

*Ж.К. ШОМАНОВА, Ж.Х. ТАШМУХАМБЕТОВА, Р.З. САФАРОВ,  
Ю.Г. НОСЕНКО, А.Г. КАЛИАКПАРОВ, А.С. ШОМАНОВ*

(Павлодарский государственный педагогический институт;

Инновационный Евразийский университет)

## **СОСТАВЛЕНИЕ ЭЛЕКТРОННЫХ КАРТ РАСПРЕДЕЛЕНИЯ ЭЛЕМЕНТОВ В ЗОЛОШЛАМОНАКОПИТЕЛЕ АКСУСКОГО ЗАВОДА ФЕРРОСПЛАВОВ**

### **Аннотация**

Методом нейронных сетей был проведен анализ распределения элементов на территории золошламонакопителя Аксуского завода ферросплавов. Разработанная методика «обучения» нейронной сети показала хорошую корреляцию результатов спектрального анализа с результатами компьютерного расчета. Полученная модель нейронной сети позволила построить комплекс эколого-техно-геологических карт распределения элементов, входящих в состав отходов производства АЗФ. В данной работе представлены теоретические основы построения нейронной сети, а также карты распределения O, Al и Ca.

**Ключевые слова:** нейронные сети, матрица, интегральная карта, спектральный анализ, отходы.

**Кілт сөздер:** нейрондық желісі, матрица, интегралды карта, спектрлі талдау, қалдықтар.

**Keywords:** neural networks, matrix, integral map, spectral analysis, waste products.

При извлечении полезных компонентов из минерального сырья в Казахстане практически не применяется вторичная переработка отходов производства, в том числе токсичных, которые захораниваются на специальных полигонах, в накопителях и хвостохранилищах. В результате – почва, подземные и поверхностные воды многих регионов подвержены интенсивному загрязнению. Постоянно возрастающие объемы складированных отходов формируют новые техногенные интенсивно пылящие ландшафты.

Минеральное сырье перерабатывается некомплексно, технологии не обновляются и по этим причинам многие ценные, технологически возвращаемые компоненты безвозвратно теряются в хвостохранилищах и отвалах. Нередко в хвостохранилищах и отвалах содержатся запасы, равные целому месторождению. Ежегодно в республике образуется порядка 700 млн. тонн промышленных отходов из них токсичных – около 250 млн. тонн.

Для решения вышеуказанных проблем необходимо: создать и организовать работу исследовательского комплекса по определению активных запасов полезных ископаемых в структуре техногенных минеральных образований (ТМО) провести детальную инвентаризацию и эколого-экономическую оценку с выявлением активных запасов полезных ископаемых с использованием современных лабораторных комплексов и методов компьютерного анализа.

Определить экологическое состояние, в том числе и в промышленной зоне, можно, проанализировав геохимические коэффициенты или суммарные показатели загрязнения. Процесс оценки современного экологического состояния завершается составлением целого комплекса компьютерных (электронных) эколого-техно-геохимических карт как по отдельным элементам-загрязнителям, так и синтетической (интегральной) карты.

Одним из перспективных методов компьютерной диагностики, анализа и прогнозирования является метод нейронных сетей.

Нейронные сети – это современные адаптивные системы для обработки и анализа данных, которые представляют собой математическую структуру имитирующую некоторые аспекты работы человеческого мозга и демонстрирующие такие его возможности, как способность к неформальному обучению, способность к обобщению и кластеризации неклассифицированной информации, способность самостоятельно строить прогнозы на основе уже предъявленных временных рядов. Главным их отличием от других методов, например, таких, как экспертные системы, является то, что нейросети в принципе не нуждаются в заранее известной модели, а строят ее сами только на основе предъявляемой информации. Именно поэтому нейронные сети и генетические алгоритмы вошли в практику всюду, где нужно решать задачи прогнозирования, классификации, управления - иными словами, в области человеческой деятельности, где есть плохо алгоритмизируемые задачи, для решения которых необходимы либо постоянная работа группы квалифицированных экспертов, либо адаптивные системы автоматизации, каковыми и являются нейронные сети.

Поэтому на основе пробных данных, полученных из золошламонакопителя Аксуского ферросплавного завода, впервые был реализован алгоритм обратного распространения ошибки в среде Matlab, используя специальный модуль работы с нейронными сетями “Neural Network Toolbox”. Данные методы анализа впервые использовались для изучения распределения элементов-загрязнителей на исследуемой территории с построением электронных карт.

На основе проб, взятых из золошлаконакопителя Аксуского ферросплавного завода, была построена нейронная сеть для предсказания концентраций различных элементов, составляющих отходы производства завода. На этапе обучения в качестве входных данных для нейросети подаются координаты места, где были получены пробы для анализа. Также на этапе обучения нейронной сети для каждой пары координат из входных данных мы явно задаем тот результат, который мы ожидаем получить для текущей пары входных данных. После этого, на основе алгоритма обучения нейронной сети и эмпирических подсчетов формируются весовые коэффициенты и выбирается соответствующие функции переходов для каждого слоя нейронной сети [21]. Данный этап является наиболее сложным, поскольку поведение сети зависит от данных настроечных параметров, и каждое изменение в диапазоне входных данных должно адекватно обрабатываться сетью и, соответственно, таким образом, сеть должна выдавать определенный прогнозируемый результат.

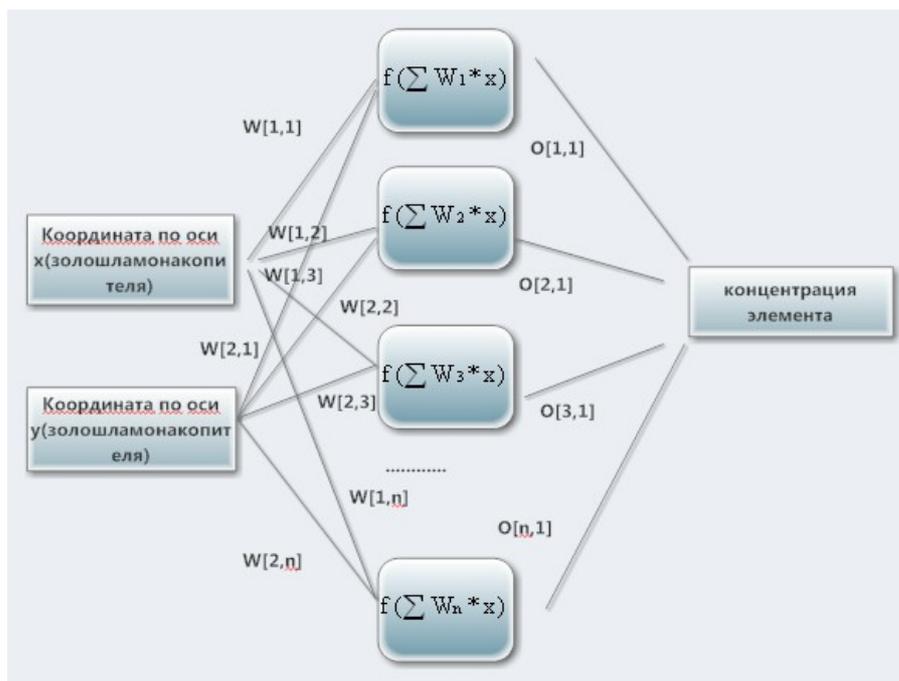


Рисунок 1 – Архитектура нейронной сети для прогнозирования концентраций элементов

При создании карты распределения каждого элемента использовались различные настроечные параметры. Это связано с тем, что диапазон концентрации различных элементов отличается, что соответственно влияет на весовые коэффициенты различных слоев, а также функции активации тоже могут отличаться.

Из архитектуры нейронной сети (рисунок 1) видно, что матрица весовых коэффициентов имеет размерность  $2 \times n$ . Для нейронной сети предсказания концентрации элементов на вход подаются 2 координаты. Второй (скрытый) слой нейронной сети состоит из  $n$  нейронов, которые объединяются с входными нейронами посредством матрицы весовых коэффициентов. Затем на каждом из  $n$  нейронов скрытого слоя вычисляется функция активации. Нейроны скрытого слоя в свою очередь объединены с нейронами выходного слоя посредством матрицы весовых коэффициентов  $O$  размерности  $n \times 1$  (в силу того, что у нас имеется всего один нейрон выходного слоя) [22, 23]. После на основе подсчета функции активации на выходном слое мы получаем определенный результат.

Данные элементного анализа отходов отобранных с золошламонакопителя АЗФ использовались для обучения нейронной сети. Например, данные по координатному распределению содержанию магния приведены в таблице 1.

Таблица 1 – Распределение магния по координатам пробной площадки

№ образца	Координата X	Координата Y	Mg (вес.%)
1	230	105	4,87
2	235	160	5,67
3	266	193	3,51
4	308	215	3,62
5	401	208	3,99
6	465	193	6,17
7	501	219	5,43
8	564	206	7,45
9	569	150	3,6
10	675	153	5,31
11	645,9	82,1	4,33
12	565,7	26,3	5,87
13	476	14	3
14	404	29	6,26
15	368,1	66,9	6,07
16	622	246	6,67

Данные из вышеприведенной таблицы использовались на этапе обучения нейронной сети. Как видно из карты озера отходов производства распределение координат по периметру озера практически равномерное, в силу того, что для получения адекватных прогнозируемых значений, требуется охватить как можно больший регион карты, при этом распределение координат должно быть равномерным. Ниже приведены графики отражающие соответствие настоящих значений концентрации алюминия значениям, предсказанным с помощью нейросети (рисунок 2, 3).



Рисунок 2 – График соответствия предсказанных значений/настоящих значений для А1

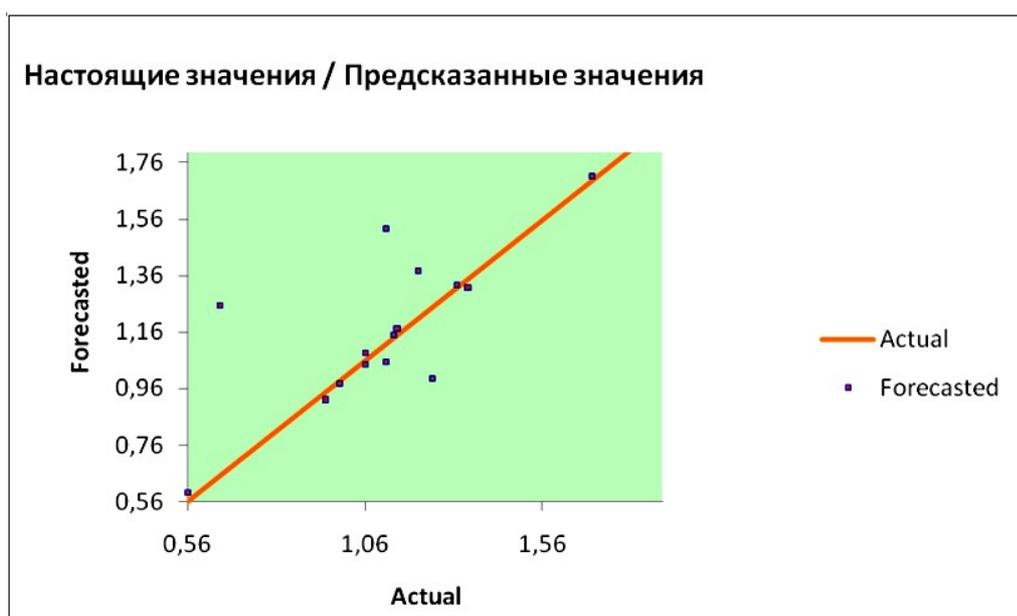


Рисунок 3 – График соответствия предсказанных значений/настоящих значений для А1

Из вышеприведенных графиков видно, что построенная нами нейронная сеть обучилась на выходе выдавать значения концентраций, близкие по значению к настоящим. В таблице 2 приведены значения ошибок обученной нейронной сети для А1.

Таблица 2 – Ошибки обученной нейронной сети для AI

Входные данные		Настоящее значение	Результат			
x	y		Концентр.	Предсказ-е значение	Абсолютная ошибка	Относительная ошибка
230	105	0,65	1,2556983	0,6056983	93,18%	Плохо
235	160	0,99	0,9763032	-0,013697	1,38%	Хорошо
266	193	1,21	1,3775461	0,1675461	13,85%	Хорошо
308	215	1,32	1,3263102	0,0063102	0,48%	Хорошо
401	208	1,15	1,172577	0,022577	1,96%	Хорошо
465	193	1,9	1,9082978	0,0082978	0,44%	Хорошо
501	219	1,12	1,52534	0,40534	36,19%	Плохо
564	206	1,35	1,3188744	-0,031126	2,31%	Хорошо
569	150	0,56	0,5904889	0,0304889	5,44%	Хорошо
675	153	1,06	1,0465978	-0,013402	1,26%	Хорошо
645,9	82,1	1,12	1,0551957	-0,064804	5,79%	Хорошо
565,7	26,3	1,14	1,1505744	0,0105744	0,93%	Хорошо
476	14	1,06	1,0870503	0,0270503	2,55%	Хорошо
404	29	0,95	0,9208914	-0,029109	3,06%	Хорошо
368,1	66,9	1,25	0,9967061	-0,253294	20,26%	Плохо
622	246	1,7	1,7108035	0,0108035	0,64%	Хорошо

Из таблицы ошибок видно, что, действительно, почти на всех координатах относительная ошибка нейронной сети достигает в среднем около 2%.

На основе обученной нейронной сети нами было взято 407 точек для аппроксимации значений концентраций в них. Данные точки были взяты из различных мест на карте озера отходов равномерно. Данные сгенерированные точки были введены для обработки в обученную нейронную сеть. На выходе нейронной сети были получены соответствующие значения концентраций элементов в заданных координатных областях озера отходов производства. На основе этих данных были построены карты распределения различных элементов, входящих в состав отходов производства, а также общая интегральная карта распределения всех элементов по территории данного озера отходов.

Карта распределения каждого из элементов отличается тем, что различные элементы имеют различный характер изменения концентраций по территории озера отходов.

Карты распределения O, Al и Ca приведены на рисунках 4 – 6. Данные по координатному распределению элементов приведены в таблицах 3 – 5.

Таблица 3 – Распределение кислорода по координатам

x	y	%
540	42	40,48507
619	244	43,61655
420	234	40,53655
622	95	53,39046
463	246	40,10186
405	212	43,6235
594	155	52,04592
438	29	44,103
619	214	43,55452
485	222	42,35604
242	52	47,61911
542	212	53,09163
248	74	45,02298
549	57	52,90418
411	140	40,19915
424	82	40,4213

Таблица 4 – Распределение алюминия по координатам

x	y	%
540	42	1,177278

619	244	1,708829
420	234	1,197242
622	95	1,102447
463	246	1,382187
405	212	1,168566
594	155	0,590373
438	29	0,887177
619	214	1,347226
485	222	1,456163
242	52	1,199827
542	212	1,393362
248	74	1,204855
549	57	1,168866
411	140	0,723643
424	82	0,770396

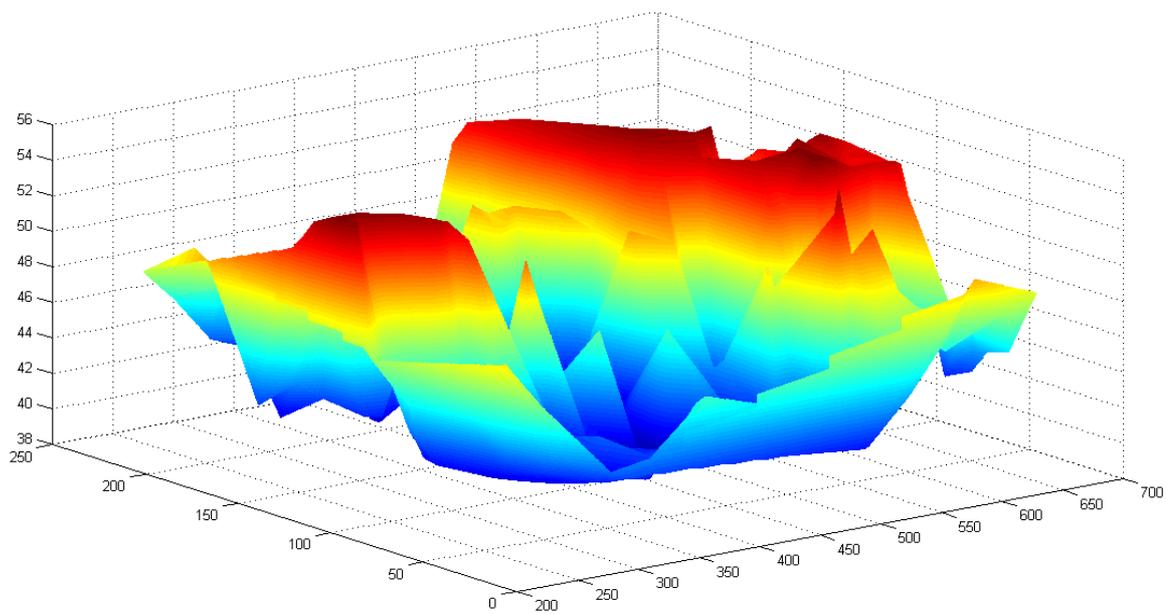


Рисунок 4 – Распределение кислорода O

На данном графике изображена карта распределения кислорода по территории озера отходов. При этом из графика видно, что максимальное процентное содержание кислорода составляет 56%, минимальное – 38%.

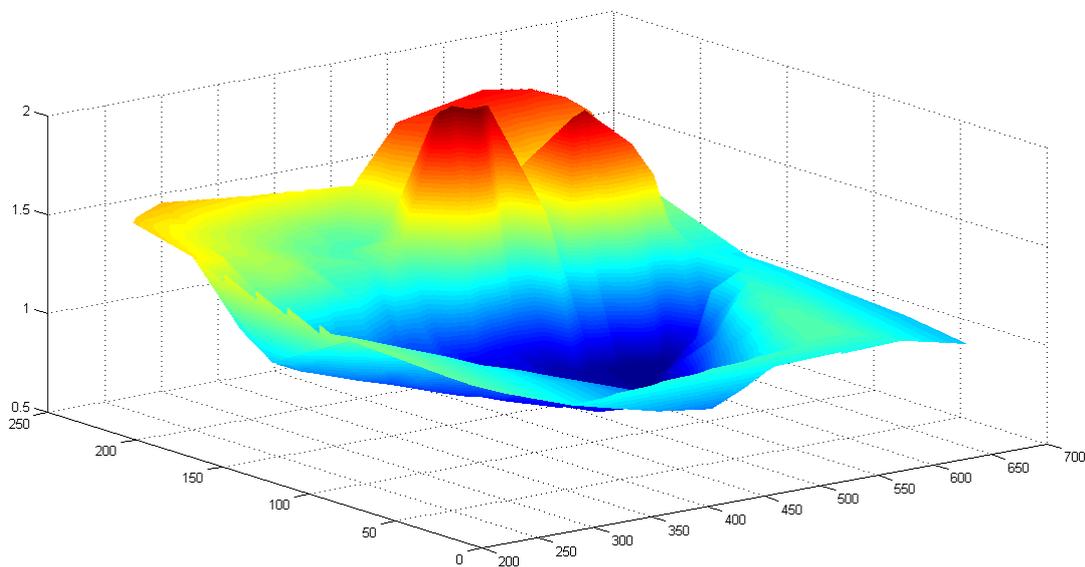


Рисунок 5 – Распределение алюминия Al

На данном графике изображена карта распределения алюминия по территории озера отходов. При этом из графика видно, что максимальное процентное содержание алюминия составляет 2%, минимальное – 0.5%.

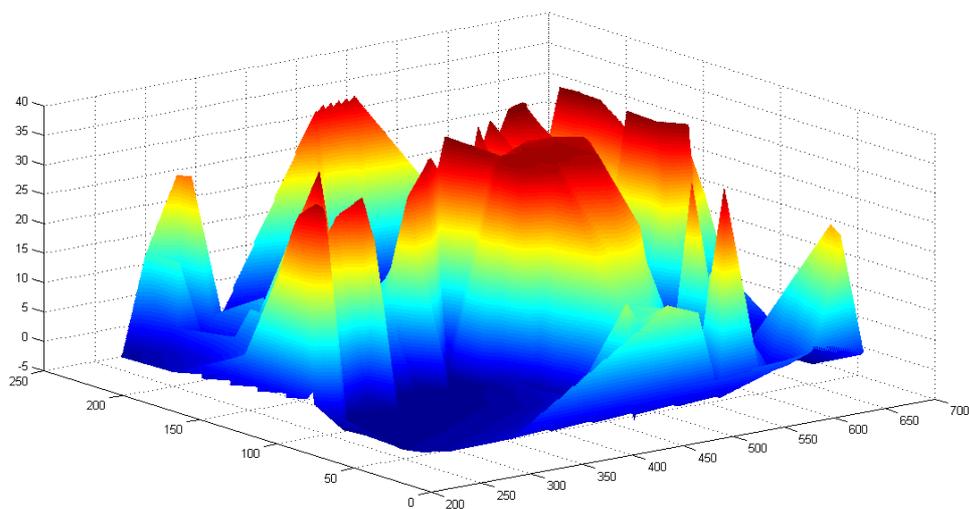


Рисунок 6 – Распределение кальция Ca

На данном графике изображена карта распределения кальция по территории озера отходов. При этом из графика видно, что максимальное процентное содержание кальция составляет 40%, минимальное – - 5%. Наличие отрицательных концентраций обосновывается тем фактом, что нейронная сеть, обученная на концентрации элементов кальция и соответствующих координатах, имеет достаточно большой разброс значений концентраций в различных точках, что ведет к таким ошибкам сети. Хотя, следует отметить, что данные ошибки лежат в допустимых пределах, не превышая заранее заданный процент ошибок.

Таблица 5 – Распределение кальция по координатам

x	y	%
540	42	0,356088
619	244	1,250454
420	234	-2,63089
622	95	-2,89418
463	246	31,8084
405	212	0,589695
594	155	16,31436
438	29	17,1952
619	214	-2,6313
485	222	-1,71541
242	52	-2,71422
542	212	-0,31374
248	74	-2,99367
549	57	-3,03672
411	140	33,22333
424	82	-1,18157

Таким образом, на основе пробных данных, полученных из золошламонакопителя Аксуского ферросплавного завода был реализован, алгоритм обратного распространения ошибки в среде Matlab, используя специальный модуль работы с нейронными сетями

“Neural Network Toolbox”. На основе анализа различных алгоритмов обучения был выбран алгоритм обучения обратного распространения ошибки, в силу того, что он больше всех подходит для решения задач прогнозирования и аппроксимации, и конкретно в случае задачи аппроксимации концентраций элементов дает наилучшие результаты по сравнению с другими алгоритмами. На основе функциональных возможностей среды Matlab по визуализации трехмерной графики были построены карты распределения каждого из элементов в отдельности, а также целостная интегральная карта распределения элементов по территории озера, в который поступают отходы.

## ЛИТЕРАТУРА

1 *Chow W.S., Tommy W.S. Chow Siu-Yeung Cho. //Neural Networks and Computing: Learning Algorithms and Applications. – London: Imperial College Press, 2007. С.309.*

2 *Croall I.F., Mason John P. // Industrial applications of neural networks: project ANNIE handbook: Springer-Verlag, 1992. С. 794.*

3 *Fine Terrence L. // Feedforward Neural Network Methodology. – New York: Springer-Verlag New York, 1999. С. 340 .*

## REFERENCES

1 *Chow W.S., Tommy W.S. Chow Siu-Yeung Cho. Neural Networks and Computing: Learning Algorithms and Applications. – London: Imperial College Press, 2007, 309 (in Eng)*

2 *Croall I.F., Mason John P. Industrial applications of neural networks: project ANNIE handbook: Springer-Verlag, 1992. 794 (in Eng).*

3 *Fine Terrence L. Feedforward Neural Network Methodology. : Springer-Verlag New York, 1999, 340 (in Eng).*

## Резюме

*Ж.К. Шоманова, Ж.Х. Таимұхамбетова,  
Р.З. Сафаров, Ю.Г. Носенко, А.Г. Қалиақпаров, А.С. Шоманов*

(Павлодар мемлекеттік педагогикалық институты; Инновациялық Еуразиялық университеті)

## АҚСУ ФЕРРОҚҰЙМАЛАР ЗАУЫТЫНЫҢ КҮЛ-ШЛАМ ЖИНАҚТАРЫНДАҒЫ ЭЛЕМЕНТТЕРІ ТАРАЛУЫНЫҢ ЭЛЕКТРОНДЫҚ КАРТАЛАРЫН ҚҰРАСТЫРУ

Нейрондық желісі әдісімен Ақсу ферроқұймалар зауытының (АФЗ) күл-шлам жинақтары аумағында элементтердің таралуына талдау жүргізілді. Жасалынған нейрондық желісінің «оқу» әдісі спектрлік талдау нәтижелері мен компьютерлік

есептеулер нәтижелері арасындағы жақсы үйлесімділікті көрсетті. Нейрондық желісінің алынған үлгісі АФЗ өндіріс қалдықтары құрамына кіретін элементтері таралуының экология-техно-геологиялық карталары комплекстерін құруға мүмкіндік берді. Бұл жұмыста нейрондық желісін құрудың теориялық негізі, сонымен қатар О, Al және Ca таралуының карталары келтіріліп отыр.

**Кілт сөздер:** нейрондық желісі, матрица, интегралды карта, спектрлі талдау, қалдықтар.

### Summary

*Zh.K. Shomanova, Zh.H. Tashmuchambetova,  
R.Z. Safarov, Yu.G. Nosenko, A.G. Kaliakparov, A.S. Shomanov*

(Pavlodar state teacher training college; Innovative Euroasian university)

### COMPILATION OF ELECTRONIC CARDS OF ELEMENTS DISTRIBUTION IN SLURRY- STORE OF AKSU FERROALLOY PLANT

Analysis of elements distribution on territory of slurry-store of Aksu Ferroalloy plant (AFP) have been executed using method of neural networks. Developed technique of neural network «studying» showed good correlation of results of spectral analysis to results of computer calculation. Obtained model of neural network allowed compiling the complex of eco-techno-geological maps of distribution of elements, that are included into the manufacture wastes of AFP. In this work theoretical aspect of neural network creation and maps of distribution of O, Al, Ca are presented.

**Keywords:** neural networks, matrix, integral map, spectral analysis, waste products.

*Поступила 27.02.2013 г.*