

9. Программа для когнитивного моделирования и анализа социально-экономических систем регионального уровня (Горелова Г.В., Калиниченко А.И., Кузьминов А.Н.). Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2018661506 от 07.09.2018.

10. Taking leadership in a digital economy [Электронный ресурс]. London, UK: Telstra Corporation Ltd. – Deloitte Touche Tohmatsu Ltd., 2012. 32 p. URL: <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/au/Documents/technology-media-telecommunications/deloitte-au-tmt-taking-leadership-digital-economy-031014.pdf> (дата обращения 04.05.2020).

УДК 004.8:519.8+9:519.25

doi:10.18720/SPBPU/2/id20-196

*Кацко Дмитрий Игоревич*¹,
студент;

*Кацко Александр Игоревич*²,
студент;

*Маций Владимир Сергеевич*³,
студент

КОГНИТИВНЫЙ ПОДХОД К СТАТИСТИЧЕСКОЙ ОЦЕНКЕ РЕЗУЛЬТАТОВ ЗОНДИРОВАНИЯ ГРУНТОВ

^{1, 2, 3} Кубанский государственный аграрный университет
имени И.Т. Трубилина», Краснодар, Россия,
¹ katsko99@mail.ru; ² sa_katsko@bk.ru; ³ vmatsiys@gmail.com

Аннотация. Геологические изыскательские мероприятия — основа повышения экономической эффективности в строительстве. Характеристикой результата исследований является выяснение прочностных характеристик грунта, известным методом является индекс Робертсона. Важность задачи актуализируют разработку альтернативных подходов. В статье, с использованием метода главных компонент, показано, что имеющиеся данные результатов зондирования описываются двумя не коррелированными компонентами. По первой компоненте получено уравнение регрессии k ближайших соседей, позволившее прогнозировать индекс Робертсона.

Ключевые слова: когнитивный анализ, статическое зондирование, грунт, испытания на проникновение конуса, индекс типа поведения грунта, индекс Робертсона, метод главных компонент, регрессия k ближайших соседей.

*Dmitry I. Katsko*¹,
Student;

*Alexander I. Katsko*²,
Student;

*Vladimir S. Maciy*³,
Student

COGNITIVE APPROACH TO STATISTICAL ASSESSMENT RESULTS OF SOIL SOUNDING

^{1, 2, 3} Kuban State Agrarian University, Krasnodar, Russia,
¹ katsko99@mail.ru; ² sa_katsko@bk.ru; ³ vmatsiys@gmail.com

Abstract. Geological survey activities are the basis for increasing economic efficiency in construction. An important characteristic of the research result is to find out the strength characteristics of the soil, a well-known approach is the Robertson index. The importance of the task is actualized by the development of alternative approaches. In the article, using the principal component method, it is shown that the available data of the sensing results are described by two non-correlated components. For the first component, a regression equation for K nearest neighbors was obtained, which made it possible to predict the Robertson index.

Keywords: cognitive analysis, static sounding, soil, cone penetration test, soil behavior type index, Robertson index, principal component analysis, K -nearest neighbor regression.

При помощи зондирования возможно определять несущую способность грунтов, что позволяет проектировать здания и сооружения. Пенетрация зондом является быстрым и экономичным способом оценки литологического состава грунта. Однако у этого метода есть свои недостатки: из-за неоднородности грунта наблюдается значительный разброс наблюдений при графическом отображении, невозможно получить однозначно верные свойства грунта и т. д.

Для реализации системной идеологии в статье [4], предлагалось синтезировать когнитивное моделирование и анализ данных (дискриминантный анализ), реализовав таким образом когнитивный анализ данных (рис. 1).

Альтернативным подходом к задаче классификации, реализованный в настоящей статье, является комплексное использование метода главных компонент и регрессионного анализа [2, 6, 7, 9].

Характеристика исходных данных

Рассматривались следующие типы параметров, полученных при измерении: сжимаемости, прочностные, физические и т. д. Кроме того, прочностные характеристики:

Q_t – нормализованное сопротивление под конусом [–];

F_r – нормализованное фрикционное отношение [%];

σ_{v_0} – природное полное вертикальное давление в грунте [Па];

σ'_{v_0} – природное эффективное вертикальное давление в грунте [Па];

f_s – удельное сопротивление грунта на участке боковой поверхности (муфте трения) зонда [Па];

q_t – откорректированное сопротивление грунта под конусом зонда [Па];

I_c – индекс Робертсона (функция типа грунта) [-].

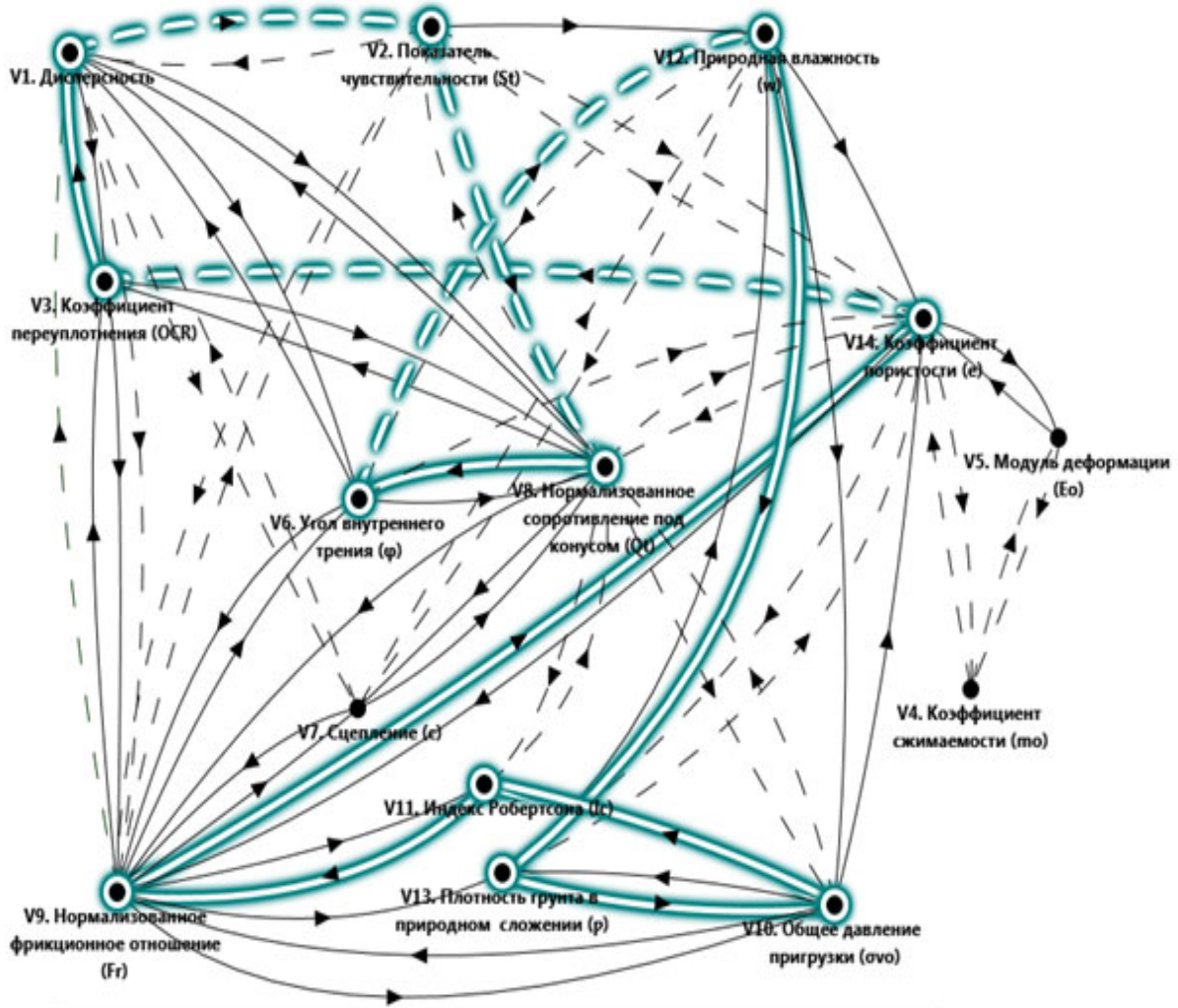


Рис. 1. Когнитивная карта «Классификация почв»

Компонентный анализ и определение литологического разреза с помощью зондирования

С помощью пенетрации определяют нормализованное сопротивление под конусом Q_t и фрикционное отношение F_r , которые зависят от показателей q_t , σ_{v_0} , σ'_{v_0} , f_s [5]. Исходные данные сформированы по результатам наблюдений указанных переменных при пенетрации до глубины 40,4 м через каждые 5 см, то есть имелось 808 наблюдений.

На рисунке 2 отображены собственные значения матрицы, превышающие единицу, график и соответствующие вклады в общую дисперсию главных компонент после вращения.

Component Characteristics ▼			
	Eigenvalue	Proportion var.	Cumulative
RC1	3.720	0.531	0.531
RC2	2.244	0.321	0.852

Component Correlations		
	RC1	RC2
RC1	1.000	0.182
RC2	0.182	1.000

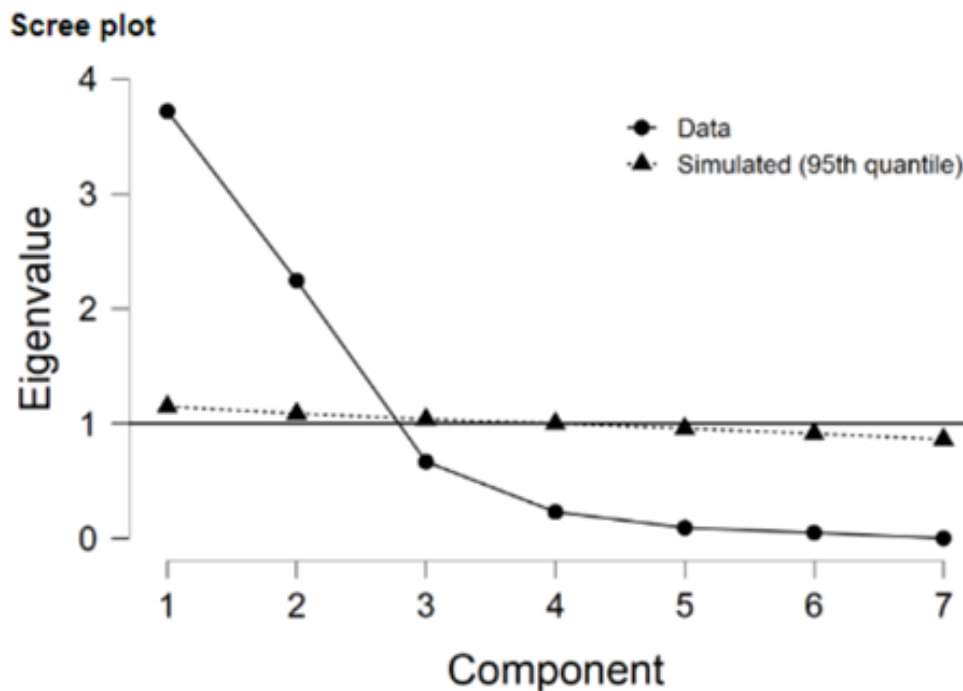


Рис. 2. Характеристики главных компонент

Откуда видно, что первая компонента отображает 53,1 %, вторая – 32,1 %. Примечательно что данная модель имеет всего две компоненты, не зависящих друг от друга (рис. 2).

Опишем влияние на компоненты факторных и результативных признаков, опираясь на рисунки 3 – 4.

Chi-squared Test			
	Value	df	p
Model	3923.312	8	< .001

Component Loadings			
	RC1	RC2	Uniqueness
qt (MPa)	-0.885	0.568	0.076
fs (kPa)		0.833	0.329
sigma_vo (kpa)		0.934	0.044
sigma_vo' (kpa)		0.928	0.047
Fr (%)	0.810		0.252
Qtn (initial)	-0.774		0.241
Ic (initial)	0.936		0.046

Note. Applied rotation method is promax.

Рис. 3. Матрица нагрузок

Path Diagram

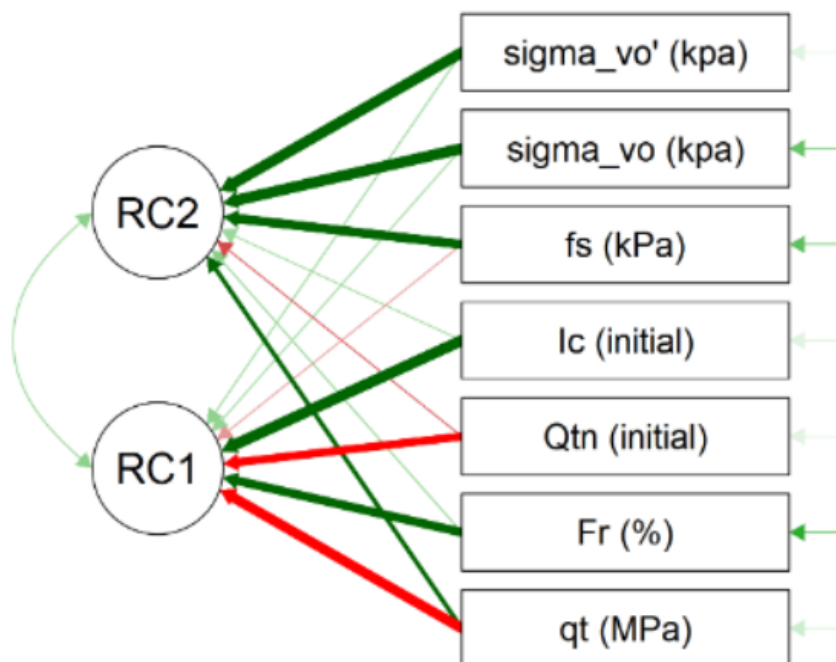


Рис. 4. Визуализация матрицы нагрузок (диаграмма путей)

Первую главную компоненту RC1 характеризует параметры, которые являются основными при составлении различных карт-схем для идентификации типа грунта. Факторные признаки:

I_c – индекс Робертсона (функция типа грунта) [–];

F_r – нормализованное фрикционное отношение [%];

Q_t – нормализованное сопротивление под конусом [–];

q_t – откорректированное сопротивление грунта под конусом зонда [Па];

Вторая главная компонента RC2 характеризует положение зонда и давление в вертикальной и горизонтальных плоскостях. Факторные признаки:

σ_{v_0} – природное полное вертикальное давление в грунте [Па];

σ'_{v_0} – природное эффективное вертикальное давление в грунте [Па];

f_s – удельное сопротивление грунта на участке боковой поверхности (муфте трения) зонда [Па].

Учитывая что первую главную компоненту формируют результативный признак I_c и факторные признаки:

F_r, Q_t, q_t , – логично рассмотреть регрессионную зависимость. Специфика искомой регрессионной зависимости будет заключаться в том, что близким значениям измерений должны соответствовать сходные качества грунта.

Такому подходу соответствует регрессия k ближайших соседей (K – *Nearest Neighbors Regression*), опирающаяся на идеологию машинного обучения. Целевое значение ближайшего соседа – это прогноз по алгоритму с использованием одного соседа. Если для регрессии используется большее количество ближайших соседей, то для прогноза используется среднее значение ближайших соседей.

Рисунок 5 показывает, что оптимальное число ближайших соседей на проверочном множестве равно 4.

На рисунке 6 представлены результаты регрессии k ближайших соседей, которые показывают, что 97 % вариации I_c объясняется полученной зависимостью, что позволяет утверждать хорошую прогнозирующую способность модели.

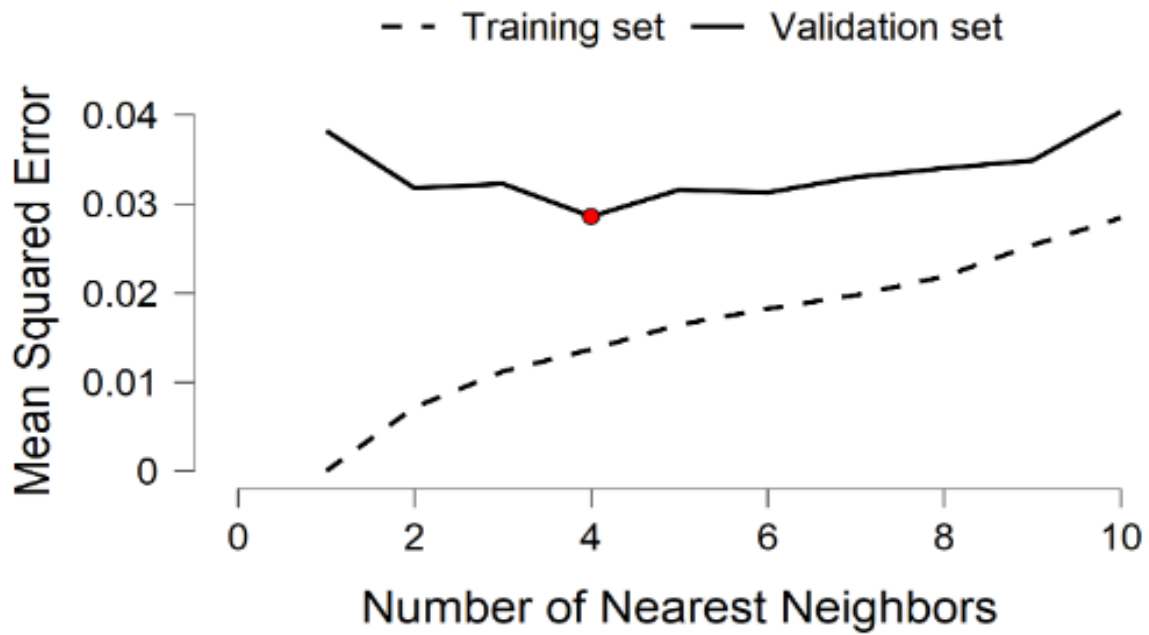


Рис. 5. Число ближайших соседей

K-Nearest Neighbors Regression

Nearest neighbors	Weights	Distance	n(Train)	n(Validation)	n(Test)	Validation MSE	Test MSE
4	rectangular	Euclidean	517	130	161	0.040	0.028

Note. The model is optimized with respect to the validation set mean squared error.

Data Split



Evaluation Metrics

	Value
MSE	0.028
RMSE	0.167
MAE	0.094
MAPE	19.7%
R ²	0.97

Рис. 6. Регрессия k ближайших соседей

Заключение

Задача изучения грунта является в большой степени неопределенной или диффузной, что предполагает изучение с использованием методов анализа данных.

Результаты статистического анализа методом главных компонент показали, что дисперсия имеющихся данных на 85,2 % описывается двумя главными компонентами. Первая главная компонента тесно связана с задачей идентификации типа грунта.

Использование регрессии k ближайших соседей (при $k = 4$) позволило получить модель с хорошим качеством подгонки ($R^2 = 0,97$) для индекса Робертсона I_c , характеризующего тип грунта.

Список литературы

1. Безуглова Е.В., Маций С.И., Подтелков В.В. Оползневой риск транспортных природно–технических систем: монография. Краснодар: КубГАУ, 2015. 239 с.
2. Боровиков В.П. Популярное введение в современный анализ данных и машинное обучение на STATISTICA. М.: Горячая линия–Телеком, 2018. 354 с.
3. Добров Э. М. Механика грунтов. М.: Издательский центр «Академия», 2008. 272 с.
4. Кацко Д.И., Кацко А.И., Маций В.С. Когнитивный анализ данных статического зондирования грунтов и качество их классификации // Системный анализ в проектировании и управлении: сб. науч. трудов XXIII международ. науч.-практ. конф. 2019 года. Ч. 3. СПб.: Политех-Пресс, 2019. С. 526–533.
5. Рыжков И.Б., Исаев О.Н. Статическое зондирование грунтов. Монография. М.: Издательство Ассоциации строительных вузов, 2010. 496 с.
6. Модели и методы прикладных системных исследований (практикум) / Под ред. А.И. Трубилина, И.А. Кацко. Краснодар: КубГАУ, 2014. 448 с.
7. Моделирование систем и процессов: учебник для академического бакалавриата / В.Н. Волкова, Г.В. Горелова, В.Н. Козлов и др. Под ред. В.Н. Волковой, В.Н. Козлова. М.: Изд–во Юрайт, 2014. 592 с.
8. Маций С.И. Противооползневая защита: монография. Краснодар: АлВи–дизайн, 2010. 288 с.
9. Системный анализ и принятие решений: Словарь–справочник / Под ред. В.Н. Волковой, В.Н. Козлова. М.: Высшая школа, 2004. 616 с.