DOI: 10.26730/1999-4125-2019-2-87-95

УДК 54.062:004.032.26

КЛАСТЕРНЫЙ АНАЛИЗ РЕЗУЛЬТАТОВ ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОЙ ОЦЕНКИ ВЫХОДА ХИМИЧЕСКИХ ПРОДУКТОВ КОКСОВАНИЯ

CLUSTER ANALYSIS OF RESULTS OF EXPERIMENTAL EVALUATION OF OUTPUT OF CHEMICAL PRODICTS OF COKING

Васильева Елена Вячеславовна,
канд. техн. наук, старший преподаватель, e-mail: vasilevaev@kuzstu.ru
Elena V. Vasileva, C. Sc. in Engineering
Черкасова Татьяна Григорьевна,
доктор хим. наук, профессор, e-mail: ctg.htnv@kuzstu.ru
Tatyana G. Cherkasova, Dr. Sc.in Chemistry
Неведров Александр Викторович,
канд. техн. наук, e-mail: nevedrov@kuzstu.ru
Aleksandr V. Nevedrov, C. Sc. in Engineering
Папин Андрей Владимирович,
канд. техн. наук, доцент, e-mail: pav.httt@kuzstu.ru
Andrej V. Papin, C. Sc. in Engineering
Субботин Сергей Павлович,
канд. экон. наук, доцент, e-mail: sybbotin@mail.ru
Sergej P. Sybbotin, C. Sc. in Economics

Кузбасский государственный технический университет имени Т.Ф. Горбачева, 650000, Россия, г. Кемерово, ул. Весенняя, 28
T.F. Gorbachev Kuzbass State Technical University, 28 street Vesennyaya, Kemerovo, 650000, Russian Federation

Аннотация:

Современные компьютерные технологии играют важную роль в модернизации промышленных предприятий, особенно на этапе оценки количественных показателей выхода готовой продукции, поэтому целью данной работы является разработка научно основанного метода прогноза выхода химических продуктов коксования из углей и их смесей на основе характеристик их качества с использованием метода нейросетевого математического моделирования. Показатели качества углей и их смесей определялись стандартными методами технического, петрографического и элементного анализов, а также анализа спекаемости. Выход химических продуктов коксования определялся на основе ГОСТ 18635-73 «Угли каменные. Метод определения выхода химических продуктов коксования». В статье приведены результаты кластерного анализа данных показателей качества углей и выхода из них химических продуктов коксования на примере кокса, каменноугольной смолы, сырого бензола и коксового газа. Данный метод исследований является частью математического анализа данных и необходим для последующего математического моделирования. На основании анализа иерархического дерева исследованных угольных концентратов сделан вывод об их распределении по классам в соответствии с марочной принадлежностью и свойствами, отражаемыми результатами технического, петрографического, элементного анализов и оценки структурных показателей. Показано, что элементы выборки образуют четыре естественных кластера. На основе полученных результатов разработаны модели, позволяющие прогнозировать выход химических продуктов коксования по характеристикам качества исходных углей.

Ключевые слова: *уголь, качество угля, химические продукты коксования, кластерный анализ.*

Abstract:

Modern computer technologies play an important role in the modernization of industrial enterprises,

especially at the stage of assessing the quantitative indicators of the output of finished products, so the aim of this work is to develop a scientifically based method for predicting the output of chemical coking products from coal and their mixtures based on the characteristics of their quality using the method of neural network mathematical modeling. Quality indicators of coal and coal mixtures were determined by standard methods of technical, petrographic and elemental analysis, as well as sintering analysis. The yield of chemical products of coking was determined on the basis of GOST 18635-73 «Coals. Method for determining the yield of chemical products of coking». The article presents the results of cluster analysis of these indicators of coal quality and the yield of chemical products of coking on the example of coke, coal tar, crude benzene and coke oven gas. This method of research is part of the mathematical analysis of data and is necessary for subsequent mathematical modeling. Based on the analysis of the hierarchical tree of the studied coal concentrates, it is concluded that their distribution by classes in accordance with the brand identity and properties reflected in the results of technical, petrographic, elemental analysis and evaluation of structural indicators. It is shown that the elements of the sample form four natural clusters. On the basis of the obtained results, models have been developed to predict the yield of chemical coking products according to the characteristics of the quality of the initial coals.

Key words: *coal, coal quality, coking chemical products, cluster analysis.*

Введение

Современные компьютерные технологии играют важную роль в модернизации промышленных предприятий, особенно на этапе оценки количественных показателей выхода готовой продукции, поэтому целью данной работы является разработка научно основанного метода прогноза выхода химических продуктов коксования из углей и их смесей на основе характеристик их качества с использованием метода нейросетевого математического моделирования [1]. Это особенно важно при нестабильности и разнородности сырьевой базы коксования по технологическим свойствам и неравномерности поставок углей, отрицательно влияющими как на выход и качество кокса, так и на выход химических продуктов коксования [2]. Таким образом, для получения качественного кокса и оценки его выхода необходимо иметь сведения о качественных характеристиках углей, входящих в шихту, и о закономерностях выхода химических продуктов коксования. Поэтому актуальным остается значение оценки ресурсов химических продуктов коксования в углях и шихтах на основании показателей их качества [3].

Целью научного исследования является разработка нового научно обоснованного метода прогноза выхода химических продуктов коксования из углей и их смесей, применяемых для процесса высокотемпературного коксования, на основе параметров, применяемых в производственной практике для оценки их качества.

Для достижения поставленной цели в работе решались следующие задачи:

1. Проведение исследований по определению свойств исходных углей Кузнецкого бассейна и их смесей и выхода из них химических продуктов коксования (на примере кокса, каменноугольной смолы, сырого бензола и коксового газа), математический анализ полученных данных, включающий методы корреляционного, регрессионного, канонического и кластерного анализов. В данной статье приведены результаты одного из самых интересных анализов – кластерного.

2. Выбор основных параметров качества углей и их смесей, влияющих на выход основных химических продуктов коксования, на основе математического моделирования.

3. Разработка нейросетевой математической модели прогноза выхода основных химических продуктов коксования.

Анализ современного состояния исследований в области расчета выходов химических продуктов коксования показывает, что тема прогноза выхода основных химических продуктов коксования полно разработана в применении к отдельным продуктам коксования и практически полностью отсутствуют работы по прогнозу их совместного выхода на основе учета совместного влияния параметров качества. Начало исследованиям в данной области положено Лейбовичем Р.Е., Обуховским Я.М. и Сатановским С.Я., Ароновым С.Г. Математические зависимости выхода химических продуктов коксования от химического потенциала угле предложены Гагариным С.Г. Возможность прогнозирования по данным элементного и петрографического анализов углей указана М.Б. Головко, И.Д. Дроздником, Д.В. Мирошниченко, Ю.С. Кафтаном.

Материалы и методы исследования

В ходе исследований кафедрой химической технологии твердого топлива института химических и нефтегазовых технологий Кузбасского государственного технического университета имени Т. Ф. Горбачева совместно с Центральной заводской лабораторией (ЦЗЛ) ПАО «Кокс» (г. Кемерово) проведены исследования параметров качества и выхода химических продуктов коксования для 33 образцов углей и угольных концентратов сырьевой базы ПАО «Кокс». Отбор и подготовка проб проводились ЦЗЛ ПАО «Кокс» согласно ГОСТ 10742-71 «Угли бурые, каменные, антрацит, горючие сланцы и угольные брикеты. Методы отбора и подготовки проб для лабораторных испытаний». Показатели качества углей и их смесей определялись совместно с ЦЗЛ ПАО «Кокс»

стандартными методами технического (ГОСТ Р 53357-2013 «Топливо твердое минеральное. Технический анализ», ГОСТ Р 55661-2013 «Топливо твердое минеральное. Определение зольности», ГОСТ Р 52911-2013 «Топливо твердое минеральное. Определение общей влаги», ГОСТ Р 55660-2013 «Топливо твердое минеральное. Определение выхода летучих веществ», ГОСТ 2059-95 «Топливо твердое минеральное. Метод определения общей серы сжиганием при высокой температуре»), петрографического (ГОСТ Р 55662.2-2013 «Методы петрографического анализа углей. Часть 2. Методы подготовки проб углей», ГОСТ Р 55662.3-2013 «Методы петрографического анализа углей. Часть 3. Метод определения мацерального состава», ГОСТ 12113-94 «Угли бурые, каменные, антрациты, твердые рассеянные органические вещества и углеродистые материалы. Метод определения показателей отражения») и элементного (ГОСТ 2408.1-95 «Топливо твердое. Методы определения углерода и водорода») анализов, а также анализа спекаемости (ГОСТ 1186-2014 «Угли каменные. Метод определения пластометрических показателей», ГОСТ 14056-77 «Угли каменные. Ускоренный метод определения дилатометрических показателей в приборе ИГИ-ДМетИ», ГОСТ 20330-91. Уголь. Метод определения показателя вспучивания в тигле). Выход химических продуктов коксования определялся на основе ГОСТ 18635-73 «Угли каменные. Метод определения выхода химических продуктов коксования».

Полученные результаты подвергнуты математическому анализу с применением ЭВМ, который проводился совместно с кафедрой прикладных информационных технологий института информационных технологий, машиностроения и автотранспорта Кузбасского государственного технического университета имени Т. Ф. Горбачева.

Одним из этапов математического анализа являлся кластерный анализ, проведение которого необходимо для разбиения множества исследуемых объектов и признаков на однородные группы, или кластеры [4]. Это многомерный статистический метод, поэтому предполагается, что исходные данные могут быть значительного объема, то есть существенно большим может быть как количество объектов исследования, так и признаков, характеризующих эти объекты. Большое достоинство кластерного анализа в том, что он дает возможность производить разбиение объектов не по одному признаку, а по ряду признаков [5, 6]. Кроме того, кластерный анализ в отличие от большинства математико-статистических методов не накладывает никаких ограничений на вид рассматриваемых объектов и позволяет исследовать множество исходных данных практически произвольной природы [7]. Так как кластеры – это группы однородности, то задача кластерного анализа заключается в том, чтобы на основании признаков объектов разбить их множество на m (m – целое) кластеров так, чтобы каждый объект принадлежал только одной группе разбиения. При этом объекты, принадлежащие одному кластеру, должны быть однородными (сходными), а объекты, принадлежащие разным кластерам, – разнородными. Если объекты кластеризации представить как точки в n-мерном пространстве признаков (n – количество признаков, характеризующих объекты), то сходство между объектами определяется через понятие расстояния между точками, так как интуитивно понятно, что чем меньше расстояние между объектами, тем они более схожи [8, 9].

Деревья классификации – это метод кластерного анализа, позволяющий предсказывать принадлежность объектов к тому или иному классу в зависимости от соответствующих значений признаков, характеризующих объекты. Признаки называются независимыми переменными, а переменная, указывающая на принадлежность объектов к классам, называется зависимой [10]. В отличие от классического дискриминантного анализа, деревья классификации способны выполнять одномерное ветвление по переменными различных типов категориальным, порядковым, интервальным. Не накладываются какие-либо ограничения на закон распределения количественных переменных. По аналогии с дискриминантным анализом метод дает возможность анализировать вклады отдельных переменных в процедуру классификации. Деревья классификации могут быть, а иногда и бывают, очень сложными. Однако использование специальных графических процедур позволяет упростить интерпретацию результатов даже для очень сложных деревьев [11]. Возможность графического представления результатов и простота интерпретации во многом объясняют большую популярность деревьев классификации в прикладных областях, однако, наиболее важные отличительные свойства деревьев классификации – их иерархичность и широкая применимость. Структура метода такова, что пользователь имеет возможность по управляемым параметрам строить деревья произвольной сложности, добиваясь минимальных ошибок классификации [12].

Описание результатов исследования

Для исследуемых углей (табл. 1) проведен кластерный анализ, одним из этапов которого являлось определение возможности построения на основе элементов выборки «естественных» кластеров, которые могут быть проанализированы с помощью иерархической классификации. Наиболее важным результатом, получаемым в результате древовидной кластеризации, является иерархическое дерево. На рис. 1 представлено иерархическое дерево (дендрограмма) для исследуемых угольных концентратов.

Таблица 1. Результаты анализа проб углей
Table 1. The results of the analysis of coal samples

№ п/п	Наименование пробы	Марка	A^d, %	V^d, %	V_{daf}, %	Пв, мм	x, мм	y, мм	$R_{o,r}$, %	Vl, %	I, %	ΣОК, %	S^d, %	SI
1	Ш. «Анжерская-Южная» (обогащенная проба)	КО	8,7	17,1	18,8	7	32	11	1,311	13	86	87	0,37	1
2	Ш. «Шахта им. Тихова» (секция №1)	Ж	8,2	32,5	35,4	149	10	37	0,931	76	21	23	0,56	9
3	ОФ «Антоновская»	ГЖ	8,3	35,2	38,4	122	50	19	0,821	86	11	13	0,44	6,5
4	«Кузнецкпогрузтранс» («ш. Абашевская»)	ГЖ	8,5	33,8	36,9	125	50	24	0,780	86	12	14	0,39	8
5	ЦОФ «Распадская»	ГЖ	7,4	35,7	38,6	131	40	20	0,827	83	14	16	0,61	9
6	ЦОФ «Березовская» (ш. «Усковская»)	ГЖ	5,2	33,7	35,5	103	37	19	0,786	85	12	14	0,44	6½
7	ЦОФ «Березовская» (ш. «Ерунаковская»)	ГЖ	6,8	33,2	35,6	121	54	23	0,835	80	17	19	0,44	6
8	ОФ «Черкасовская»	Ж	9,7	31,3	34,8	136	32	27	0,845	86	12	13	0,86	8
9	ЦОФ «Березовская» (ш. «Костромовская»)	Ж	8,6	33,9	37	134	36	28	0,847	85	12	14	0,47	8
10	Ш. «Шахта им. Тихова», пласт 23	Ж	8,4	30,4	33,2	148	13	35	0,911	78	19	21	0,52	8½
11	Разрез «Участок Коксовый»	К	9,7	17,9	19,8	60	21	14	1,346	56	35	43	0,23	3½
12	УК «Северный Кузбасс» (ОФ «Северная»)	К	8,5	22,8	24,9	92	32	18	1,193	52	42	47	0,54	4½
13	ОФ «Прокопьевская»	КО	9,5	23,2	25,5	10	25	10	1,013	42	49	56	0,3	½
14	ОФ «Анжерская»	КО	10,9	19,8	22,2	6	43	8	1,038	39	49	57	0,37	½
15	ЦОФ «Березовская» (ш. «Анж.-Южная» - 70%, КО+ ш. «Бутовская» - 30%, КО)	КО	10,2	21,6	24,1	27	42	11	1,01	43	48	56	0,31	1
16	ОФ «Антоновская» (ш. «Полосухинская»)	ГЖ	9,1	35,6	39,2	120	27	30	0,819	91	8	9	0,78	8
17	ОФ «Распадская» (разрез «Межегейский»)	Ж	3,8	36,2	37,7	152	-7	45	0,858	96	3	4	0,4	8½
18	Ш. «Бутовская», разрезная печь А-3-2	КО	4,5	20,9	21,9	6	44	8	1,005	38	51	58	0,61	1
19	Разрез «Полины»	КС	4	16,3	17	16	39	10	1,517	57	34	40	0,48	3½
20	ОФ «Распадская» (ш. «Усковская»)	ГЖ	5,3	36,6	38,6	114	38	18	0,756	88	10	11	0,43	6½
21	Ш. «Бутовская», лава А-3, секция 130	КО	5,7	19,5	20,7	5	40	6	1,056	35	60	61	0,43	1
22	Ш. «им. Кирова»	Г	7	39,2	42,2	114	54	17	0,713	91	9	9	0,39	6½
23	ОФ «Распадская» (ш. «Абашевская»)	ГЖ	8,3	33	36	124	35	25	0,847	88	10	12	0,44	8½
24	ЦОФ «Березовская» (ш. «Усковская»)	ГЖ	6	33,4	35,5	81	50	16	0,8	83	14	16	0,44	6
25	УК «Северный Кузбасс» (ОФ «Северная»)	К	9,3	21,8	24	94	43	17	1,184	47	46	51	0,62	3½
26	ЦОФ «Березовская» («ш. Бутовская»)	КО	11,4	20,5	23,1	13	43	10	1,042	43	49	54	0,54	1
27	ОФ «СУЭК-Кузбасс» (ш. «Шахта им. Кирова»)	Г	7,5	38,8	41,9	126	46	19	0,726	93	6	7	0,37	6
28	ЦОФ «Березовская» (ш. «Ерунаковская»)	ГЖ	9	32,4	35,6	126	30	24	0,856	81	16	18	0,4	7
29	УК «Северный Кузбасс» (ОФ «Северная»)	К	9,3	21,3	23,5	100	43	17	1,151	60	34	38	0,56	4½
30	ЦОФ «Березовская» (ш. «Анжерская-Южная» - 60 % + ш. «Бутовская»- 40 %)	ОС+КО	7	18,9	20,3	12	39	10	1,104	39	52	58	0,39	1
31	Разрез «Черниговский»	КС	8,8	18,5	20,3	10	33	10	1,255	38	50	58	0,31	1
32	ОФ «Прокопьевская»	К	8,4	21	22,9	24	39	13	1,066	49	50	50	0,35	1½
33	ОФ «Кузнецкая»	ГЖ+Ж	8,4	33,9	37	120	43	24	0,841	82	18	17	0,47	7½

Продолжение таблицы 1
Continuation of table 1

№ п/п	C^{daf}, %	H^{daf}, %	H/C	Car	cA	fa	K^d, %	TK^d, %	NH_3^d, %	WK^d, %	H_2S^d, %	CO_2^d, %	$C_mH_n^d$, %	$C_6H_6^d$, %	GK^d, %
1	90,02	4,74	0,63	30,67	0,82	0,87	85,36	1,19	0,47	1,75	0,22	0,41	0,14	0,59	9,87
2	87,01	5,87	0,81	22,77	0,77	0,72	77,41	4,28	0,56	2,52	0,29	0,54	0,81	1,04	12,55
3	83,61	5,87	0,84	17,34	0,74	0,71	68,49	5,81	0,71	3,7	0,28	1,06	0,82	1,35	17,78
4	84,14	6,06	0,86	18,04	0,74	0,73	71,4	5,22	0,68	3,6	0,14	0,96	0,81	1,13	16,06
5	83,42	5,72	0,82	17,11	0,75	0,71	70,58	5,91	0,6	3,44	0,23	1,19	0,79	1,12	16,14
6	82,65	5,19	0,75	16,20	0,76	0,76	69,88	5,85	0,68	3,32	0,07	1,22	0,72	1,08	17,18
7	84,86	5,28	0,75	19,06	0,77	0,73	73,78	3,63	0,56	4,39	0,11	0,92	0,73	1,04	14,84
8	84,53	5,39	0,77	18,58	0,76	0,75	75,01	3,56	0,54	3,57	0,14	1,22	0,78	0,9	14,28
9	84,2	5,68	0,81	18,12	0,75	0,72	71,47	5,89	0,61	3,38	0,13	0,94	0,96	1,02	15,6
10	86,28	5,61	0,78	21,38	0,77	0,75	76,9	3,78	0,44	3,06	0,09	0,77	0,85	0,92	13,19
11	88,82	4,71	0,64	27,01	0,81	0,87	82,23	1	0,53	1,82	0,12	1,22	0,14	0,41	12,53
12	87,63	4,95	0,68	24,09	0,80	0,83	81,12	3,17	0,52	2,15	0,14	0,55	0,37	0,48	11,5
13	85,99	5,12	0,71	20,87	0,78	0,84	79,15	1,75	0,61	2,45	0,24	1,29	0,42	0,78	13,31
14	88,92	4,46	0,60	27,29	0,82	0,85	82,61	1,42	0,4	1,74	0,06	0,73	0,15	0,4	12,49
15	88,05	5,14	0,70	25,05	0,80	0,83	80,02	2,76	0,55	2,96	0,07	0,73	0,46	0,57	11,88
16	86,19	5,59	0,78	21,22	0,77	0,68	75,17	4	0,46	2,23	0,2	0,67	0,85	1,25	15,17
17	86,38	5,63	0,78	21,56	0,77	0,70	73,89	3,81	0,18	2,52	0,03	0,88	0,95	1,07	16,67
18	89,1	4,46	0,60	27,79	0,82	0,85	81,81	1,97	0,4	2,18	0,08	0,43	0,22	0,52	12,39
19	90,46	4,52	0,60	32,24	0,83	0,89	85,58	1,19	0,46	1,44	0,09	0,43	0,15	0,52	10,14
20	83,39	5,87	0,84	17,07	0,74	0,71	69,91	4,49	0,61	3,76	0,14	1,26	0,94	1,07	17,82
21	88,87	4,39	0,59	27,15	0,82	0,86	82,87	1,8	0,4	2,08	0,09	0,5	0,21	0,44	11,61
22	82,75	5,97	0,87	16,31	0,73	0,68	66,53	5,94	0,65	4,7	0,08	1,53	0,93	1,24	18,4
23	84,85	5,92	0,84	19,04	0,75	0,73	72,38	4,88	0,58	3,85	0,19	0,71	1,02	1,15	15,24
24	84,4	5,71	0,81	18,39	0,75	0,74	72,54	3,61	0,58	4,65	0,31	0,82	0,88	1,01	15,6
25	88,98	4,89	0,66	27,45	0,81	0,83	80,4	2,55	0,43	2	0,23	0,4	0,35	0,46	13,18
26	88,55	5,19	0,70	26,29	0,80	0,84	82,52	1,57	0,36	2,25	0,18	0,44	0,27	0,51	11,9
27	82,14	6,44	0,94	15,64	0,71	0,68	67,63	4,69	0,63	5,53	0,26	1,23	0,99	1,31	17,73
28	84,6	6,07	0,86	18,68	0,74	0,74	74,08	3,64	0,52	3,45	0,2	0,58	1,1	0,98	15,45
29	88,9	6,05	0,82	27,23	0,77	0,83	81,18	2,12	0,43	3,06	0,24	0,34	0,35	0,49	11,79
30	88,53	4,77	0,65	26,24	0,81	0,87	82,77	1,16	0,41	1,91	0,1	0,48	0,25	0,53	12,39
31	89,79	5,03	0,67	29,90	0,81	0,86	83,46	0,99	0,4	1,81	0,08	0,69	0,15	0,51	11,91
32	87,96	5,1	0,70	24,84	0,80	0,85	80,53	1,49	0,49	3,42	0,14	0,97	0,51	0,49	11,96
33	84,5	6,13	0,87	18,54	0,74	0,72	72,77	3,07	0,57	4,84	0,19	0,87	1,01	1,21	15,47

Расстояние между классами определялось методом полной связи (наиболее удаленных соседей) – объединяются те кластеры расстояние между самыми отдаленными представителями которых наименьшее [13].

На основе анализа иерархического дерева исследованных угольных концентратов можно заключить, что угли на дендрограмме располагаются по классам в соответствии с марочной принадлежностью. При этом можно видеть два больших класса, характеризующих угли в соответственно менее метаморфизованные и более метаморфизованные.

Исходя из визуального представления результатов, можно сделать предположение, что элементы выборки образуют четыре естественных кластера. Проверим данное предположение, разбив исходные данные методом К-средних на 4 кластера, и посмотрим значимость различия между полученными группами (рис. 2). Метод К-средних заключается в следующем: вычисления начинаются с k случайно выбранных наблюдений (в нашем случае k = 4), которые становятся центрами групп, после чего объектный состав кластеров меняется с целью минимизации изменчивости внутри кластеров и максимизации изменчивости между кластерами. После изменения состава кластера вычисляется новый центр тяжести. Алгоритм продолжается до тех пор, пока состав кластеров не перестанет меняться [14, 15].

На основе полученных результатов разработаны модели, позволяющие прогнозировать выход химических продуктов коксования по характеристикам качества исходных углей. Моделирование основано на топологии искусственной нейронной сети, основанной на сети Ворда. Полученные модели представлены в виде компьютерной программы «Интеллектуальная информационная система прогнозирования выхода продуктов коксования», реализующей нейронные сети [16].

Первая часть приложения предназначена для создания и обучения искусственных нейронных сетей (рис. 3), вторая часть – для прогнозирования с использованием созданных ранее сетей (рис. 4). Первую часть приложения для создания сети можно разбить на 2 части: в верхней находятся поля и кнопки, необходимые для создания, обучения и сохранения нейронной сети, а в нижней – графики, необходимые для визуального контроля обучения сети. В главной форме пользовательского приложения отображена средняя относительная

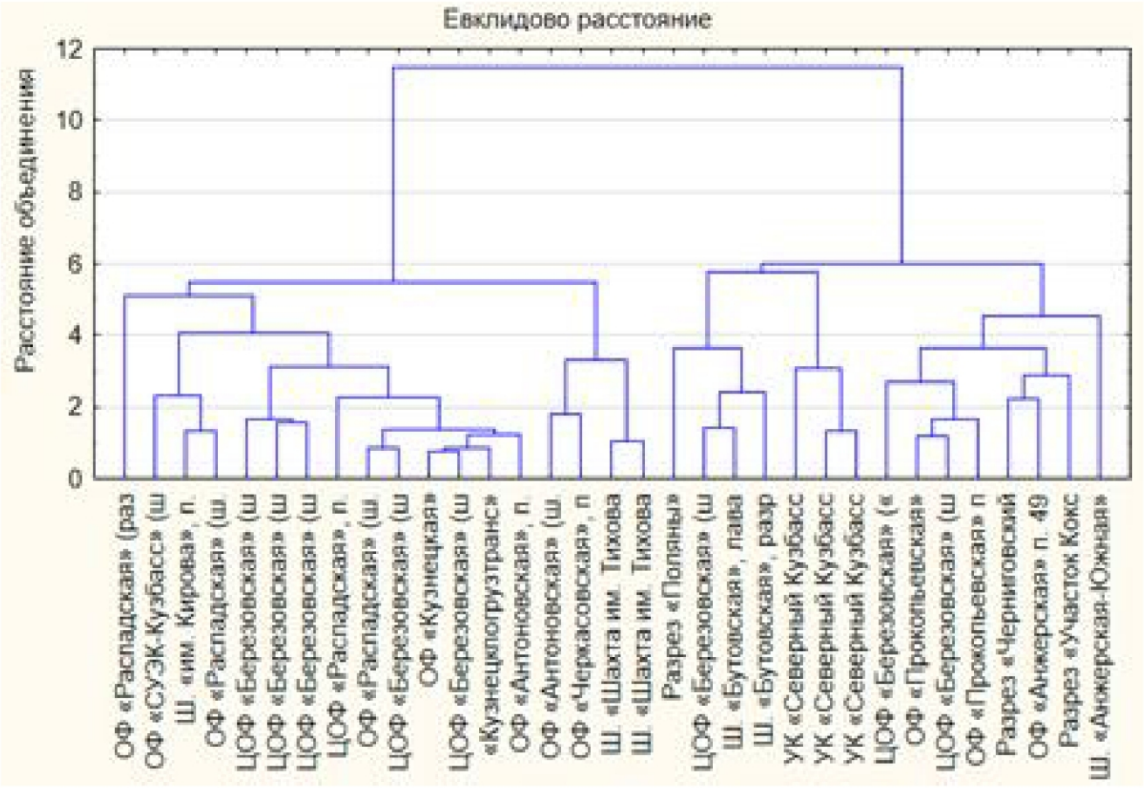

Рис. 1. Иерархическое дерево для исследуемых угольных концентратов
Fig. 1. Hierarchical tree for the studied coal concentrates

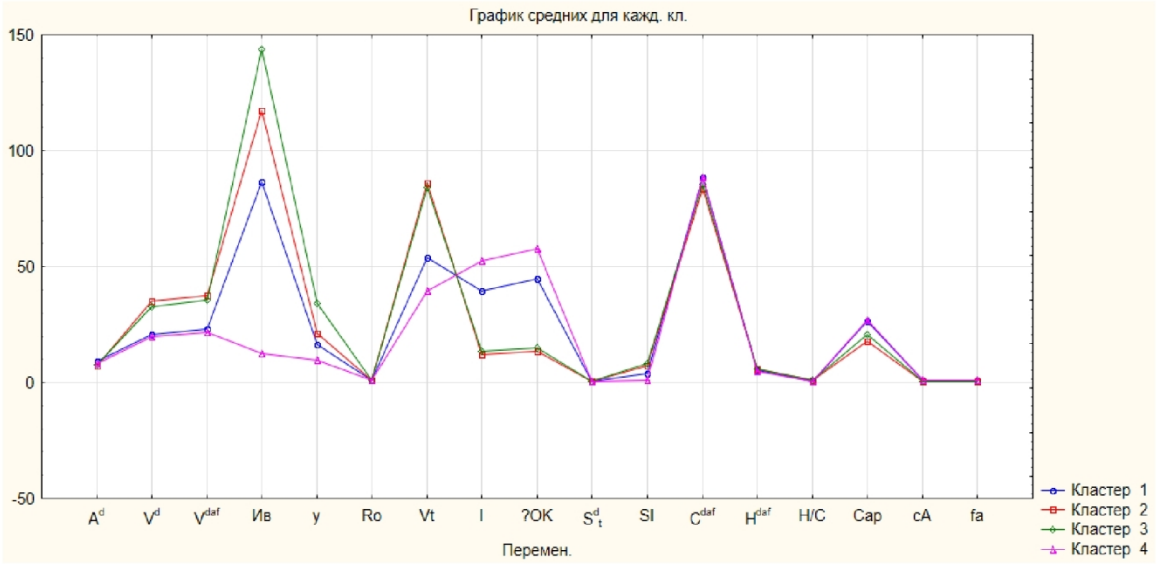

Рис. 2. Визуальное представление разбивки исходных данных на кластеры
Fig. 2. A visual representation of splitting original data into clusters

ошибка для выбранной сети, поля для ввода исходных значений и вывода рассчитанных показателей.

Вывод

Представленное в работе разбиение данных на кластеры объясняется тем, что выборка захватывает практически все основные марки коксующихся углей. При кластеризации можно наблюдать объединение в кластеры углей с близкими значениями показателей качества, характеризующих их марочную принадлежность.

На основании анализа визуального представления разбивки исходных данных на кластеры можно заключить, что объединение исследуемых углей

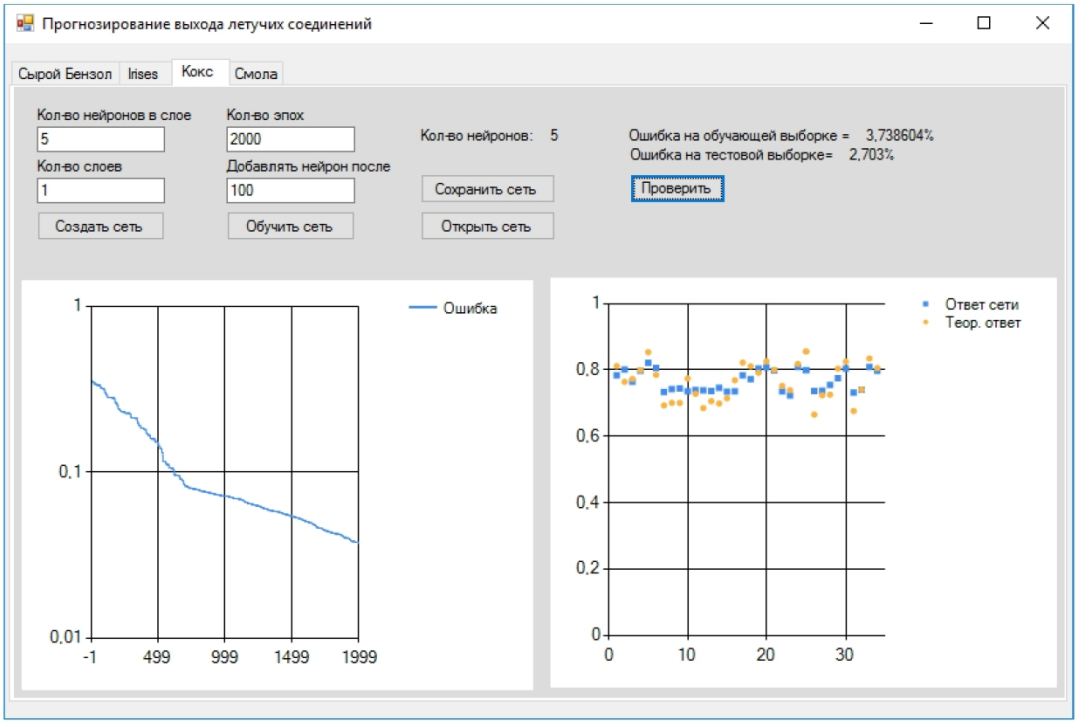

Рис. 3. Окно приложения для обучения сети
Fig. 3. Application window for network training

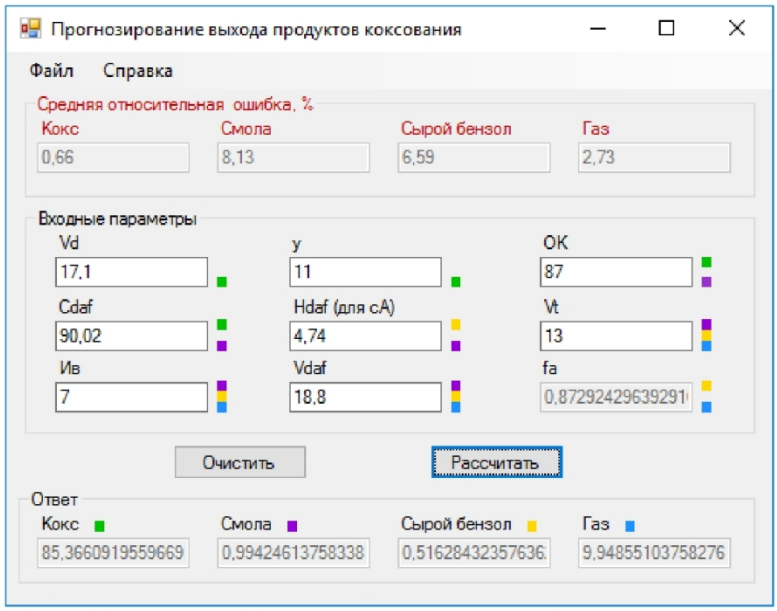

Рис. 4. Главная форма пользовательского приложения
Fig. 4. The main form of the user application

является верным, что подтверждается распределением значений результатов технического, петрографического, элементного анализов и оценки структурных показателей.

На основе полученных результатов разработаны модели, позволяющие прогнозировать выход химических продуктов коксования по характеристикам качества исходных углей. Применение метода прогноза в практике коксохимического производства показало, что точность прогнозирования метода с использованием полученных нейронных сетей выше известных методов, так как он характеризуется наименьшей средней относительной ошибкой прогнозирования, составляющей соответственно: для кокса – 0,64±0,23 %, для каменноугольной смолы – 19,53±5,25 %, для сырого бензола – 10,02±2,83 %, для коксового газа – 5,11±1,34 %.

Благодарность
Авторы выражают благодарность коллективу ПАО «Кокс» за оказание помощи и сотрудничество при проведении научных исследований.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Vasileva, E. V. Predicting the Yield of Coking Products / E. V. Vasileva, V.S. Doroganov, A.B. Piletskaya, T.G. Cherkasova, A.G. Pimonov, N.G. Kolmakov, S.P. Sybbotin, A.V. Nevedrov A.V. Papin, E.A. Koshelev // Coke and Chemistry. – 2017. - Vol. 60. - No. 9. - pp. 356-360.

2. Golovko, M. B. Predicting the Coke Yield and Basic Coking Byproducts: An Analytic Review / M. B. Golovko, D. V. Miroshnichenko, Yu. S. Kaftan // Coke and Chemistry. – 2011. - Vol. 54. - No. 9. - pp. 331-339.

3. Метод прогноза выхода химических продуктов коксования на основе нейросетевой математической модели / Е. В. Васильева [и др.] // Кокс и химия. – 2019. – № 2. – С. 23-30.

4. Кластерный анализ. – Режим доступа: https://ru.wikipedia.org/wiki/Кластерный_анализ. [20.02.2019].

5. Значение, цели и задачи кластерного анализа. – Режим доступа: https://studwood.ru/870242/marketing/znachenie_tseli_zadachi_klasternogo_analiza. [20.02.2019].

6. Курс социально-экономической статистики. Под ред. Назарова М.Г. – Режим доступа: https://www.std72.ru/dir/statistika/kurs_socialno_ehkonomicheskoj_statistiki_pod_red_nazarova_m_g/glava_53_metody_mnogomernogo_statisticheskogo_analiza_i_modelirovanija_socialno_ehkonomicheskikh_javlenij_2/226-1-0-3906. [20.02.2019].

7. Структурный анализ и его особенности. – Режим доступа: http://life-prog.ru/1_3453_strukturniy-analiz-i-ego-osobennosti.html. [20.02.2019].

8. Преимущества нейронных сетей. – Режим доступа: http://www.aiportal.ru/articles/neural-networks/advantages.html. [20.02.2019].

9. Кластерный анализ. – Режим доступа: https://www.statlab.kubsu.ru. [20.02.2019].

10. Обзор методов статистического анализа данных. – Режим доступа: http://statlab.kubsu.ru/node/4. [20.02.2019].

11. Боровиков, В.П. Statistica - Статистический анализ и обработка данных в среде Windows / В.П. Боровиков, И.П. Боровиков. - М.: «Филин», 1997. - 608 с.

12. Деревья классификации. – Режим доступа: http://www.statosphere.ru/textbook/textbook/modules/stclatre.html

13. Пеливан, М.А. Кластеризация методом наиболее удаленных соседей или методом полной связи. – Режим доступа: http://www.tstu.ru/book/elib/pdf/stmu/2015/06.pdf. [20.02.2019].

14. Метод k-средних. – Режим доступа: http://datascientist.one/k-means-algorithm/. [20.02.2019].

15. Кластеризация методом k-средних. – Режим доступа: https://craftappmobile.com/кластеризация-методом-k-средних/. [20.02.2019].

16. Свидетельство 2017662199 Р.Ф. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ. Интеллектуальная информационная система прогнозирования выхода продуктов коксования / Е.В. Васильева, А.Б. Пилецкая, В.С. Дороганов, Т. Г. Черкасова, С. П. Субботин, А. В. Неведров, Е.А. Кошелев, Н.Г. Колмаков. Заявл. 04.09.2017; опубл. 01.11.2017. 1 с.

REFERENCES

1. Vasileva, E. V. Predicting the Yield of Coking Products / E. V. Vasileva, V.S. Doroganov, A.B. Piletskaya, T.G. Cherkasova, A.G. Pimonov, N.G. Kolmakov, S.P. Sybbotin, A.V. Nevedrov A.V. Papin, E.A. Koshelev // Coke and Chemistry. – 2017. - Vol. 60. - No. 9. - pp. 356-360. (en)

2. Golovko, M. B. Predicting the Coke Yield and Basic Coking Byproducts: An Analytic Review / M. B. Golovko, D. V. Miroshnichenko, Yu. S. Kaftan // Coke and Chemistry. – 2011. - Vol. 54. - No. 9. - pp. 331-339.

(en)

3. Vasileva E. V. Metod prognoza vyhoda himicheskih produktov koksovaniya na osnove nejrosetevoj matematicheskoj modeli [Method of forecasting the yield of chemical products of coking based on neural network mathematical model] / E. V. Vasileva [i dr.] // Coke and chemistry. - 2019. - № 2. - P. 23-30. (rus)

4. Klasternyj analiz [Cluster analysis]. Access mode: https://ru.wikipedia.org/wiki/Кластерный_анализ. [20.02.2019] (rus)

5. Znachenie, celi i zadachi klasternogo analiza [Value, goals and objectives of cluster analysis]. Access mode: https://studwood.ru/870242/marketing/znachenie_tseli_zadachi_klasternogo_analiza. [20.02.2019]. (rus)

6. Nazarov M.G. Kurs social'no-ehkonomicheskoj statistiki [Course of socio-economic statistics]. Access mode: https://www.std72.ru/dir/statistika/kurs_socialno_ehkonomicheskoj_statistiki_pod_red_nazarova_m_g/glava_53_metody_mnogomernogo_statisticheskogo_analiza_i_modelirovanija_socialno_ehkonomicheskikh_javlenij_2/226-1-0-3906. [20.02.2019]. (rus)

7. Strukturnyj analiz i ego osobennosti [Structural analysis and its features]. Access mode: http://life-prog.ru/1_3453_strukturniy-analiz-i-ego-osobennosti.html. [20.02.2019]. (rus)

8. Preimushchestva nejronnyh setej [Advantages of neural networks]. Access mode: http://www.ai-portal.ru/articles/neural-networks/advantages.html. [20.02.2019]. (rus)

9. Klasternyj analiz [Cluster analysis]. Access mode: https://www.statlab.kubsu.ru. [20.02.2019]. (rus)

10.Obzor metodov statisticheskogo analiza dannyh [Overview of statistical data analysis methods]. Access mode: http://statlab.kubsu.ru/node/4. [20.02.2019]. (rus)

11.Borovikov V.P. Statistica - Statisticheskij analiz i obrabotka dannyh v srede Windows / V.P. Borovikov, I. P. Borovikov. – Moscow: “Filin”, 1997. 608 p. (rus)

12.Derev'ya klassifikacii [Classification tree]. Access mode: http://www.statosphere.ru/textbook/textbook/modules/stclatre.html. [20.02.2019]. (rus)

13.Pelivan M.A. Klasterizaciya metodom naibolee udalennyh sosedej ili metodom polnoj svyazi [The clustering of the most distant neighbors or by complete communications]. Access mode: http://www.tstu.ru/book/elib/pdf/stmu/2015/06.pdf. [20.02.2019]. (rus)

14.Metod k-srednih [K-means method]. Access mode: http://datascientist.one/k-means-algorithm/. [20.02.2019]. (rus)

15.Klasterizaciya metodom k-srednih [K-means clustering]. Access mode: https://craftappmobile.com/кластеризация-методом-k-средних/. [20.02.2019]. (rus)

16.Svidetel'stvo 2017662199 R. F. Svidetel'stvo o registracii programmy dlya EHVM. Intellektual'naya informacionnaya sistema prognozirovaniya vyhoda produktov koksovaniya [Certificate 2017662199 RF Certificate of registration of computer programs. Intelligent information system for predicting the output of coking products] / E. V. Vasil'eva, A. B. Pileckaya, V. S. Doroganov, T. G. CHerkasova, S. P. Subbotin, A. V. Nevedrov, E. A. Koshelev, N.G. Kolmakov. Zayavl. 04.09.2017; opubl. 01.11.2017. 1 p. (rus)

Поступило в редакцию 11.03.2019
Received 11 March 2019