

# ОЦЕНКА РЕЖУЩИХ СПОСОБНОСТЕЙ НИТРИДБОРОВЫХ ВЫСОКОПОРИСТЫХ КРУГОВ ПРИ МАЯТНИКОВОМ ШЛИФОВАНИИ ДЕТАЛЕЙ ИЗ СПЛАВА ВТ20 С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

*Я.И. СОЛЕР, канд. техн. наук, доцент  
ДИНЬ ШИ МАЙ, аспирант  
ВАН ЛЕ НГУЕН, аспирант  
(ИрННТУ, г. Иркутск)*

Поступила 2 апреля 2016  
Рецензирование 3 мая 2016  
Принята к печати 15 мая 2016

**Солер Я.И.** – 664074, г. Иркутск, ул. Лермонтова, 83,  
Иркутский национальный исследовательский технический университет,  
email: solera@istu.irk.ru

Прорыв при шлифовании титановых сплавов обеспечил появление на рынке абразивной продукции высокопористых кругов (ВПК) из кубического нитрида бора (КНБ), снизивших адгезионное и диффузионное явления, протекающие в зоне резания. В исследовании испытаны ВПК из КНБ шести наименований (CBN30; ЛКВ50) В126 100 (L; M; O) V K27 (КФ25; КФ40). Стохастический характер шлифования обусловил выбор непараметрического метода статистики с его мерами положения (медианами) и рассеяния (квартильными широтами (КШ), которые оценивают параметры шлифования:  $R_a$ ,  $R_{max}$ ,  $S_m$  (ГОСТ 2789–73). Вследствие высокой режущей способности (РС) нитридборовых ВПК на заводах стали использовать для шлифования любые нитридборовые ВПК. Нами установлено, что выбор оптимальной характеристики позволяет снизить высотные параметры на 2-3 категориальных величины или 1-2 технологических перехода. Моделирование топографии поверхности в искусственных нейронных сетях (ИНС) по трем параметрам шероховатости с учетом стабильности их формирования позволило первое место по РС отдать ВПК ЛКВ50 В126 100 MV K27-КФ40 с лингвистической оценкой «очень хорошая». ИНС представили входные переменные по убыванию чувствительности к принятию решения в следующей последовательности:  $R_a$ ,  $R_{max}$ ,  $КШ(R_{max})$ ,  $КШ(S_m)$ ,  $КШ(R_{a1i})$  и  $S_m$ .

**Ключевые слова:** шлифование, титановый сплав ВТ20, статистика, искусственная нейронная сеть, чувствительность.

DOI: 10.17212/1994-6309-2016-2-28-40

## Введение

Развитие современного машиностроительного производства непрерывно требует повышения эксплуатационных свойств деталей и машин. Сказанное обеспечивается физико-механическими свойствами материалов деталей и технологией их изготовления. В авиационной и космической технике, судостроении, нефтяном и химическом машиностроении для многих от-

ветственных деталей используются титановые сплавы благодаря их высокой удельной прочности и коррозионной стойкости. Качество поверхности деталей в первую очередь определяется ее шероховатостью, которая на завершающем этапе их изготовления обычно достигается шлифованием. Однако для титановых деталей оно используется намного реже, чем для стальных. Последнее обусловлено низкой шлифуемостью титана [1–3], что вызвано адгезионным и диффу-

зионным взаимодействием между абразивными зернами и титановыми сплавами. Эффективным средством снижения этих дефектов служит использование высокопористых кругов (ВПК) из кубического нитрида бора (КНБ, зарубежная аббревиатура – CBN). Инструменты из КНБ обеспечивают повышение эффективности шлифования титановых сплавов до 8...10 раз. Поры, созданные в ВПК разными методами, позволяют свободно размещать в них стружки, тем самым снижать засаливание, а также улучшать условия подачи СОЖ в зону резания, предотвращая появление прижогов и трещин.

Несмотря на то что было выполнено много работ, связанных с исследованием процесса шлифования титановых сплавов, эта проблема остается недостаточно изученной до сих пор. На качество титановых деталей при абразивной обработке влияют механические свойства конкретных марок, которые зависят от индивидуальных свойств и фаз, их расположения и объемной доли. В частности, сплав BT20 представляет систему  $Ti - (5,5...7,0) \% Al - (1,5...2,5) \% Zn - (0,5...2) \% Mo - (0,8...2,5) \% V$ . Содержание  $\beta$ -стабилизирующих элементов (Mo, V) в нем весьма невелико. Он практически является однофазным с  $\alpha$ -структурой (более строгая характеристика: псевдо- $\alpha$ -сплав). Все псевдо- $\alpha$ -сплавы не подвергаются закалке и используются в отожженном состоянии. Механические свойства исследуемого сплава:  $\sigma_b = 950...1150$  МПа,  $\sigma_{0,2} = 840$  МПа,  $\delta = 10 \%$ ,  $\psi = 25 \%$ ,  $E = 105...110$  ГПа,  $KCU = 0,8...1,0$  МДж/м<sup>2</sup>, что позволяет относить его к среднепрочным [1–3]. Этот сплав используется в основном для изготовления обшивки крыла, корпусных деталей, деталей газотурбинных двигателей, сварных узлов, работающих до 400...450 °C [4].

ВПК по сравнению с лезвийными режущими инструментами имеют свои особенности. Их режущие способности (РС) определяются большим разнообразием элементов характеристики ВПК, которые сложно выбрать для предсказания требуемой топографии поверхности. Это связано с тем, что конкретные значения характеристик из рекомендованных интервалов не ранжируются в соответствии с наибольшей приоритетностью. Названную проблему можно решить с помощью элементов искусственного интеллекта [5], таких как нечеткая логика (НЛ)

и искусственная нейронная сеть (ИНС). В работе [6] показано применение НЛ для поиска оптимальной зернистости нитридоборовых ВПК по основным параметрам микрорельефа с учетом мер положения и рассеяния.

ИНС является филиалом искусственного интеллекта, которая используется в качестве новой вычислительной техники в разных областях науки (в финансах, медицине, машиностроении и т. д.) для решения сложных задач, анализа данных, управления и кластеризации [7–9], в частности, моделирования параметров производственного процесса и шлифования. ИНС является мощным инструментом для моделирования, особенно когда отношение анализируемых данных неизвестно. В работе [10] рассмотрена реализация модели ИНС с учетом функциональности, частот изображений, точного обнаружения и идентификации различных компонентов с помощью программного обеспечения MATLAB в инженерной системе обработки. ИНС также использовалось для мониторинга шероховатости обработанной поверхности в процессе фрезерования [11], контроля износа инструментов на металлорежущих станках [12] и исследования шероховатости поверхности в процессе гидроабразивной обработки [13]. Автор статьи [14] создал сетевую модель для выбора зернистости шлифовальных кругов с элементами использования ИНС, но конкретные результаты исследования в ней отсутствуют.

В данной работе ИНС привлечены для оценки РС нитридоборовых ВПК, в которых при постоянной зернистости B126 [15, 16] варьировались остальные элементы характеристики для шести наименований инструментов.

## Методика исследований

Органически разбивается на три последовательно выполняемых этапа: методику проведения натурного эксперимента, статистической интерпретации экспериментальных данных и моделирования в ИНС.

**Методика натурного эксперимента.** Это исследование проведено при следующих постоянных условиях: плоскошлифовальный станок – модель 3E711B; образцы из титанового сплава BT20 с размерами  $B \times L \times H = 40 \times 40 \times 40$  мм, шлифуемые по плоскости  $B \times L$  без выхаживания; форма и размеры инструментов – нитридоборо-

вые ВПК 1A1 200×20×76×5 мм [15, 16] высокой пористости; технологические параметры – скорость резания  $v_k = 28$  м/с, продольная подача  $s_{пр} = 6$  м/мин, поперечная подача  $s_{п} = 4$  мм/дв.ход, глубина резания  $t = 0,01$  мм, операционный припуск  $z = 0,1$  мм; СОЖ-5 %-я эмульсия Аквол-6 (ТУ 0258-024-00148845–98), подаваемая поливом на деталь с расходом 7...10 л/мин; число дублирующих опытов  $n = 30$  ( $v = \overline{1;30}$ ).

Вращение шпинделя на станке 3E711B осуществляется по часовой стрелке. Опускание ВПК на глубину ведем в момент, когда продольной стол с заготовкой смещается в крайнее левое положение относительно рабочего. Тогда при задании  $s_{п}$  на двойной ход перемещение продольного стола слева направо по функциональному назначению относится к рабочему ходу, выполняемому в условиях встречного срезания металла. Обратное движение стола вместе с заготовкой в пределах заданной подачи  $s_{п}$  становится выхаживающим, формирующим микро рельеф поверхности. Оставшаяся часть детали по ширине ВПК, равная в конце поперечного перемещения заготовки не более 16 мм, также формируется в режиме многократного выхаживания по схеме попутного шлифования.

Переменные условия шлифования представим в виде кода «*dijv*», удобного для анализа выходных параметров процесса с использованием статистических методов. В данном случае индекс  $d = 1; 2$  отражает направление расположения шероховатости: 1 – параллельно вектору  $S_{п}$ , 2 – параллельно вектору  $S_{пр}$ . Характеристики кругов закодированы индексом  $i = \overline{1;6}$ : 1 – CBN30 B126 100 LV K27-КФ25; 2 – CBN30 B126 100 LV K27-КФ40; 3 – CBN30 B126 100 MV K27-КФ40; 4 – CBN30 B126 100 OV K27-КФ40; 5 – ЛКВ50 B126 100 MV K27-КФ40; 6 – ЛКВ50 B126 100 OV K27-КФ40. Для ВПК  $i = \overline{1;4}$  зерна CBN с индексом прочности 30 изготовлены в Китае, а сами ВПК на АО НПК «Абразивы и шлифование» (г. Санкт-Петербург). ВПК  $i = 5; 6$  (Аэробор) с зернами эльбора ЛКВ50 освоены по российским технологиям полностью на ООО «Петербургский Абразивный завод “Ильич”» (г. Санкт-Петербург). Необходимо отметить, что в ВПК  $i = 1$  использован порообразователь КФ25 (0,25 мм – размер его основной фракции),

который мельче КФ40, используемого в остальных ВПК. Кроме сказанного, в ВПК варьируется твердость от *L* (среднемягкой) до *O* (среднетвердой) [15].

Параметры шероховатости измерены с помощью системы на базе профилографа – профилометра модели 252 завода «Калибр». Для оценки топографии поверхности привлечены параметры  $(R_a, R_{max}, S_m)_{li}$  [17], которые превышают продольные аналоги, особенно по высотам микро рельефа, и оказывают доминирующее влияние на долговечность и надежность машин [1].

**Методика статистической интерпретации экспериментальных данных.** РС тридцатидесяти ВПК невозможно оценить детерминированной величиной, как для лезвийных инструментов. Сказанное обусловлено тем, что абразивные зерна имеют произвольную форму, хаотичное расположение в связке, разновысотность в радиальном направлении, различное количество активных зерен и режущих кромок на единицу площади контакта круга при врезании в заготовку. Учитывая сказанное, анализ наблюдений целесообразно вести с использованием статистических подходов, рассматривая их случайными величинами (СВ), и представлять в виде независимых множеств  $i = \overline{1;k}$ :

$$\{y_{iv}\}, v = \overline{1;30}. \quad (1)$$

В теоретической статистике рассматривается две группы статистических методов: параметрическая и непараметрическая, в частности, ранговая, каждая из которых имеет «свое поле» [18, 19] для эффективного применения. Для использования первого метода необходимо обеспечить выполнение двух ограничений, накладываемых на СВ: однородность дисперсий отклонений и нормальность распределений. Эти требования при шлифовании часто нарушаются в той или иной мере, что может сопровождаться значимым смещением оценок, доверительных границ и коэффициентов доверия. Тогда оценки СВ, их доверительные границы нуждаются в уточнении. В такой ситуации целесообразно использовать непараметрический метод, который не связан с конкретным семейством распределений и не использует его свойств. Для оценки СВ используются следующие одномерные распределения частот:

- меры положения (опорные значения):

$$\text{средние } \bar{y}_i = y_{i\bullet}, \quad (2)$$

$$\text{медианы } \tilde{y}_i; \quad (3)$$

- меры рассеяния (прецизионность):

$$\text{стандарты отклонений } (SD)_i, \quad (4)$$

$$\text{размахи } R_i = |y_{\max} - y_{\min}|_i, \quad (5)$$

квартильные широты

$$\text{КШ}_i = |y_{0,75} - y_{0,25}|_i. \quad (6)$$

На одномерных распределениях частот (2), (4) и (5) базируется параметрический метод, а на (3), (6) – ранговые статистики. Чтобы упростить процесс анализа данных, в работе использована программа *Statistica 6.1.478.0*. После обработки экспериментальных данных для получения параметров (2)–(6) проведено тестирование (1) при  $i = \overline{1;6}$  на однородность дисперсий (нуль-гипотез  $H_0$  по трем группам критериев ( $\omega = \overline{1;3}$ ): 1 – Хартли, Кохрена, Бартлетта (в программе представлены одной совокупностью), 2 – Левене, 3 – Брауна–Форсайта при условии  $\alpha_{i\omega} < 0,05$ , где  $\alpha_{i\omega}$  – расчетный уровень значимости для статистик  $\omega = \overline{1;3}$ . В данном случае однородность дисперсий принимается, если количество решений  $f_0$  в пользу  $H_0$  удовлетворяет требованию:  $f_0 \in [2; 3]$ . По критерию Шапиро–Уилка для принятия  $H_0$  о нормальности распределений (1) для каждого параметра и ВПК должны удовлетворять строгим неравенствам:  $\alpha_i > 0,5$ , где 0,5 – надежность принятия  $H_{0i}$ .

**Методика реализации ИНС.** Архитектура ИНС определяет ее структуру, включающую входные, выходные (нейроны) и множество скрытых слоев, в которых присутствуют скрытые нейроны (рис. 1) [13, 20]. ИНС может быть разных типов: многослойный персептрон (МП), радиальная базисная функция, самоорганизующаяся карта Кохонена и т. д. Для решения задачи в данной работе используем ИНС типа МП в пакете «*STATISTICA Neural Networks*», легко интерпретируемую как модель вход-выход. Такая сеть может моделировать функцию практически

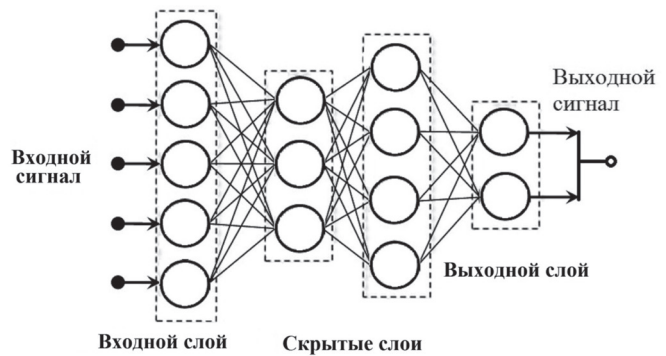


Рис. 1. Многослойная ИНС

любой степени сложности, причем число слоев и число элементов в каждом слое определяют сложность функции. Количество входных и выходных элементов устанавливается условиями задачи. На рис. 1 представлен МП, который состоит из множества слоев нейронных элементов. Входной слой нейронов выполняет распределительные функции, а выходной слой предназначен для обработки информации от предыдущих слоев и выдачи результата. Между входным и выходным слоями расположены так называемые скрытые (промежуточные) слои.

Под искусственным нейроном (ИН) понимают систему из двух элементов: сумматора и функции активации (рис. 2) [8, 21]. ИН получает входные сигналы (исходные данные либо выходные сигналы других нейронов ИНС) через несколько входных каналов. Каждый входной сигнал проходит через соединение, имеющее определенную интенсивность (или *вес*), которая показывает синаптическую активность биологического нейрона. Вычисляется взвешенная сумма входов и в результате получается вели-

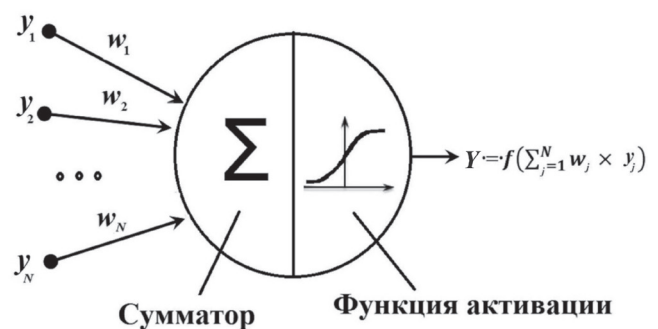


Рис. 2. Схематическое изображение искусственного нейрона:

$y_1, y_2, \dots, y_N$  – входные сигналы;  $w_1, w_2, \dots, w_N$  – веса нейронов предыдущего слоя;  $Y$  – выходной сигнал;  $f$  – функция активации;  $N$  – число входов данного нейрона



чина активации нейрона, которая в дальнейшем преобразуется с помощью функции активации (или передаточной функции для получения выходного сигнала нейрона. Функция активации  $f$  предназначена для определения значения выходного нейрона по результату сумматора (взвешенной суммы входов) (см. рис. 2). В пакете «*STATISTICA Neural Networks*» применяются разные функции активации как по умолчанию, так и по выбору пользователем (табл. 1). Идеально подходящей для пользовательской настройки многослойных персептронов выбрана гиперболическая, которая часто дает лучшие результаты, чем логистическая благодаря своему свойству симметрии. Для задач классификации в выходном слое МП использована специально функция «Софтмакс» (10), которая интерпрети-

рует выходы как вероятности принадлежности к классу (см. табл. 1).

Для построения моделей ИНС необходимо задать правила оценки исследуемых параметров и использовать их в качестве исходных данных для обучения, контроля и тестирования нейронных сетей. Выбор обучающего набора исходных данных выполняется интуитивно и зависит от опыта исполнителя в рассматриваемой области науки. При моделировании ИНС в данной работе для их обучения использовано 70 % представленных правил, для их контроля – 15 %, для их тестирования – 15%. После создания ИНС необходимо провести процедуру их обучения [22]. Процесс обучения нейронной сети представлен на рис. 3. Эта процедура разделяется на следующие этапы.

Таблица 1

Функции активации, наиболее часто используемые в МП

Вид	Формула, $j = \overline{1; N}$	Область значений
Линейная	$Y = y_j$ (7)	$(-\infty, +\infty)$
Логистическая	$Y = \frac{1}{1 - e^{-y_j}}$ (8)	$(0, +1)$
Гиперболическая	$Y = \frac{e^{y_j} - e^{-y_j}}{e^{y_j} + e^{-y_j}}$ (9)	$(-1, +1)$
Софтмакс	$Y = \frac{e^{y_j}}{\sum_{j=1}^N e^{y_j}}$ (10)	$(0, +1)$

1. В нейронную сеть из набора внешней среды поступают стимулы.

2. В результате этих воздействий происходит изменение свободных параметров нейронной сети.

3. После изменения внутренней структуры нейронная сеть отвечает на последующие возбуждения иначе.

В данной работе воспользовались обучением с учителем, когда сети известно требуемое значение выходного сигнала при воздействии на нейронную сеть заданного входного сигнала. В процессе обучения МП используется алгоритм обратного распространения ошибки, который определяет два потока в нейронной сети: прямой поток от входного слоя к выходному и обратный

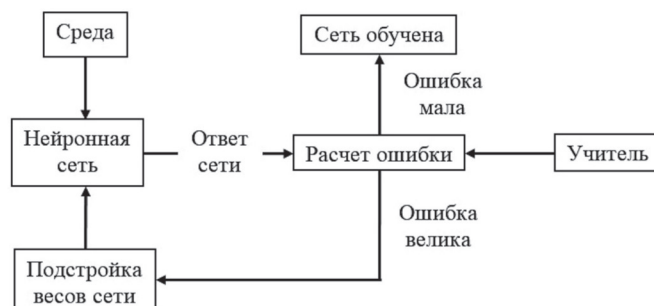


Рис. 3. Алгоритм обучения нейронной сети

поток – от выходного слоя к входному. На входе нейронной сети считается выходное значение, которое сравнивается с соответствующим ранее заданным целевым значением. Вычисляется сиг-

нал ошибки, определяемый разностью между желаемым сигналом и текущим откликом ИНС. После этого происходит корректировка синаптических весов в соответствии с выбранным алгоритмом, стремящимся минимизировать ошибку до тех пор, пока ошибка по всему обучающему множеству не достигнет приемлемо низкого уровня.

В результате моделирования нейронной сети получены разные ИНС различных типов. Наилучшей, используемой в дальнейшей, признана модель с максимальной производительностью и минимальной ошибкой на всех трех подмножествах (обучающем, контрольном и тестовом). Под производительностью сети понимают отношение стандартного отклонения ошибок сети к стандартному отклонению исходных данных [23].

### Результаты исследования и их обсуждение

**Результаты статистической интерпретации (1).** В табл. 2 представлены результаты тестирования (1) на однородность дисперсий при принятом уровне значимости  $\alpha = 0,05$ . Как видно из табл. 2,  $H_0$  для высотных параметров приняты при условии  $f_0 = 3$ . Для поперечного среднего шага  $H_0$  отвергнута по двум статистикам из трех.

Результаты тестирования (1) на нормальность распределений иллюстрирует табл. 3. Видно, что (1) аппроксимируются кривой Гаусса только в пяти (подчеркнуты снизу) из 18 слу-

чаев. Требования к (1) со стороны параметрической статистики выполнены не в полной мере. Сказанное заставило обратиться к непараметрическому методу, используемому ожидаемые медианы  $m\hat{y}_i$  (меры положения) и квартильные широты  $K\hat{Ш}_i$  (меры рассеяния), величины которых представлены в табл. 4. Они показывают, что ожидаемые медианы исследуемых параметров шероховатости для всех кругов  $i = 1; 6$  варьируются в пределах: для высотных  $\hat{R}_{ali} \in [0,496 (0,50); 0,725 (0,8)]$  мкм;  $\hat{R}_{max li} \in [2,868 (3,2) - 4,165 (5,0)]$  мкм и шагового параметра  $\hat{S}_{mli} \in [83,915 - 88,88 (100)]$  мкм. В скобках расположены категориальные величины (КВ) [24]. Таким образом, РС ВПК позволяют снизить ожидаемые медианы  $m\hat{R}_{ali}$  и  $m\hat{R}_{max li}$  на 3 КВ, средние шаги в пределах КВ = 100 мкм. При правильном их выборе можно снизить количество переходов при шлифовании. По  $m\hat{y}_i$  и  $K\hat{Ш}_i$  для высотных шероховатостей наилучшие РС показал ВПК  $i = 5$ , а по средним шагам – ВПК  $i = 6$ . Для окончательного решения РС ВПК используем ИНС.

**Выбор ВПК с использованием ИНС.** В ней для входных переменных используем три лингвистических выражения: низкая, средняя, высокая (табл. 5), а для выходных – пять лингвистических выражений: очень хорошая (ОХ), хорошая (Х), средняя (С), плохая (П), очень плохая (ОП). Общее количество правил, используемых для построения нейронных сетей, равно  $3^6 = 729$  возможных сочетаний входных параметров и

Таблица 2

#### Проверка (1) на однородность дисперсий для всех исследуемых параметров

Параметр	Расчетный уровень значимости $\alpha_{\omega i}$ для множеств $i = \overline{1; 6}$ по критериям $\omega = \overline{1; 3}$			Принятие $H_0$
	1	2	3	
$R_{a1}$	0,000	0,008	0,023	+
$R_{max1}$	0,000	0,004	0,004	+
$S_{m1}$	0,022	0,449	0,572	–

Примечание:  $\omega = \overline{1; 3}$ : 1 – Хартли, Кохрена, Бартлетта; 2 – Левене; 3 – Брауна-Форсайта, знак «+» –  $H_0$  принята, знак «–» –  $H_0$  отклонена, круги  $i$  – см. методику проведения эксперимента

Таблица 3

**Проверка (1) на нормальность распределений по критерию Шапиро-Уилка**

Параметр	Расчетный уровень значимости $\alpha_i, i = \overline{1;6}$ по ВПК					
	1	2	3	4	5	6
$R_{a1}$	0,3706	0,4849	0,2365	<b>0,7797</b>	<b>0,6751</b>	0,0308
$R_{max1}$	<b>0,914</b>	<b>0,7379</b>	0,3041	0,2541	0,0080	0,0325
$S_{m1}$	0,2651	0,0000005	<b>0,5586</b>	0,2194	0,0123	0,4889

Примечание. Круги  $i$  – см. методику проведения эксперимента

Таблица 4

**Ожидаемые параметры шероховатости и их квартильные широты**

Круг $i = \overline{1;6}$	Параметр					
	$R_{a1i}, \text{мкм}$		$R_{max1i}, \text{мкм}$		$S_{m1i}, \text{мкм}$	
	$\hat{m}y_i$	КШ <sub><math>i</math></sub>	$\hat{m}y_i$	КШ <sub><math>i</math></sub>	$\hat{m}y_i$	КШ <sub><math>i</math></sub>
1	0,725 (0,80)	0,180	4,165 (5,0)	1,17	88,88 (100)	34,28
2	0,496 (0,50)	0,110	3,098 (3,2)	0,64	85,854 (100)	19,04
3	0,496 (0,50)	0,120	3,029 (3,2)	0,79	85,854 (100)	21,38
4	0,496 (0,50)	0,140	3,242 (4,0)	1,04	83,915 (100)	26,94
5	0,496 (0,50)	0,090	2,868 (3,2)	0,39	85,854 (100)	19,34
6	0,496 (0,50)	0,140	2,956 (3,2)	0,54	83,915 (100)	16,79

Примечание. В скобках – КВ [24], круги  $i$  – см. методику проведения эксперимента

Таблица 5

**Лингвистические и числовые входные переменные и их диапазоны**

Входные параметры			Диапазон, мкм
Параметр		Лингвистические переменные	
$R_{ali}$	$\hat{y}_i$	Низкая (Н), средняя (С), высокая (В)	[0,496; 0,725]
	КШ $_i$	Низкая (Н), средняя (С), высокая (В)	[0,09; 0,18]
$R_{maxli}$	$\hat{y}_i$	Низкая (Н), средняя (С), высокая (В)	[2,868; 4,165]
	КШ $_i$	Низкая (Н), средняя (С), высокая (В)	[0,390; 1,170]
$S_{mli}$	$\hat{y}_i$	Низкая (Н), средняя (С), высокая (В)	[83,915; 88,880]
	КШ $_i$	Низкая (Н), средняя (С), высокая (В)	[16,790; 34,280]

лингвистических оценок качества шлифованных деталей (табл. 6).

На рис. 4 показана архитектура выбираемой модели типа МП с шестью входными и пятью выходными сигналами, в которой имеется два скрытых слоя. На каждом слое содержится десять скрытых элементов.

При непосредственном сопоставлении параметров шероховатости ( $R_a$ ,  $R_{max}$ ,  $S_m$ ) и их квартильных широт для каждого ВПК  $i = \overline{1;6}$  с выбранной моделью ИНС получены общие оценки и их уровни доверия (УД) (табл. 7).

Установлено, что самая высокая РС отдана ВПК ЛКВ50 В126 100 MV К27-КФ40 ( $i = 5$ ), а самая низкая – ВПК СBN30 В126 100 LV К27-

КФ25 ( $i = 1$ ). В группу с X-оценкой входят три ВПК:  $i = 3$  (УД = 0,99967),  $i = 2$  (УД = 0,99958) и  $i = 6$  (УД = 0,83163), расположенные в последовательности снижения уровня доверия, но по результатам моделирования в НС они признаны равнозначными по РС. ВПК СBN30 В126 100 LV К27-КФ25 ( $i = 1$ ) и СBN30 В126 100 OV К27-КФ40 ( $i = 4$ ), получившие соответственно ОП- и С-оценки не следует привлекать при шлифовании деталей ВТ20. Таким образом, при шлифовании сплава ВТ20 использование мелкого порообразующего КФ25 ( $i = 1$ ) оказалось нецелесообразным. Сказанное в полной мере относится к ВПК ( $i = 4$ ) с твердостью О (средней твердой).

Таблица 6

Структура лингвистических правил, используемых для моделирования

№ п/п	Структура правил						Общая оценка
	$R_{ali}$		$R_{\max li}$		$S_{mli}$		
	$\hat{y}_i$	КШ <sub><i>i</i></sub>	$\hat{y}_i$	КШ <sub><i>i</i></sub>	$\hat{y}_i$	КШ <sub><i>i</i></sub>	
1	Н	Н	Н	Н	Н	Н	<b>ОХ</b>
2	Н	Н	Н	Н	Н	С	<b>ОХ</b>
3	Н	Н	Н	Н	Н	В	<b>Х</b>
...	...	...	...	...	...	...	<b>...</b>
727	В	В	В	В	В	Н	<b>П</b>
728	В	В	В	В	В	С	<b>ОП</b>
729	В	В	В	В	В	В	<b>ОП</b>

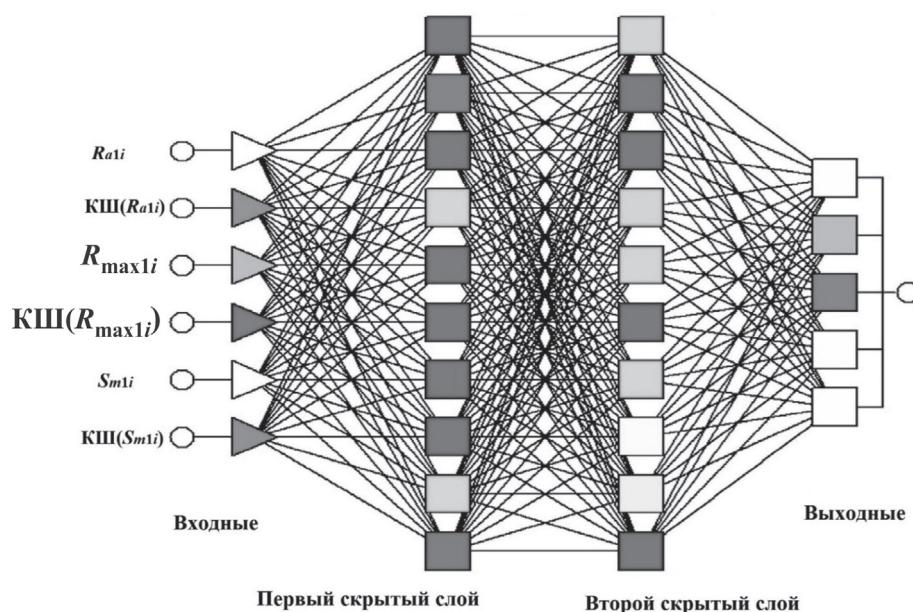


Рис. 4. Архитектура выбранной модели искусственной нейронной сети



Таблица 7

### Общие и дифференциальные оценки РС нитридных ВПК по параметрам шероховатости

Круг $i = \overline{1;6}$	Общая лингвистическая оценка	Оценка <b>ОХ</b>	Оценка <b>Х</b>	Оценка <b>С</b>	Оценка <b>П</b>	Оценка <b>ОП</b>
1	<b>ОП</b>	0,00000	0,00002	0,00025	0,02784	0,97189
2	<b>Х</b>	0,00022	0,99958	0,00019	0,00001	0,00000
3	<b>Х</b>	0,00013	0,99967	0,00019	0,00001	0,00000
4	<b>С</b>	0,00063	0,30478	0,69266	0,00188	0,00005
5	<b>ОХ</b>	0,90622	0,09251	0,00121	0,00007	0,00000
6	<b>Х</b>	0,16607	0,83163	0,00219	0,00011	0,00000

Примечание. Круги  $i$  – см. методику

В пакете «*STATISTICA Neural Networks*» имеется возможность предсказания чувствительности сети к входными переменным, являющимся независимыми. Анализ чувствительности – это определение степени влияния отдельных входов НС на принятие решения. Чем чувствительнее сеть к данному входу, тем больше это отношение, которое может вызвать ухудшение качества поверхности детали. Как показано в табл. 8, чувствительность входных параметров к принятию решения характеризуется отношением, которое варьируется в узком интервале [294,9019; 298,1079]. Сказанное характеризует высокое влияние каждого из входных параметров на топографию поверхности. Дополнительно программа проставила ранги для каждого параметра от 1 до 6, возрастание которых характеризует снижение влияния входного параметра на топографию поверхности. Представленные результаты свидетельствуют, что на качество поверхности наибольшее влияние оказывают ожидаемые медианы  $m\hat{R}_{ali}$ ,  $m\hat{R}_{maxli}$ . Затем идут меры рассеяния –  $KШ(R_{maxli})$  и  $KШ(S_{mli})$ . Последни два места отданы  $KШ(R_{ali})$  и  $m\hat{S}_{mli}$ .

Чувствительность сети к каждой входной величине является преимуществом ИНС перед НЛ, которой анализируются атрибуты, включающие совместно (3) и (6).

### Выводы

Результаты тестирования (1) на однородность дисперсий и нормальность распределений выявили целесообразность использования непараметрического метода для статистической интерпретации экспериментальных данных.

1. Показано преимущество применения нейронных сетей для решения задачи комплексной оценки РС абразивных кругов по мерам положения и рассеяния.

2. По результатам моделирования (2), (5) в нейронной сети установлено, что ВПК ЛКВ50 В126 100 MV К27-КФ40 при шлифовании плоских деталей из ВТ20 обеспечивают наиболее высокое качество поверхности.

3. Выявлено, что ВТ20 лучше шлифуется ВПК при зернистости В126, высокой прочности зерен (50), пониженной твердости (L, M) и при наиболее крупном порообразователе (КФ40).

Таблица 8

### Анализ чувствительности входных параметров к принятию решения

Критерии	Параметры					
	$R_{al}$	$KШ(R_{al})$	$R_{maxl}$	$KШ(R_{maxl})$	$S_{ml}$	$KШ(S_{ml})$
Отношение	298,1079	296,3523	297,8919	297,2753	294,9019	297,1554
Ранг	1,0000	5,0000	2,0000	3,0000	6,0000	4,0000

## Список литературы

1. Носенко В.А., Носенко С.В. Технология шлифования металлов: монография. – Старый Оскол: ТНТ, 2013. – 616 с. – ISBN 978-5-94178-373-1.
2. Саютин Г.И., Татаринцев И.П. Выбор материала круга при шлифовании титановых сплавов // Станки и инструмент. – 1985. – № 7. – С. 21–22.
3. Кремень З.И., Зубарев Ю.М., Лебедев А.И. Высокопористые круги из эльбора и их применение при шлифовании высокопластичных сплавов // Металлообработка. – 2009. – № 3 (51). – С. 2–5.
4. Ильин А.А., Колачев Б.А., Польшин И.С. Титановые сплавы: состав, структура, свойства: справочник. – М.: ВИС-МАТИ, 2009. – 520 с.
5. Нгуен Д.М. Комплексное исследование задачи классификации с применением нечетких моделей и распределенных вычислений: дис. ... канд. техн. наук: 05.13.18. – Иркутск, 2014. – 142 с.
6. Солер Я.И., Нгуен М.Т. Поиск оптимальной зернистости нитридных кругов при плоском шлифовании деталей из стали 06Х14Н6Д2МВТ-Ш по микрорельефу поверхности в условиях моделирования нечеткой логики // Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Серия «Машиностроение». – 2015. – № 6. – С. 96–111. – doi: 10.18698/0236-3941-2015-6-96-111.
7. Koushal K., Gour S., Mitra T. Advanced applications of neural networks and artificial intelligence: a review // International Journal of Information Technology and Computer Science. – 2012. – N 6. – P. 57–68. – doi: 10.5815/ijitcs.2012.06.08.
8. Oludele A., Olawale J. Neural networks and its application in engineering // Proceedings of Informing Science & IT Education Conference (InSITE), Macon, GA, USA. – 2009. – P. 83–95.
9. Application of Artificial Neural Network (ANN) for the prediction of EL-AGAMY wastewater treatment plant performance-EGYPT / M.S. Nasr, M.A.E. Moustafa, H.E.S. Seif, G.E. Kobrosy // Alexandria Engineering Journal. – 2012. – Vol. 51, iss. 1. – P. 37–43. – doi: 10.1016/j.aej.2012.07.005.
10. Dadvandipour S. Experimental applications of artificial neural networks in engineering processing system // Analecta. – 2014. – Vol. 8, N 2. – P. 28–33.
11. G., Garcia-Romeu M.L., Ciurana J. Surface roughness monitoring application based on artificial neural networks for ball-end milling operations // Journal of Intelligent Manufacturing. – 2011. – Vol. 22, iss. 4. – P. 607–617. – doi: 10.1007/s10845-009-0323-5.
12. Sick B. On-line and indirect tool wear monitoring in turning with artificial neural networks: a review of more than a decade of research // Mechanical Systems And Signal Processing. – 2002. – Vol. 16, iss. 4. – P. 487–546. – doi: 10.1006/mssp.2001.1460.
13. Caydas U., Hascalik A. A study on surface roughness in abrasive waterjet machining process using artificial neural networks and regression analysis method // Journal of Materials Processing Technology. – 2008. – Vol. 202, iss. 1–3. – P. 574–582. – doi: 10.1016/j.jmatprotec.2007.10.024.
14. Назарьева В.А. Сетевая модель выбора зернистости шлифовальных кругов с элементами использования систем искусственного интеллекта // СТИН. – 2016. – № 2. – С. 37–40.
15. ГОСТ 53923–2010. Круги алмазные и из кубического нитрида бора (эльбора) шлифовальные. Технические условия. – Введ. 2010–12–11. – М.: Стандартинформ, 2010. – 32 с.
16. ГОСТ 53922–2010. Порошки алмазные и из кубического нитрида бора (эльбора). Зернистость и зерновой состав шлифпорошков. Контроль зернового состава. – Введ. 2010–12–11. – М.: Стандартинформ, 2011. – 7 с.
17. ГОСТ 25142–82. Шероховатость поверхности. Термины и определения. – Введ. 01.01.1983. – М.: Изд-во стандартов, 1982. – 22 с.
18. Hollander M., Wolfe D.A. Nonparametric statistical methods. – 2<sup>nd</sup> ed. – New York: Wiley-Interscience, 1999. – 816 p. – ISBN 0-4711-9045-4. – ISBN 978-0471190455.
19. Уилер Д., Чамберс Д. Статистическое управление процессами: оптимизация бизнеса с использованием контрольных карт Шухарта: пер. с англ. – М.: Альпина Бизнес Букс, 2009. – 409 с. – ISBN 978-5-9614-0832-4.
20. Васенков Д.В. Методы обучения искусственных нейронных сетей // Компьютерные инструменты в образовании. – 2007. – № 1. – С. 20–29.
21. Рудой Г.И. Выбор функции активации при прогнозировании нейронными сетями // Машинное обучение и анализ данных. – 2011. – Т. 1, № 1. – С. 16–39.
22. Чижков А.В. Обучение искусственных нейронных сетей [Электронный ресурс] // Информатика, вычислительная техника и инженерное образование. – 2010. – № 1. – С. 3–7. – URL: <http://digital-mag.tti.sfedu.ru/lib/1/2-2010-1.pdf> (дата обращения: 20.05.2016).
23. Шарстнев В.Л., Вардомацкая Е.Ю. Анализ возможностей нейронных сетей для прогнозирования задач легкой промышленности [Электронный ресурс] // Управление экономическими системами: электронный научный журнал. – 2007. – № 09. – С. 3–7. – URL: <http://uecs.ru/uecs-09-92006/item/68-2011-03-21-07-11-44> (дата обращения: 20.05.2016).
24. ГОСТ 2789–73. Шероховатость поверхности. Параметры, характеристики и обозначения. – Взамен ГОСТ 2789–1959; введ. 1975–11–01. – М.: Изд-во стандартов, 1973. – 10 с.

## OBRABOTKA METALLOV

(METAL WORKING AND MATERIAL SCIENCE)

N 2 (71), April – June 2016, Pages 28–40

**An assessment of cutting abilities of boron nitride high porous wheels  
while pendulum grinding of elements made of titanium alloy VT20 using  
the artificial neural network**

Soler Ya. I., Ph.D. (Engineering), Associate Professor, e-mail: solera@istu.irk.ru

Mai D. S., Ph.D. student, e-mail: mdsmm07@gmail.com

Nguyen V.L., Ph.D. student, e-mail: nhadle007@gmail.com

National Research Irkutsk State Technical University, 83 Lermontova st., Irkutsk, 664074, Russian Federation

**Abstract**

The high porous wheels (HPW) made of cubic boron nitride (CBN) are used to improve the grinding efficiency of titanium alloys. The high dimensional pores in these tools allow to reduce the blunting on the HPW working surfaces and to avoid appearance of the grinding burns and cracks on the ground surfaces. In this paper the cutting ability (CA) of six HPW from CBN was carried out while grinding parts from VT20 alloy. The studied HPW have the constant grain B126, but their other characteristics were varied: by the CBN marks - from CBN30 to LCV 50, by the wheel hardness - from L (medium soft) to O (medium hard) and by the pore-forming agent - from KF25 to KF40. The CA of the tools are measured by the high-rise indicator ( $R_a$ ,  $R_{max}$ ) and the stepping indicator of roughness ( $S_m$ ) (GOST 25142-82). The analysis of the observations is leaded using statistical approaches, because the grinding process has a stochastic character. The nonparametric statistical method is used on the basis of the experimental data results of testing on the homoscedasticity and the normality of distributions. In this case, the measure of position is the medians and the measures of dispersion are the quartile latitude (QL). For the complex assessment of the HPW's CA the simulation in the artificial neural network in «STATISTICA Neural Networks» package was carried out. By its results, it was established that the HPW LCV50 B126 100 MV K27-KF40 with a rating “very good” provides the highest surface quality in grinding flat parts of the VT20. Moreover it was found that the VT20 is ground better by the HPW made from the grain B126 with high grain strength 50, low hardness (L, M) and the most pore-forming (KF40). The «STATISTICA Neural Networks» package also has an option to predict the network sensitivity to input variables. In this case, the order of decreasing the influence on the quality assessment of the part surface are  $R_a$ ,  $R_{max}$ ,  $QL(R_{max})$ ,  $QL(S_m)$ ,  $QL(R_a)$  and  $S_m$ .

**Keywords**

grinding, titanium alloy VT20, statistics, artificial neural network, sensitivity.

DOI: 10.17212/1994-6309-2016-2-28-40

**References**

1. Nosenko V.A., Nosenko S.V. *Tekhnologiya shlifovaniya metallov* [The grinding technology of metals]. Staryi Oskol, TNT Publ., 2013. 616 p. ISBN 978-5-94178-373-1
2. Sayutin G.I., Tatarinov I.P. Vybora materiala kruga pri shlifovanii titanovykh splavov [The choice of material for grinding wheel titanium alloys]. *Stanki i instrument – Soviet Engineering Research*, 1985, no. 7, pp. 21–22. (In Russian)
3. Kremenj Z.I., Zubarev Yu.M., Lebedev A.I. Vysokoporistye krugi iz el'bora i ikh primeneniye pri shlifovanii vysokoplastichnykh splavov [High-porous CBN vitrified wheels and their application in grinding of high-ductile alloys]. *Metalloobrabotka – Metalworking*, 2009, no. 3 (51), pp. 2–5.
4. Il'in A.A., Kolachev B.A., Pol'kin I.S. *Titanovye splavy: sostav, struktura, svoystva: spravochnik* [Titanium alloys: composition, structure, properties. Reference book]. Moscow, VILS-MATI Publ., 2009. 520 p.
5. Nguyen D.M. *Kompleksnoe issledovanie zadachi klassifikatsii s primeneniem nechetkikh modelei i raspredelennykh vychislenii*. Diss. kand. tekhn. nauk [A comprehensive study of the classification problem using fuzzy models and distributed calculations. PhD eng. sci. diss.]. Irkutsk, 2014. 142 p.

6. Soler Ya.I., Nguyen M.T. Poisk optimal'noi zernistosti nitridborovykh krugov pri ploskom shlifovanii detalei iz stali 06Kh14N6D2MVT-Sh po mikrorel'efu poverkhnosti v usloviyakh modelirovaniya nechetkoi logiki [Search for optimal grain size of nitride-boron wheels during flat grinding of parts made of 06X14H6D2MBT-III steel on surface microrelief under conditions of fuzzy logic simulation]. *Vestnik MGTU im. N.E. Baumana. Seriya "Mashinostroenie"* – Herald of the Bauman Moscow State Technical University. Series "Mechanical Engineering", 2015, no. 6, pp. 96–111. (In Russian). doi: 10.18698/0236-3941-2015-6-96-111

7. Koushal K., Gour S., Mitra T. Advanced applications of neural networks and artificial intelligence: a review. *International Journal Information Technology and Computer Science*, 2012, no. 6, pp. 57–68. doi: 10.5815/ijites.2012.06.08

8. Oludele A., Olawale J. Neural networks and its application in engineering. *Proceedings of Informing Science & IT Education Conference (InSITE)*, Macon, GA, USA, 2009, pp. 83–95.

9. Nasr M.S., Moustafa M.A.E., Seif H.E.S., Kobrosy G.E. Application of Artificial Neural Network (ANN) for the prediction of ELAGAMY wastewater treatment plant performance-EGYPT. *Alexandria Engineering Journal*, 2012, vol. 51, iss. 1, pp. 37–43. doi: 10.1016/j.aej.2012.07.005

10. Dadvandipour S. Experimental applications of artificial neural networks in engineering processing system. *Analecta*, 2014, vol. 8, no. 2, pp. 28–33.

11. Quintana G., Garcia-Romeu M.L., Ciurana J. Surface roughness monitoring application based on artificial neural networks for ball-end milling operations. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2011, vol. 22, iss. 4, pp. 607–617. doi: 10.1007/s10845-009-0323-5

12. Sick B. On-line and indirect tool wear monitoring in turning with artificial neural networks: a review of more than a decade of research. *Mechanical systems and signal processing*, 2002, vol. 16, iss. 4, pp. 487–546. doi: 10.1006/mssp.2001.1460

13. Caydas U., Hascalik A. A study on surface roughness in abrasive waterjet machining process using artificial neural networks and regression analysis method. *Journal of Materials Processing Technology*, 2008, vol. 202, iss. 1–3, pp. 574–582. doi: 10.1016/j.jmatprotec.2007.10.024

14. Nazar'eva V.A. Setevaya model' vybora zernistosti shlifoval'nykh krugov s elementami ispol'zovaniya sistem iskusstvennogo intellekta [A network model of selection of grinding wheel grain with the elements of application of the artificial intelligence systems]. *STIN – Russian Engineering Research*, 2016, no. 2, pp. 37–40. (In Russian)

15. GOST 53923–2010. Krugi almaznye i iz kubicheskogo nitrida bora (el'bora) shlifoval'nye. Tekhnicheskie usloviya [State Standard 53923–2010. Diamond and cubic boron nitride (elbor) grinding wheels. Specifications]. Moscow, Standartinform Publ., 2010. 32 p.

16. GOST 53922–2010. Poroshki almaznye i iz kubicheskogo nitrida bora (el'bora). Zernistost' i zernovoi sostav shlifporoshkov. Kontrol' zernovogo sostava [State Standard 53922–2010. Diamond and from cubic boron nitride (elbor) powders. Grain and grain size distribution of grinding powders. Test of grain size distribution]. Moscow, Standartinform Publ., 2011. 7 p.

17. GOST 25142–82. Sherokhovatost' poverkhnosti. Terminy i opredeleniya [State Standard 25142–82. Surface roughness. Terms and definitions]. Moscow, Standards Publ., 1982. 22 p.

18. Hollander M., Wolfe D.A. Nonparametric statistical methods. 2<sup>nd</sup> ed. New York, Wiley-Interscience, 1999. 816 p. ISBN-10: 0-4711-9045-4. ISBN-13: 978-0471190455

19. Wheeler D.J., Chambers D.S. *Understanding statistical process control*. Introduction by W. Edwards Deming. Knoxville, Tennessee, SPC Press, 1992 (Russ. ed.: Uiler D., Chambers D. *Statisticheskoe upravlenie protsessami: optimizatsiya biznesa s ispol'zovaniem kontrol'nykh kart Shukharta*. Translated from English. Moscow, Al'pina Biznes Buks Publ., 2009. 409 p. ISBN 978-5-9614-0832-4).

20. Vasenkov D.V. Metody obucheniya iskusstvennykh neironnykh setei [Methods for training of artificial neural networks]. *Komp'yuternye instrumenty v obrazovanii – Computer Tools in Education*, 2007, no. 1, pp. 20–29.

21. Rudoi G.I. Vybory funktsii aktivatsii pri prognozirovanii neironnymi setyami [Selection of the activation function in predicting neural networks]. *Mashinnoe obuchenie i analiz dannykh – Machine Learning and Data Analysis*, 2011, vol. 1, no. 1, pp. 16–39.

22. Chizhkov A.V. Obuchenie iskusstvennykh neironnykh setei [Training of artificial neural networks]. *Informatika, vychislitel'naya tekhnika i inzhenernoe obrazovanie – Information, computer techniques and engineering education*, 2010, no. 1, pp. 3–7. Available at: <http://digital-mag.tti.sfedu.ru/lib/1/2-2010-1.pdf> (accessed 20.05.2016)

23. Sharstnev V.L., Vardomatskaya E.Yu. Analiz vozmozhnostei neironnykh setei dlya prognozirovaniya zadach legkoi promyshlennosti [Analysis of neural network capabilities for predicting light industry problems]. *Upravlenie ekonomicheskimi sistemami: elektronnyi nauchnyi zhurnal – Management of economic systems. Scientific electronic*



journal, 2007, no. 9, pp. 3–7. Available at: <http://uecs.ru/uecs-09-92006/item/68-2011-03-21-07-11-44> (accessed 20.05.2016)

24. GOST 2789–73. *Sherokhovatost' poverkhnosti. Parametry, kharakteristiki i oboznacheniya* [State Standard 2789–73. Surface roughness. Parameters and characteristics]. Moscow, Standartinform Publ., 1973. 10 p.

**Article history:**

Received 2 April 2016

Revised 3 May 2016

Accepted 15 May 2016