

УДК 681.3:624.044:624.15

А. С. Моргун, д. т. н., проф.; Д. И. Кательников, к. т. н., доц.;
И. А. Моргун, аспирант

ИДЕНТИФИКАЦИЯ НЕСУЩЕЙ СПОСОБНОСТИ СВАЙ МЕТОДАМИ НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ И МЕТОДОМ ГРАНИЧНЫХ ЭЛЕМЕНТОВ

В статье предложена идентификация численным методом граничных элементов и нечеткими базами знаний нелинейной задачи геомеханики - прогнозирования несущей способности строительных свай в зависимости от физико-механических свойств грунтов и длины сваи. Для решения этой задачи использованы генетические алгоритмы оптимизации, как более эффективные при поисках глобального минимума.

Ключевые слова: метод граничных элементов, напряженно-деформированное состояние, нечеткая логика, обучающая выборка, генетические алгоритмы, грунты, несущая способность свай.

Введение

Одной из основных задач, которые возникают при проектировании строительных объектов, является оценка несущей способности фундаментной конструкции сооружения, в частности свай. Сопротивление свай статическим нагрузкам порождает много дискуссий [1 – 4]. Присутствие в массе неоднородного грунта включений в форме фундаментной конструкции приводит к перераспределению и искривлению напряжений свободного поля грунта. Из – за сложности и плохой обусловленности этой задачи геомеханики, ее невозможно описать точными аналитическими зависимостями [2]. Поэтому для ее решения

(в ущерб стремлению к точности) остаётся ограничиться немного размытыми, приближенными, но качественными решениями. Такими являются методы принятия решений нечеткой логики, они достаточно полно разработаны, используются в разных отраслях человеческой деятельности и в наше время актуальны и перспективны благодаря быстрому развитию ЭВМ. Использование законов логических рассуждений в сочетании с ЭВМ позволило создать искусственные интеллектуальные системы, которые работают на уровне эксперта [5 – 6].

Современные интеллектуальные технологии принятия решений открывают возможности использования новых подходов для расчетов и проектирования фундаментов сооружений. Задача прогнозирования несущей способности строительных свай является типичной нелинейной задачей механики грунтов из-за многофакторного влияния на несущую способность физико-механических свойств грунтов и длины свай [4]. В статье впервые в технической литературе проведено идентификацию этой нелинейной задачи геомеханики об определении несущей способности свай с помощью нечетких баз знаний принятия решения. Проведено сравнение результатов с решением этой задачи по численному методу граничных элементов (МГЭ) .

Задача определения несущей способности сваи при конкретных грунтовых условиях решена благодаря объединению преимуществ структуры нечеткой логики (она включает экспертные знания об объекте в виде лингвистических высказываний типа «если – то») и эволюционных (генетических) алгоритмов, которые позволяют искать оптимум решения задачи одновременно из нескольких точек. Нечеткая логика позволяет получить экспертные знания о структуре объекта, это этап грубой настройки нечеткой базы знаний. Генетические алгоритмы настраивают нечеткие базы знаний. Обобщенная нечеткая модель рассматривается как аппроксиматор нелинейной зависимости между несущей способностью свай, их длиной и многочисленными характеристиками грунтового основания.

Начальные условия. Постановка задачи

Решение нелинейной задачи геомеханики тесно связано с исследованием напряженно-деформированного состояния (НДС) грунта и сталкивается с трудностями дисперсности грунта и большого количества факторов, влияющих на их поведение.

Изменчивость процесса деформирования грунта основания сооружения в работе исследовалось численным МГЭ по дилатансионной математической модели [1]. Основные уравнения теории упругости, описывающие поведение фундаментной конструкции – сваи в грунте, в МГЭ сводятся к интегральному уравнению, полученному К. Бреббия, Ж. Теллесом [2]:

$$c_{ij} \cdot u_j + \int_{\Gamma} p^*_{ij} u_{ij} d\Gamma = \int_{\Gamma} u_{ij}^* p_i d\Gamma + \int_{\Omega} \sigma^*_{jk} \varepsilon_{jk}^p d\Omega, \quad (1)$$

где u – заданный вектор перемещений на границе сваи; p – искомый вектор напряжений на границе сваи; u^* , p^* , σ^* – ядра граничного уравнения – решения Р. Миндлина при $P=1$ в полупространстве для перемещений, напряжений и производных от напряжений; C_{ij} – матрица, определённая из условий движения тела как целого; Γ , ξ , x – соответственно: граница, точка приложения $P = 1$, точка наблюдения.

Уравнение (1) представляет собой граничное интегральное уравнение относительно значений искомым функций на границе исследуемого объекта (поверхности сваи). Это важное обстоятельство придаёт наибольшую привлекательность этому уравнению, которое становится весьма подходящим для исследований численными методами.

Использование в нелинейных задачах геомеханики в качестве фундаментальных решений зависимостей Р. Миндлина для полупространства не нуждается в представлении в дискретной форме граничной поверхности земли, это значительно снижает объём вычислительных работ. Более того, благодаря симметрии рассматриваемой области (сваи) относительно вертикальной оси, необходимо дискретизировать и рассматривать только половину сваи (рис. 1).

Определение несущей способности сваи в статье проводится с учетом присутствия областей граничного состояния дисперсного грунта, которые развиваются под нагрузками. Поведение грунта в пластической стадии описывалось теорией пластического течения. Для учета диссипативных эффектов грунта к уравнению (1) добавлялись: а) – критерий перехода в пластическое состояние – условия текучести Мизеса – Губера – Боткина (предполагает разрушение по октаэдрическим площадкам); б) физические уравнения – зависимость между напряжениями и деформациями для пластического состояния грунта – неассоциированный закон течения:

$$d\varepsilon_{ij}^p = d\lambda \frac{dF}{d\sigma_{ij}}, \quad F \neq f, \quad (2)$$

где F – пластический потенциал (диссипативная функция пористой среды грунта), f – критерий перехода к пластическому состоянию, $d\lambda$ – скалярный множитель.

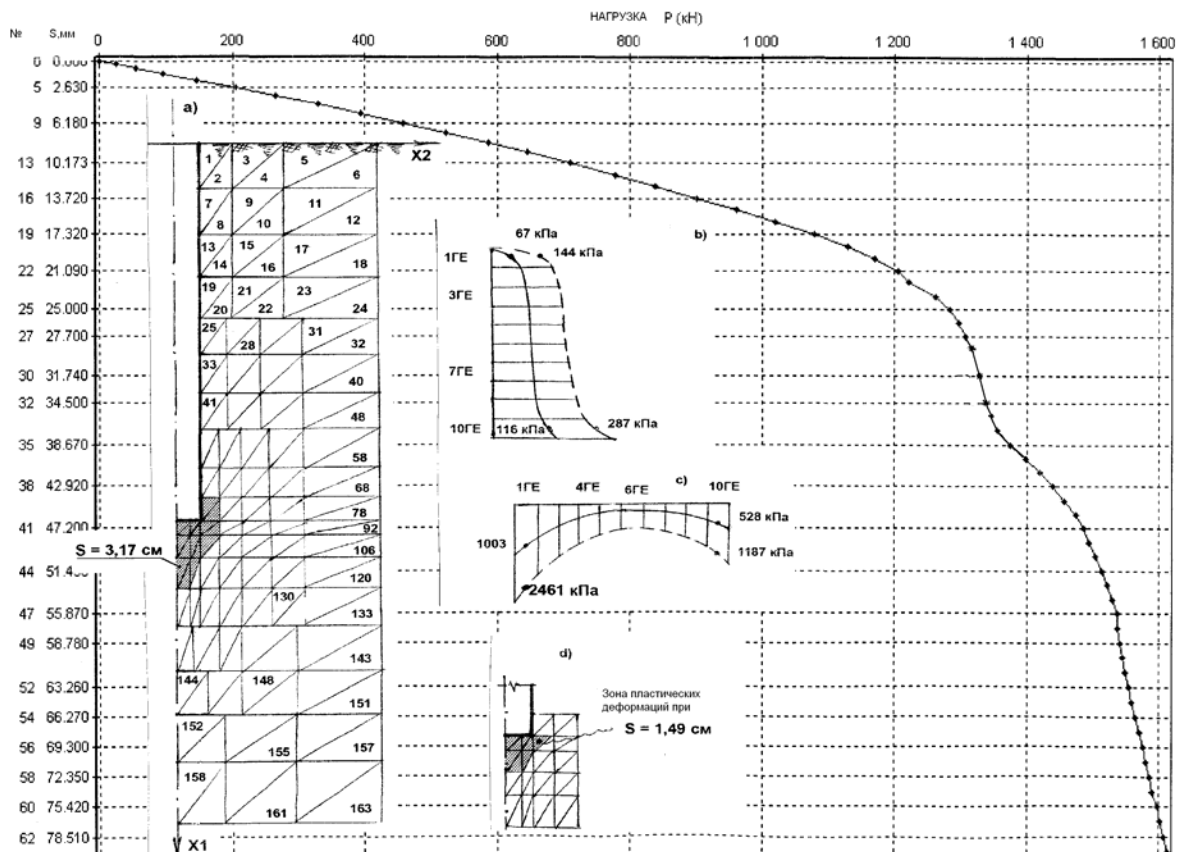


Рис. 1. а) схема дискретизации активной зоны висячей сваи $L=10$ м; в, с) эпюры касательных напряжений по боковой поверхности; эпюры нормальных напряжений по острию сваи; д) зона пластических деформаций при $S=1,49$ см.

Для корректирования несоосности тензоров напряжений и тензоров деформации при работе основания в пластической стадии использовалась дилатансионная теория В. Н. Николаевского, И. П. Бойка [3, 4]. Предложенная дилатансионная модель соединяет расчет оснований по обоим граничным состояниям (по деформациях и несущей способности) в рамках единой расчетной схемы. На рис. 1 в рамках предложенной модели спрогнозирована несущая способность сваи длиной 10 м для конкретных грунтовых условий. С целью отработки параметров алгоритма и оценки неточностей результата проведено сопоставление данных расчета за МГЭ с экспериментом, табл. 5.

В последнее время из-за удорожания строительства натурные исследования свай стали дорогими, их проведение не всегда возможно. Даже когда они проведены в условиях строительной площадки, геологические условия площадки довольно различные. Таким образом, в корректно поставленную модель подставляются не очень корректные начальные данные. В статье предлагается также подход, основанный на описании причинно-следственных связей между факторами риска (причинами), влияющими на несущую способность свай, и конкретным прогнозом (следствием) в виде выражений естественной речи. В таких условиях неопределённости для моделирования причинно-следственных связей использовалась нечеткая логика и генетические алгоритмы [5].

В большинстве стран несущая способность свай по грунту определяется по двухкомпонентной схеме: в зависимости от длины сваи и физико-механических свойств грунта. Большой разброс при определении несущей способности свай как теоретическими так и экспериментальными методами (статическим и динамическим) свидетельствует о необходимости усовершенствования методов расчёта свай с целью поднятия точности, экономичности, надёжности проектирования. Постановка задачи звучит следующим образом: дан вектор фиксированных значений входных переменных (физико-механических свойств грунтов G и длины сваи L).

$$F = f(G, L). \quad (3)$$

На основании информации о входном векторе необходимо определить выход – несущую способность сваи F . Для формирования зависимости (3) рассмотрены входные и выходные переменные как лингвистические переменные:

$$G = f_G(P, D, Sr); \quad P = f_P(E, c, x); \quad D = f_D(e, c, u); \quad (4, 5, 6)$$

где P – прочностные характеристики грунта; D – деформативные характеристики грунта; E – модуль деформации грунта (МПа): [75-6]; x – коэффициент Пуассона (бокового расширения грунта): [0.27-0.42]; c – плотность грунта (г/см³) [1.54-2.76]; C – коэффициент сцепления (КПа): [0.5-90]; φ – угол внутреннего трения (радианы): [0.122-0.75]; Sr – степень влажности грунта: [0-1]; e – коэффициент пористости ($V_{пор}/V_{ТВ}$): [0.45-1.05]. В квадратных скобках указан интервал изменения входных данных.

Модель объекта диагностирования построена на основании нечетких логических уравнений, которые связывают термы функций принадлежности входных параметров.

Преимущество применения нечетких множеств заключается в том, что они позволяют применять для построения модели знания эксперта, выраженные в естественной языковой словесной форме.

Первый этап построения нечеткой модели объекта (фаззификация переменных) состоит из определения лингвистических оценок переменных и соответствующих им функций принадлежности. Структура модели прогнозирования несущей способности сваи показана на рис. 2 в виде дерева логической взаимосвязи, который представляет собой граф, отображающий классификацию причин, влияющих на прогнозирование показателя F .

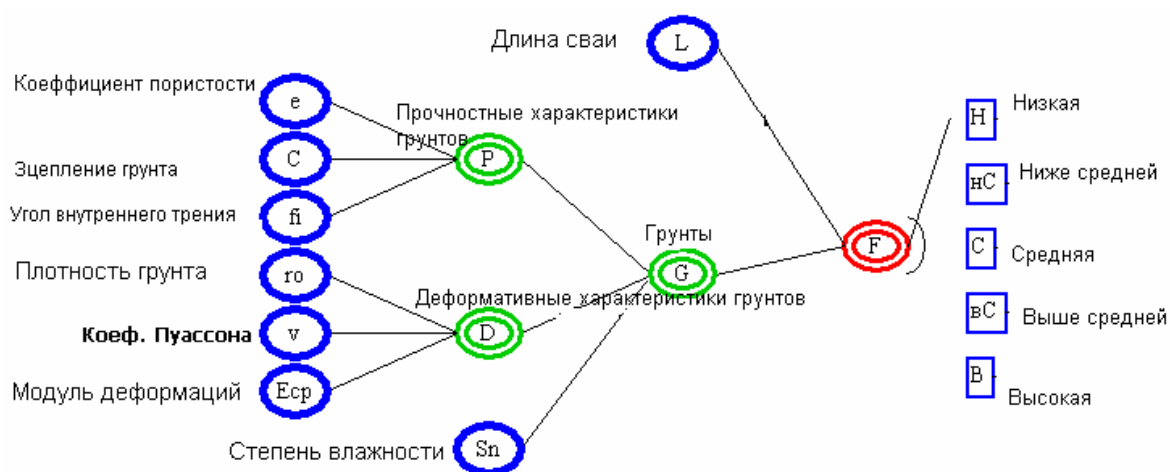


Рис. 2. Иерархическая классификация модели нечеткой логики

Граф соответствует соотношениям (3 – 6). Для оценки значений лингвистических переменных L , G , P , D использована шкала качественных термов: H – низкий, C – средний, B – высокий. Диапазон изменения выходной переменной F квантовался в 5 уровнях. Каждый качественный лингвистический терм представляет собой нечеткое множество, заданное с помощью функций принадлежности, превращающее лингвистическую информацию в форму, пригодную для обработки на ЭВМ.

Следующий шаг моделирования – составление экспертной базы знаний. Нечеткая база знаний является носителем экспертной информации о причинно-следственных связях между входными и выходными параметрами. Пользуясь введенными качественными термами и знаниями экспертов, соотношения 3 – 6 представлены в виде нечетких иерархических баз

знаний, которые приводятся в таблицах 1 – 4. Эти матрицы соответствуют нечетким правилам “если – то”, составленным на основании знаний эксперта [5]. Нелинейные зависимости “если – то” представляют концентрацию опыта специалиста и играют определяющую роль в практике решения человеком прикладных задач.

Таблицы 1 – 4

L			G				F				P				D			
L	G	F	P	D	S _R	G	ε	с	φ	P	E	ρ	v	D				
H	H		H	H	B		H	B	H		C	B	H					
H	C	H	H	C	C		C	C	H		C	B	C					
HC	H		H	C	B	H	C	B	H		B	H	H					
H	B	HC	H	B	H		C	B	C		B	H	C					
HC	C		H	B	C		B	H	H	H	B	C	H					
C	H		H	B	B		B	H	C		B	C	C					
HC	B	C	C	C	B		B	C	H		B	B	H	H				
C	C		C	B	C		B	C	C		B	B	C					
BC	H		C	B	B		B	C	B		B	B	B					
B	H		B	B	B		B	B	H		H	C	H					
C	B	BC	H	H	H		B	B	C		H	B	H					
BC	C		H	H	C		B	B	B		H	B	C					
B	C		H	C	H		H	C	H		C	H	H					
BC	B	B	C	H	B		H	B	C		C	H	C					
B	B		C	C	H		C	H	H		C	C	H					
			C	C	C		C	C	C	C	C	C	C					
			C	B	H		C	B	B		C	C	B					
			B	H	B	C	B	H	B		C	B	B	C				
			B	C	C		H	H	H		B	H	B					
			B	C	B		H	H	C		B	C	B					
			B	B	H		H	H	B		H	H	H					
			B	B	C		H	C	C	B	H	H	C					
			C	H	H		H	C	B		H	H	B					
			C	H	C		H	B	B		H	C	C					
			B	H	H	B	C	H	C		H	C	B	B				
			B	H	C		C	H	B		H	B	B					
			B	C	H		C	H	B		C	H	B					

Синтез совокупности правил “если – то, или”, составленных согласно таблицам 1 – 4, даёт 13 логических уравнений, представляющих нечеткую базу знаний.

$$M^B(F) = M^{BC}(L) * M^B(G) * M^B(L) * M^B(G);$$

$$M^{BC}(F) = M^C(L) * M^B(G) * M^{BC}(L) * M^C(G) * M^B(L) * M^C(G);$$

(7)

$$\begin{aligned} \mu^H(D) = & \mu^C(E) * \mu^B(\rho) * \mu^H(v) * \mu^C(E) * \mu^B(\rho) * \mu^C(v) * \mu^B(E) * \mu^H(\rho) * \mu^H(v) * \mu^B(E) * \mu^H(\rho) * \mu^C(v) * \\ & \mu^B(E) * \mu^C(\rho) * \mu^H(v) * \mu^B(E) * \mu^C(\rho) * \mu^C(v) * \mu^B(E) * \mu^B(\rho) * \mu^H(v) * \mu^B(E) * \mu^B(\rho) * \mu^H(v) * \\ & \mu^B(E) * \mu^B(\rho) * \mu^H(v) * \mu^B(E) * \mu^B(\rho) * \mu^C(v) * \mu^B(E) * \mu^B(\rho) * \mu^B(v). \end{aligned}$$

Нечеткой базе знаний (7) соответствует следующая аппроксимация исследуемого объекта [1]:

$$F = \sum_i^5 F_i \mu_i^T / \sum_i^5 \mu_i^T ; \mu^{jp}(x_i) = \frac{1}{1 + \left[\frac{x_i - b_i^{jp}}{c_i^{jp}} \right]^2} ; \quad (8, 9)$$

где $\mu^{dj}(F)$ – функция принадлежности выходной переменной F к классу $d_j \in [F_{j-1}, F_j]$; $\mu^{jp}(x_i)$ – функция принадлежности входной переменной X_i к терму; b_i^{jp}, c_i^{jp} – параметры настраивания функции принадлежности, их интерпретация: b – координаты максимума, $\mu(b) = 1$; c – параметр концентрации (сжатия-растяжения).

Суть настраивания модели прогнозирования состоит в подборе таких параметров функции принадлежности (b, c) и весов нечетких правил (w), которые обеспечивают минимум отклонения между модельными данными и данными обучающей выборки.

Механизм обучения нечеткой модели реализован путём проведения нелинейной оптимизации среднеквадратической ошибки и модельными результатами значения выхода нечеткой модели. Для решения задачи нелинейной оптимизации использованы генетические алгоритмы. Имитируя процессы живой природы, они являются более эффективными в поисках глобального оптимума, позволяют вести поиск с разных точек, в то время, как классические методы линейного программирования ориентированы на поиск локального оптимума. В результате обучения получены значения параметров функций принадлежности нечетких термов и весовых коэффициентов правил баз знаний (рис. 3).

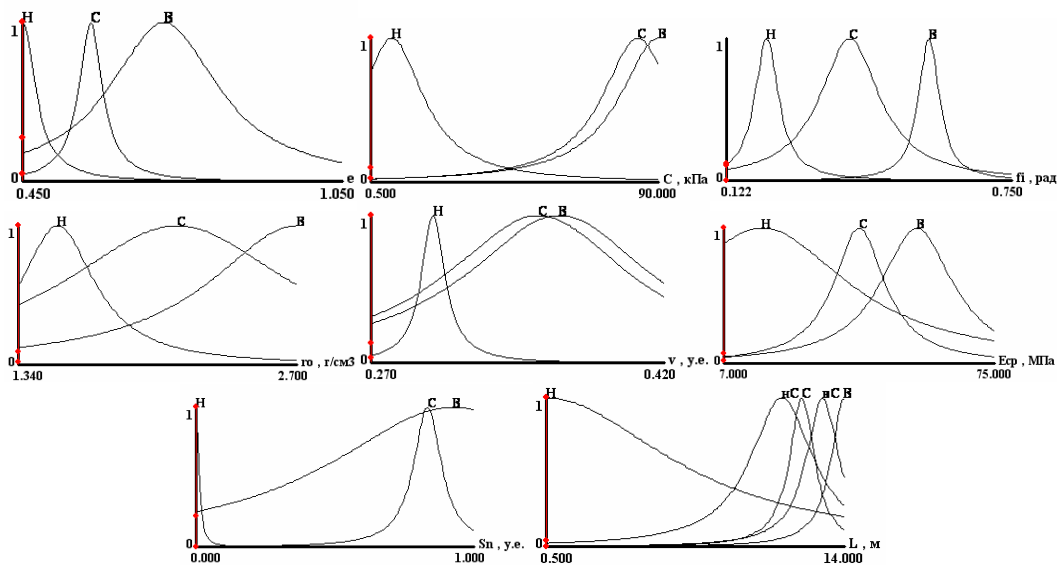


Рис. 3. Вид функций принадлежности входных термов после обучения

Для настраивания и тестирования нечеткой модели прогнозирования использовалась обучающая выборка, составленная по данным экспериментов и результатов численного моделирования по методу конечных элементов (МКЭ) и методу граничных элементов (МГЭ). Фрагмент тестирования выборки показан в таблице 5, в последней колонке приведены результаты прогнозирования несущей способности сваи после обучения нечеткой сети.

Таблица 5

Обучающая выборка

№	L(м)	E(МПа)	ν	C(КПа)	φ (радиан)	S Sr	$\frac{z}{\rho(CM^3)}$	ϵ	F экспер. (КН)	F модельные (КН)
1	3	8	0,35	12	0,331	0,1	1,45	0,85	329,35	353,6
2	4	60	0,3	0,5	0,593	0,283	1,67	0,45	400	407,75
3	4,65	30	0,3	16	0,61	0,425	1,68	0,64	668	600,7
4	7	14,5	0,37	21,5	0,314	1	2,65	0,72	450	583,56
5	8,5	30,91	0,3	9,56	0,54	0,482	2,68	0,55	630	686,83
6	9,5	16	0,37	12	0,349	0,524	2,68	0,89	720	710,91
7	10	15,47	0,394	27	0,213	0,498	1,931	0,55	1160	1151,34
8	12,7	16,93	0,382	17	0,348	0,953	1,96	0,69	830	1109,95
9	13	17,19	0,39	18	0,348	0,875	1,98	0,72	1060	1167,96
10	14	22,84	0,382	20	0,349	0,978	1,96	0,70	1680	1480,03
11	9	8,87	0,3	1,488	0,2093	1	1,663	0,684	1008	876,8
.
22	6	36	0,3	7,2	0,584	0,3	2,67	0,55	400	407,75
23	6	16,74	0,334	13,17	0,414	1	2,25	0,65	610	526,12
24	6	21	0,42	16	0,75	0,23	1,74	0,5	1375	1231,1
25	9	8,87	0,3	1,49	0,209	1	1,66	0,673	840	877,78

Задача реализована на базе программной оболочки Fuzzy Expert. Время настраивания задачи по генетическому алгоритму составило 30 мин и требовало 55000 итераций.

Выводы

Точность диагностирования несущей способности свай методом граничных элементов и методами теории нечеткой логики составляет 7 – 10% , что приемлемо для практических задач. Суть модели нечеткой логики – идентификация нелинейной зависимости несущей способности сваи от ее длины и физико–механических свойств грунтов нечеткой базой знаний. Достоверные результаты моделирования получены настраиванием нечетких правил согласно данным обучающей выборки, то есть выбором параметров функций принадлежности нечетких термов и весов правил путем оптимизации генетическими алгоритмами.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Моргун А.С. Застосування методу граничних елементів у розрахунках палів у пластичному середовищі ґрунту. – Вінниця: Універсум-Вінниця, 2001. – 64 с.
2. Бреббия К., Уокер С. Застосування методу граничних елементів у техніці. – М.: Мир, 1984. – 248с.
3. Миколайівський В.Н. Сучасні проблеми механіки ґрунтів // Визначальні закони механіки ґрунтів. – М.: Стройиздат, 1975. – С.210 – 227.
4. Жваво Й.П., Цукрів В.О. Напружено-деформований стан ґрунтового масиву при прибудові нових фундаментів поблизу існуючих будинків // Основи й фундаменти: Міжвідомчий науково-технічний збірник. – К.: КНУБА, 2004. – Вип. 28. – С. 3 – 10.
5. Ротштейн А.П. Інтелектуальні технології ідентифікації: нечіткі безлічі, нейронні мережі, генетичні алгоритми. Вінниця: Універсум-Вінниця, 1999. – 320 с.
6. Митюшкин Ю.И., Мокин Б.И., Ротштейн А.П. Soft Computing: идентификация закономерностей нечеткими базами знаний. – Вінниця: УНІВЕРСУМ-Вінниця.-2002.-145с.

Моргун Алла Серафимовна – заведуючий кафедрою промислового і громадянського будівництва

Кательников Денис Іванович – к.т.н. доц. кафедри програмного забезпечення, 54-73-88, fuzzy2dik@yahoo.com

Моргун Іван Анатолійович – аспірант, т.52-46-61

Вінницький національний технічний університет