да се видят обобщените резултати относно критериите на значимост на коефициентите на регресия при многофакторния регресионен анализ.

Таблица 11. Резултати за R^2 и P-value при многофакторен регресионен анализ

месец	юни		септември		ноември		за цялата година		
резултат	R square	p-value	R square	p-value	R square	p-value	R square	p-value	
x ₁	0,826	0,0295	0,808248	0,2759	0,76802	0,1305	0,750652	0,0000009	
x ₂		0,1168		0,7215				0,9504	0,3462
x ₃		0,5081		0,1804				0,3620	0,0054
x ₄		0,0608		0,0415				0,0454	0,0004

По аналогичен начин са проведени и решени и еднофакторните задачи. За тях ще предоставим само данните относно коефициента на детерминация и критерия P-value.

Таблица 12. Резултати за R^2 и P-value при еднофакторен регресионен анализ

месец	юни		септември		ноември		за цялата година	
резултат	R square	p-value	R square	p-value	R square	p-value	R square	p-value
x ₁	0,61	0,00	0,68	0,00	0,62	0,00	0,52	0,00
x ₂	0,37	0,02	0,30	0,04	0,18	0,13	0,02	0,39
x ₃	0,04	0,52	0,41	0,01	0,25	0,07	0,05	0,16
x ₄	-	-	-	-	-	-	0,41	0,01

Стойността на коефициента на детерминация R^2 показва какъв процент от изменчивостта на зависимата променлива се обяснява посредством изследваните зависими променливи. При еднофакторен регресионен анализ R^2 има най-висока стойност при x_1 . В този случай над 50% от вариацията на резултативния признак се обяснява с фактора – дълбочина на почвения хоризонт. Същото се потвърждава и от традиционния критерий $p < 0.05$.

При многофакторен регресионен анализ с четирите фактора впечатление прави значително по-високата стойност на коефициента на детерминация R^2 в сравнение с еднофакторния регресионен анализ. Относно значимостта на признаците, x_1, x_3, x_4 се открояват като статистически значими, особено в случая с по-голяма обобщена за цялата година извадка.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

1. Количествените индекси на микробната маса, съдържаща се в изследваните почви: общото количество на микрофлората, разпределението по профила, еколого-трофичната структура на микробоценозите са важни отличителни белези на антропогенните почви и са критерии за тяхната екологична оценка.

2. Промяната в числеността на микроорганизмите е надеждно свързана с всички физико-химични параметри на изследваните почви. Установена е зависимост на измерваната величина-численост на микрофлората от изследваните фактори – дълбочина на вземане на пробата, температура на почвата, влажност и съдържание на олово. Този извод се прави въз основа на изчислените коефициенти на корелация.

3. След проведени редица анализи се установява, че най-добри резултати при проверка за значимост на коефициентите на регресия получаваме в случая с обобщена извадка за цялата година, т.е. наличието на по-голям обем от данни дава по-добри резултати при съставяне на математическия модел.

4. Получено е, че най-голяма роля за микробиологичната активност има факторът дълбочина на пробоземане.

5. Създаденият математически модел е апробиран като получените резултати, основани на математическата работа, са сравнени с експерименталните данни. Получените стойности на абсолютната и относителната грешка доказват висока достоверност.

ЛИТЕРАТУРА

1. Венцель, Е.С., 1969. Теория Вероятностей, Издательство „НАУКА“, Москва.
2. Звигянецв. Д.Г. 1994. Теоретические основм зкологической оценки микробнх ресурсов почв Почвоведение. № 4. - С. 65-73.
3. Костадинова., К. 2009. Използване на MS Excel в обучението по статистика, Научни трудове на Русенския университет . Том 48, серия 6.1
4. Марчик, Т., С. Головатъш. 2012. Численность, биомасса и зколого-трофическая структура микробнбых ценозов дерново-карбонатнбых почв, Гарадзенскі дзяржаўны ўнівэрсытэт імя Янкі Купалы. 107-118.
5. Шилев, С. 2006. Микробиална активност в почви замърсени с тежки метали. Сборник с доклади на „4та национална младежка научно-практическа сесия“, 19-21 май 2006 г., София, с. 194-199.
6. Agnelli A, Ascher J, Corti G, Ceccherini MT, Nannipieri P & Pietramellara G., 2004, Distribution of microbial communities in a forest soil profile investigated by microbial biomass, soil respiration and DGGE of total and extracellular DNA. Soil Biol Biochem 36: 859-868.
7. Blagodatsky, S. A. and Richter, O. 1998. Microbial growth in soil and nitrogen turnover: A theoretical model considering the activity state of microorganisms, Soil Biol. Biochem., 30, 1743–1755.
8. Blume E., Bischoff M, Konopka A, Moormann T, Reichert JM & Turco RF, 2002, Surface and subsurface microbial biomass, community structure and metabolic activity as a function of soil depth and season. Appl Soil Ecol 20: 171-181;
9. Braun B, Böckelmann U, Grohmann E & Szewzyk U (2006) Polyphasic characterization of the bacterial community in an urban soil profile with in situ and culture dependent methods. Appl Soil Ecol 31: 267-279.
10. Bundt M, Blaser P, Pesaro M, Widmer F & Zeyer J, 2001, Preferential flow paths: biological 'hot spots' in soils. Soil Biol Biochem 33: 729-738;

11. Darrah, P. R. 1991. Models of the Rhizosphere .1. Microbial-Population Dynamics around a Root Releasing Soluble and Insoluble Carbon, *Plant Soil*, 133, 187–199.
12. Ekelund F, Rønn R & Christensen S., 2004, Distribution with depth of protozoa, bacteria and fungi in soil profiles from three Danish forest sites. *Soil Biol Biochem* 33: 475-481.
13. Fritze H, Pennanen T & Pietikainen J, 2000, Distribution of microbial biomass and phospholipid fatty acids in Podzol profiles under coniferous forest. *Eur J Soil Sci* 51: 565-573.
14. Garcia-Pichel F, Belnap J, Johnson SL & Youngkin D, 2003, Small-scale vertical distribution of bacterial biomass and diversity in biological soil crusts from arid lands in the Colorado plateau. *Microb Ecol* 46: 312-321.
15. Garnier, P., Neel, C., Mary, B., and Lafolie, F. 2001. Evaluation of a nitrogen transport and transformation model in a bare soil, *Eur. J. Soil. Sci.*, 52, 253–268, 2001.
16. Grant, R. F., Juma, N. G., and McGill, W. B. 1993. Simulation of Carbon and Nitrogen Transformations in Soil – Mineralization, *Soil Biol. Biochem.*, 25, 1317–1329.
17. Ingwersen, J., Poll, C., Streck, T., and Kandeler, E. 2008. Micro-scale modelling of carbon turnover driven by microbial succession at a biogeochemical interface, *Soil Biol. Biochem.*, 40, 864–878.
18. Knapp, E. B., Elliott, L. F., and Campbell, G. S. 1983. Carbon, Nitrogen and Microbial Biomass Interrelationships during the Decomposition of Wheat Straw – a Mechanistic Simulation-Model, *Soil Biol. Biochem.*, 15, 455–461.
19. Kravchenko, L. V., Strigul, N. S., and Shvytov, I. A. 2004. Mathematical simulation of the dynamics of interacting populations of rhizosphere microorganisms, *Microbiology+*, 73, 189–195.
20. Kuijper, L. D. J., Berg, M. P., Morrien, E., Kooi, B.W., and Verhoef, H. A. 2005. Global change effects on a mechanistic decomposer food web model, *Global Change Biol.*, 11, 249- 265.
21. Leffelaar, P. A. and Wessel, W. W. 1988. Denitrification in a Homogeneous, Closed System Experiment and Simulation, *Soil Sci.*, 146, 335–349.
22. Maggi, F. and Porporato, A. 2007. Coupled moisture and microbial dynamics in unsaturated soils, *Water Resour. Res.*, 43, W07444, doi:10.1029/2006WR005367.
23. Parton, W. J., Stewart, J. W. B., and Cole, C. V. 1988. Dynamics of C, N, P and S in Grassland Soils – a Model, *Biogeochemistry*, 5, 109–131.
24. Stapleton, L. M., Crout, N. M. J., Sawstrom, C., Marshall, W. A., Poulton, P. R., Tye, A. M., and Laybourn-Parry, J. 2005. Microbial carbon dynamics in nitrogen amended Arctic tundra soil: Measurement and model testing, *Soil Biol. Biochem.*, 37, 2088–2098.
25. Toal, M. E., Yeomans, C., Killham, K., and Meharg, A. A. 2000. A review of rhizosphere carbon flow modelling, *Plant Soil*, 222, 263–281.
26. Vandewerf, H. and Verstraete, W. 1987. Estimation of Active Soil Microbial Biomass by Mathematical-Analysis of Respiration Curves –Development and Verification of the Model, *Soil Biol. Biochem.*, 19, 253–260.
27. Velcheva, I., P. Kostadinova. 2001. Invertebrates in Soil Polluted with Heavy Metals. *Journal of Balkan Ecology*, 4: 57-63;
28. Velcheva, I, P. Kostadinova ,V. Popov. 2001b. The Heavy Metals impact on Soil Mezobiota, *Journal of Environmental Protection and Ecology*, 2: 637-641.
29. Velcheva, I., K.Sapundjieva, P. Kostadinova. 2001a. Ecomonitoring Study of the Condition of Soil Cenoses from Heavy Metals Contaminated Grounds. *Bulgarian Journal of Agricultural Science*, 7: 319-324.
30. Wieder, W. R., Bonan, G. B., and Allison, S. D. 2013. Global soil carbon projections are improved by modelling microbial processes, *Nat. Clim. Change*, 3, 909-912.

31. Zelenev, V. V., van Bruggen, A. H. C., and Semenov, A. M. 2000. "BACWAVE", a spatial-temporal model for traveling waves of bacterial populations in response to a moving carbon source in soil, *Microbial Ecol.*, 40, 260–272.

References

1. Ventsely, E.S., 1969. *Teoriya Veroyatnostey*, Izdatelystvo „NAUKA“, Moskva.
2. Zvivyantsev. D.G. 1994. *Teoreticheskie osnovm zkolgicheskoy otsenki mikrobnuh resursov pochv Pochvovedenie. № 4. - S. 65-73.*
3. Kostadinova., K. 2009. *Izpolzване na MS Excel v obuchenieto po statistika, Nauchni trudove na Rusenskiya universitet . Tom 48, seriya 6.1*
4. Marchik, T., S. Golovatysh. 2012. *Chislennosty, biomassa i zkolgo-troficheskaya struktura mikrobnbayh tsenozov dernovo-karbonatnbayh pochv, Garadzenski dzyarzhaynay yuniversaytet imya Yanki Kupalay. 107-118.*
5. Shilev, S. 2006. *Mikrobnalna aktivnost v pochvi zamarseni s tezhki metali. Sbornik s dokladi na „4ta natsionalna mladezhka nauchno-prakticheskа sesiya“, 19-21 may 2006 g., Sofiya, s. 194-199.*
6. Agnelli A, Ascher J, Corti G, Ceccherini MT, Nannipieri P & Pietramellara G., 2004, *Distribution of microbial communities in a forest soil profile investigated by microbial biomass, soil respiration and DGGE of total and extracellular DNA. Soil Biol Biochem 36: 859-868.*
7. Blagodatsky, S. A. and Richter, O. 1998. *Microbial growth in soil and nitrogen turnover: A theoretical model considering the activity state of microorganisms, Soil Biol. Biochem., 30, 1743–1755.*
8. Blume E., Bischoff M, Konopka A, Moormann T, Reichert JM & Turco RF, 2002, *Surface and subsurface microbial biomass, community structure and metabolic activity as a function of soil depth and season. Appl Soil Ecol 20: 171-181;*
9. Braun B, Böckelmann U, Grohmann E & Szewzyk U (2006) *Polyphasic characterization of the bacterial community in an urban soil profile with in situ and culture dependent methods. Appl Soil Ecol 31: 267-279.*
10. Bundt M, Blaser P, Pesaro M, Widmer F & Zeyer J, 2001, *Preferential flow paths: biological 'hot spots' in soils. Soil Biol Biochem 33: 729-738;*
11. Darrah, P. R. 1991. *Models of the Rhizosphere .1. Microbial-Population Dynamics around a Root Releasing Soluble and Insoluble Carbon, Plant Soil, 133, 187–199.*
12. Ekelund F, Rønn R & Christensen S., 2004, *Distribution with depth of protozoa, bacteria and fungi in soil profiles from three Danish forest sites. Soil Biol Biochem 33: 475 481.*
13. Fritze H, Pennanen T & Pietikainen J, 2000, *Distribution of microbial biomass and phospholipid fatty acids in Podzol profiles under coniferous forest. Eur J Soil Sci 51: 565 573.*
14. Garcia-Pichel F, Belnap J, Johnson SL & Youngkin D, 2003, *Small-scale vertical distribution of bacterial biomass and diversity in biological soil crusts from arid lands in the Colorado plateau. Microb Ecol 46: 312-321.*
15. Garnier, P., Neel, C., Mary, B., and Lafolie, F. 2001. *Evaluation of a nitrogen transport and transformation model in a bare soil, Eur. J. Soil. Sci., 52, 253–268, 2001.*
16. Grant, R. F., Juma, N. G., and McGill, W. B. 1993. *Simulation of Carbon and Nitrogen Transformations in Soil – Mineralization, Soil Biol. Biochem., 25, 1317–1329.*
17. Ingwersen, J., Poll, C., Streck, T., and Kandeler, E. 2008. *Micro-scale modelling of carbon turnover driven by microbial succession at a biogeochemical interface, Soil Biol. Biochem., 40, 864–878.*

18. Knapp, E. B., Elliott, L. F., and Campbell, G. S. 1983. Carbon, Nitrogen and Microbial Biomass Interrelationships during the Decomposition of Wheat Straw – a Mechanistic Simulation-Model, *Soil Biol. Biochem.*, 15, 455–461.
19. Kravchenko, L. V., Strigul, N. S., and Shvytov, I. A. 2004. Mathematical simulation of the dynamics of interacting populations of rhizosphere microorganisms, *Microbiology+*, 73, 189–195.
20. Kuyper, L. D. J., Berg, M. P., Morrien, E., Kooi, B.W., and Verhoef, H. A. 2005. Global change effects on a mechanistic decomposer food web model, *Global Change Biol.*, 11, 249- 265.
21. Leffelaar, P. A. and Wessel, W. W. 1988. Denitrification in a Homogeneous, Closed System Experiment and Simulation, *Soil Sci.*, 146, 335–349.
22. Maggi, F. and Porporato, A. 2007. Coupled moisture and microbial dynamics in unsaturated soils, *Water Resour. Res.*, 43, W07444, doi:10.1029/2006WR005367.
23. Parton, W. J., Stewart, J. W. B., and Cole, C. V. 1988. Dynamics of C, N, P and S in Grassland Soils – a Model, *Biogeochemistry*, 5, 109–131.
24. Stapleton, L. M., Crout, N. M. J., Sawstrom, C., Marshall, W. A., Poulton, P. R., Tye, A. M., and Laybourn-Parry, J. 2005. Microbial carbon dynamics in nitrogen amended Arctic tundra soil: Measurement and model testing, *Soil Biol. Biochem.*, 37, 2088–2098.
25. Toal, M. E., Yeomans, C., Killham, K., and Meharg, A. A. 2000. A review of rhizosphere carbon flow modelling, *Plant Soil*, 222, 263–281.
26. Vandewerf, H. and Verstraete, W. 1987. Estimation of Active Soil Microbial Biomass by Mathematical-Analysis of Respiration Curves –Development and Verification of the Model, *Soil Biol. Biochem.*, 19, 253–260.
27. Velcheva, I., P. Kostadinova. 2001. Invertebrates in Soil Polluted with Heavy Metals. *Journal of Balkan Ecology*, 4: 57-63;
28. Velcheva, I, P. Kostadinova ,V. Popov. 2001b. The Heavy Metals impact on Soil Mezobiota, *Journal of Environmental Protection and Ecology*, 2: 637-641.
29. Velcheva, I., K.Sapundjieva, P. Kostadinova. 2001a. Ecomonitoring Study of the Condition of Soil Cenoses from Heavy Metals Contaminated Grounds. *Bulgarian Journal of Agricultural Science*, 7: 319-324.
30. Wieder, W. R., Bonan, G. B., and Allison, S. D. 2013. Global soil carbon projections are improved by modelling microbial processes, *Nat. Clim. Change*, 3, 909-912.
31. Zelenev, V. V., van Bruggen, A. H. C., and Semenov, A. M. 2000. “BACWAVE”, a spatial–temporal model for traveling waves of bacterial populations in response to a moving carbon source in soil, *Microbial Ecol.*, 40, 260–272.