

УДК 629.923.1, 510.62

DOI 10.18698/0536-1044-2016-12-66-78

Оценка режущих способностей нитридборовых высокопористых кругов при плоском шлифовании деталей из стали 13X15H5AM3 по макрогеометрии поверхности с использованием искусственного интеллекта*

Я.И. Солер, М.Т. Нгуен, Д.Ш. Май

Иркутский национальный исследовательский технический университет, 664074, Иркутск, Российская Федерация, ул. Лермонтова, д. 83

The Assessment of Cutting Ability of Nitride-Boron High Porous Wheels when Flat Grinding Steel 13Kh15N5AM3 Parts by Surface Macrogeometry Using Artificial Intelligence

Y.I. Soler, M.T. Nguyen, D.S. Mai

Irkutsk National Research Technical University, 664074, Irkutsk, Russian Federation, Lermontov St., Bldg. 83



e-mail: solera@istu.irk.ru, nguyenmanhtiemhn@gmail.com, mdsmm07@gmail.com



Проведена оценка режущих способностей высокопористых кругов из кубического нитрида бора с применением искусственного интеллекта: нечеткой логики и нейронных сетей. Режущие способности высокопористых кругов оценены по трем показателям отклонений от плоскостности — EFE_{max} , EFE_a , EFE_q , — каждый из которых представлен двумя мерами положения и рассеяния: медианами и квартильными широтами. Проанализированы режущие способности одиннадцати высокопористых кругов, различающихся: по товарным маркам кубического нитрида бора — ЛКВ 50, CBN 30; по зернистостям — В76, В107, В126, В151; по твердостям — L, O, M; по связкам — К27, С10; по порообразующим — КФ40, КФ25. Для шлифования деталей из стали 13X15H5AM3 рекомендованы высокопористые круги ЛКВ 50 В126 100 MVK27-КФ40 и CBN30 В126 100 LVK27-КФ25, получившие оценку «очень хорошо». При исследовании высокопористых кругов с низкими режущими способностями нейронные сети оказались более надежными по сравнению с нечеткой логикой.

Ключевые слова: шлифование, отклонение от плоскостности, высокопористые круги, нечеткая логика, нейронная сеть, функция активации.



The assessment of cutting ability of high porous wheels made from cubic boron nitride was conducted with the assistance of artificial intelligence systems: fuzzy logic and neural networks. The wheels' cutting ability was evaluated by three indicators of flatness deviation: EFE_{max} , EFE_a and EFE_q , each being represented by two measures of position and dispersion, that is the median and the interquartile range. The cutting ability of eleven high porous wheels was analyzed. They differed by the type of cubic boron nitride (LKV 50, CBN 30),

* Работа выполнена при поддержке гранта ИРНТУ №02Ф/2016.

grain size (B76, B107, B126, B151), hardness (L, O, M), bonds (K27, S10), and pore-forming agent (KF40, KF25). High porous wheels LKV 50 B126 100 MVK27-KF40 and CBN30 B126 100 LVK27-KF25 that were rated «very good», were recommended for grinding parts made from steel 13Kh15N5AM3. In the study of high porous wheels with low cutting ability, the neural networks appeared to be more reliable than the fuzzy logic.

Keywords: grinding, flatness deviation, high porous wheels, fuzzy logic, neural network, activation function.

Точность формы плоских деталей является наиважнейшим показателем оценки состояния поверхности, к которой предъявляются высокие требования при изготовлении ответственных высоконагруженных агрегатов авиационной и энергетической техники, эксплуатируемой в различных климатических условиях и находящейся в контакте с топливом [1]. Она представлена стандартизованными показателями отклонений от плоскостности [2]: наибольшим EFE_{max} (основным), средним арифметическим EFE_a и средним квадратичным EFE_q , которые относятся к вспомогательным. Основной и вспомогательные показатели коррелированы между собой, но трудно поддаются качественной оценке с высокой точностью.

В силу изложенного не представляется возможным описать физические модели, а их экспериментальные аналоги носят частный характер и имеют ограниченную область применения. По этой причине решено привлечь элементы искусственного интеллекта: нечеткую логику (НЛ) и нейронные сети (НС). Обе системы позволяют проанализировать большое количество переменных шлифования и охватить широкий диапазон технологических условий.

НЛ относится к перспективному направлению развития кибернетики, которое предназначено для формализации человеческих способностей к неточным или приближенным рассуждениям, позволяя более адекватно описывать ситуации с неопределенностью. Она основана на теории нечетких множеств и нечеткого вывода [3, 4]. Нечеткие множества A_l , т. е. классы с размытыми границами, представленные совокупностями упорядоченных пар, составленных из элементов y_l универсальных множеств $\{y_{lv}\}$ и соответствующих степеней принадлежности $\mu_A(y_l)$ [4]:

$$A_l = \{(y_l, \mu_A(y_l)) \mid y_l \in \{y_{lv}\}\}, \quad v = \overline{1, n}.$$

Система нечеткого вывода — процесс получения нечетких заключений на основе нечетких условий или предпосылок, представляющих собой информацию о текущем состоянии объекта.

Этот процесс соединяет в себе все основные концепции теории нечетких множеств: функции принадлежности, лингвистические переменные, методы нечеткой импликации и т. п. [5].

В кибернетике НС является филиалом искусственного интеллекта, которая используется в качестве новой вычислительной техники в разных областях науки (финансы, медицина, машиностроение и т. д.) для решения сложных задач, анализа данных, управления и кластеризации [6, 7], моделирования параметров производственного процесса, в частности шлифования, например, при выборе абразивных кругов. НС является мощным инструментом для моделирования, особенно когда отношение анализируемых данных неизвестно. НС позволяет проводить мониторинг шероховатости обработанной поверхности в процессе фрезерования [8], контроль износа инструментов на металлообрабатывающих станках [9] и исследование шероховатости поверхности в процессе гидроабразивной обработки [10]. Автор статьи [11] создал сетевую модель для выбора зернистости шлифовальных кругов с элементами использования НС, но конкретные результаты исследования в ней отсутствуют.

Цель работы — изучение взаимосвязи стандартизованных параметров макрогеометрии поверхности деталей из коррозионно-стойкой стали 13X15H5AM3 и поиск высокопористых кругов (ВПК), повышающих точность формы и прецизионность шлифованных деталей. Одновременно проведено сопоставление эффективности систем искусственного интеллекта.

Методика проведения исследования. Методика органически разделена на три последовательно выполняемых этапа: проведение натурального эксперимента, статистическую интерпретацию экспериментальных данных и моделирование в НЛ и НС.

Методика натурального эксперимента. Опыты проведены при следующих постоянных условиях: плоскошлифовальный станок модели 3E711B; ВПК из кубического нитрида бора

(КНБ) формы 1A1 размером $200 \times 20 \times 76 \times 5$ мм [12]; технологические параметры — скорость резания $v_k = 28$ м/с, продольная подача $s_{пр} = 6$ м/мин, поперечная подача $s_n = 4$ мм/двойной ход, глубина резания $t = 0,01$ мм, операционный припуск $z = 0,1$ мм; СОЖ — 5%-ная эмульсия Аквол-6 (ТУ 0258-024-0014842-98), подаваемая поливом на заготовку в количестве $7 \dots 10$ л/мин; число дублирующих опытов $n = 30$ ($\nu = 1; 30$). Шпиндельную бабку опускали на глубину t в момент времени, когда продольный стол с заготовкой выходил в крайнее левое положение относительно оператора. В этих условиях движение стола слева направо принято рабочим, выполняющим срезание металла с заготовки. При вращении круга по часовой стрелке (как реализовано на станке 3E711B) процесс резания протекает в условиях встречного шлифования. Тогда обратный ход стола соответствует шлифованию по подаче и выполняет функции выхаживания. Объект исследования — образцы из стали 13X15H5AM3 (ВНС-5) размером $B \times L \times H = 40 \times 40 \times 40$ мм, шлифуемые по плоскости $B \times L$, имеющие следующие механические свойства: $\sigma_b = 1\,390 \dots 1\,650$ МПа, $\sigma_{0,2} = 1\,150$ МПа, $\delta = 15\%$, $\psi = 55\%$, $E = 220$ ГПа [13]. Индекс $l = 1; 11$ отражает характеристики ВПК: 1 — СBN30 B76 100 OVК27-КФ40; 2 — СBN30 B107 100 OVК27-КФ40; 3 — СBN30 B107 100 OVКC10-КФ40; 4 — СBN30 B126 100 OVК27-КФ40; 5 — СBN30 B126 100 MVК27-КФ40; 6 — СBN30 B126 100 LVК27-КФ40; 7 — СBN30 B126 100 LVК27-КФ25; 8 — СBN30 B151 100 OVК27-КФ40; 9 — ЛKB50 B107 100 OVК27-КФ40; 10 — ЛKB50 B126 100 OVК27-КФ40; 11 — ЛKB50 B126 100 MVК27-КФ40 [12, 14]. Методика поиска показателей отклонений от плоскостности [2] — EFE_{max} , EFE_a , EFE_q — изложена в работе [15].

Методика статистической интерпретации экспериментальных данных. Особенность процесса шлифования заключается в том, что режущие способности (РС) ВПК невозможно представить детерминированной величиной, как при лезвийной обработке. Это обусловлено тем, что абразивные зерна имеют произвольную форму, хаотическое расположение в связке, разную высоту в радиальном направлении, различное количество активных зерен и режущих кромок при врезании ВПК в заготовку. Изложенное позволяет рассматривать наблюдения непрерывными случайными величинами (СВ), а их поведение оценивать на базе теоре-

тико-вероятностных подходов. В этом случае их целесообразно представить в виде независимых множеств

$$\{y_{lv}\}, \quad l = \overline{1; 11}, \quad \nu = \overline{1; 30}. \quad (1)$$

В общем случае статистические методы анализа (1) можно разделить на две группы: параметрическую и непараметрическую, в частности ранговую. На практике каждая из них имеет «свое поле» [16] для эффективного применения. В первом случае необходимо обеспечить выполнение двух ограничений, накладываемых на СВ: однородность дисперсий отклонений и нормальность распределений. Изложенные требования при шлифовании чаще всего нарушаются в той или иной мере, что может сопровождаться значимым смещением оценок, доверительных границ и коэффициентов доверия. В такой ситуации целесообразнее использовать непараметрический метод, который не связан с конкретным семейством распределений и его свойствами. Тогда для СВ одномерными распределениями частот служат [16–20]:

- меры положения (опорные значения) — медианы

$$\tilde{y}_l; \quad (2)$$

- меры рассеяния (прецизионность) — квартильные широты

$$КШ_l = (y_{0,75} - y_{0,25})_l, \quad (3)$$

где $y_{0,75}$, $y_{0,25}$ — верхние и нижние проценти-ли, охватывающие 50 % наблюдений (1).

Принятие нуль-гипотез H_0 на однородность дисперсий отклонений и нормальность распределений рассмотрено в работах [18–21]. Для снижения трудоемкости статистических расчетов использована программа Statistica 10.0.1011.0.

Методы статистики не позволяют провести анализ качества шлифованной поверхности, когда каждый из параметров точности формы представлен двумя одномерными распределениями частот (1), например в данном случае параметрами (2) и (3), что является их существенным недостатком. На практике всегда возникает вопрос, какой из них целесообразнее выбрать для повышения качества шлифованных деталей из стали ВНС-5. Чаще всего подобная ситуация разрешается в пользу опорных значений, которые ближе и понятнее для заводских работников. Обсуждаемая проблема усугубляется, когда оптимизацию процесса

шлифования проводят по нескольким переменным, например по трем (как в рассматриваемом случае). В данном исследовании решено апробировать методы НЛ и НС, позволяющие создать экспертную систему классификации ВПК по комплексу изучаемых параметров.

Методика моделирования в среде НЛ. Она подробно изложена в статьях [22, 23]. В данном исследовании представлены некоторые ее фрагменты, необходимые для понимания сути проделанной работы. Созданы атрибуты по (2), (3), проанализированные в среде MATLAB с использованием специального пакета расширения Fuzzy Logic Toolbox. Последний обладает простым и хорошо продуманным интерфейсом, позволяющим легко проектировать и диагностировать нечеткие модели [4, 24–27]. Состояние топографии поверхности деталей численно представили функцией желательности $d_i \in [0; 1]$, предложенной Харрингтоном [28, 29], и лингвистическими оценками. Увеличение d_i характеризует повышение РС ВПК. Лингвистические оценки представлены пятью классами: «очень плохо», «плохо», «удовлетворительно», «хорошо», «очень хорошо». Круги, включенные в один класс, приняты по РС равноценными, хотя при этом d_i могут несущественно различаться.

Методика реализации НС. Модель НС одновременно представлена в двух средах: MATLAB и Statistica 10.0.1011.0.

Подготовка решения в задаче НС всегда начинается с уточнения требований: сколько и какие входные данные нужно подавать на ее вход при обучении. В случае их недостатка сеть не сможет обучиться для решения задачи. Проблема усугубляется тем, что в большинстве плохо формализуемых областей человеческой деятельности эксперт часто не может точно знать, какие именно входные переменные следует рассматривать как самые важные. С учетом этого на вход сети обычно подается избыточный набор данных. Для сокращения времени обучения и повышения качества работы НС необходимо определить, какие данные необходимы для решения конкретной задачи, и дополнительно — значимость входных сигналов, что во многих случаях представляет самостоятельную ценность исследования [30].

Архитектура НС в средах MATLAB и Statistica 10.0.1011.0 определяет ее структуру, включающую в себя входные, выходные (нейроны) и множество скрытых слоев, в которых присут-

ствуют скрытые нейроны [10, 31]. НС подразделяют на разные типы: многослойный перцептрон (МП), радиальная базисная функция, самоорганизующаяся карта Кохонена и т. д. Для решения задачи в данной работе использована НС типа МП, легко интерпретируемая как модель вход–выход. Такая сеть может моделировать функцию практически любой степени сложности, причем число слоев и элементов в каждом слое определяют сложность функции. Количество входных и выходных элементов коррелировано с условиями задачи. На рис. 1 представлен МП, который состоит из множества слоев нейронных элементов. Входной слой нейронов выполняет распределительные функции, а выходной — обработку информации от предыдущих слоев и выдачу результата. Между ними расположены так называемые скрытые (промежуточные) слои.

Под моделью НС понимают систему из двух элементов: сумматора и нелинейного преобразователя (рис. 2) [32–34]. Сумматор выполняет сложение сигналов, поступающих по синаптическим связям от других нейронов и внешних входных сигналов. Нелинейный преобразователь является элементом искусственного нейрона, преобразующим выходы сумматора в выходной сигнал нейрона по некоторому нелинейному закону (функции активации). Нейрон

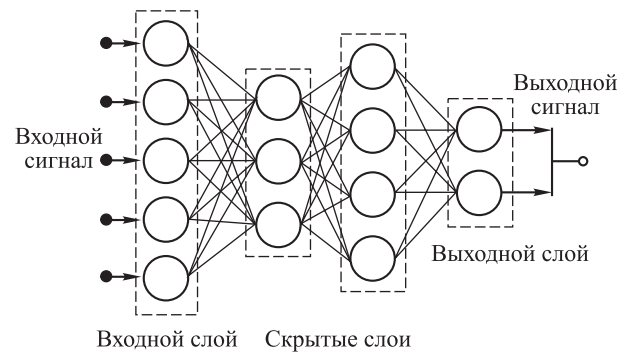


Рис. 1. Многослойная НС

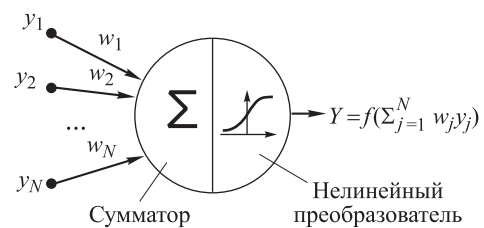


Рис. 2. Схематическое изображение искусственного нейрона:

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

Таблица 1

Функции активации нейронов

Наименование	Формула	Область значений
Линейная	$y = f(y) = y_i$	$(-\infty, \infty)$
Сигмоидная	$Y = f(y) = \frac{1}{1 + e^{-y_i}}$ (4)	$(0, 1)$
Гиперболический тангенс	$Y = f(y) = \frac{e^{y_i} - e^{-y_i}}{e^{y_i} + e^{-y_i}}$	$(-1, 1)$
Софтмакс	$Y = f(y) = \frac{e^{y_i}}{\sum_{i=1}^N e^{y_i}}$ (5)	$(0, 1)$

Примечание. y_i — входные переменные, $i = \overline{1; N}$; Y — выходная переменная.

в целом реализует скалярную функцию векторного аргумента. В общем случае входной сигнал и весовые коэффициенты могут принимать действительные значения. Выход определяется видом функции активации и может быть как действительным, так и целым. Синаптические связи с положительными весами называют возбуждающими, а с отрицательными — тормозящими. Таким образом, нейрон полностью описывается своим весом и функцией активации f .

Функции активации вычисляют выходной сигнал искусственного нейрона и могут быть различного вида [34], наиболее широко используемые из них приведены в табл. 1.

При работе с НС в среде Statistica 10.0.1011.0 с применением модуля Statistical neural network использованы две функции (4) и (5), а в программе MATLAB — только одна (4).

Алгоритм обучения НС (рис. 3) включает в себя следующие этапы:

- в НС из набора внешней среды поступают стимулы;
- в результате этих воздействий происходит изменение свободных параметров НС;
- после изменения внутренней структуры НС отвечает на последующие возбуждения иначе.

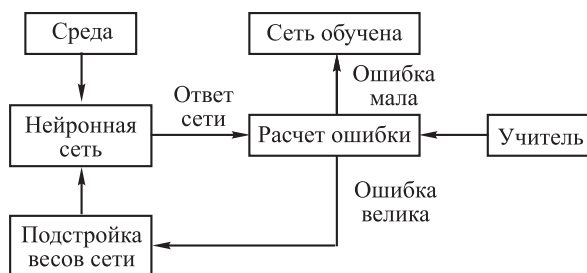


Рис. 3. Алгоритм обучения НС

В данной работе использовано обучение с учителем, когда сети известно требуемое значение выходного сигнала при воздействии на НС заданного входного сигнала. В процессе обучения МП применен алгоритм обратного распространения ошибки, который определяет два потока в НС: прямой от входного слоя к выходному и обратный от выходного слоя к входному. На входе НС рассчитывается выходное значение, которое сравнивается с соответствующей ранее заданной целевой величиной. Вычисляется сигнал ошибки, определяемый разностью между желаемым сигналом и текущим откликом НС. После этого происходит корректировка синаптических весов в соответствии с выбранным алгоритмом, стремящимся минимизировать ошибку до уровня, когда она по всему обучаемому множеству не достигнет приемлемого низкого уровня.

В результате моделирования НС можно получить различные результаты. Наилучшим среди них, используемым в дальнейшем, является 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 [35].

Результаты исследования и их обсуждение.

Выбор статистического метода интерпретации множеств (1). В рамках параметрического метода принятия нуль-гипотез H_0 относительно однородности дисперсий отклонений является наиболее строгим требованием к СВ. Учитывая вероятностный характер статистических решений, нельзя исключить риска вто-

Таблица 2

Результаты проверки множеств (1) на гомоскедастичность

Параметр	Расчетный уровень значимости α_m при $m = \overline{1;3}$			Принятие H_0
	1	2	3	
EFE_{max}	0,000000	0,000000	0,000003	+
EFE_a	0,000000	0,000000	0,000000	+
EFE_q	0,000000	0,000000	0,000000	+

Таблица 3

Результаты проверки множеств (1) на нормальность распределений

Параметр	Расчетный уровень значимости α_l при переменных $l = \overline{1;11}$										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
EFE_{maxl}	0,002	0,006	0,003	0,000	0,046	0,046	0,053	0,471	0,077	0,249	<u>0,905</u>
EFE_{al}	0,000	0,018	0,004	0,001	0,227	0,190	0,043	0,158	0,005	0,419	0,100
EFE_{ql}	0,000	0,004	0,001	0,001	0,279	0,093	0,083	0,212	0,007	<u>0,526</u>	0,329

рого рода о принятии неверной гипотезы. В силу изложенного тестирование (1) выполнено по критериям $m = \overline{1;3}$: 1 — Хартли, Кохрена, Бартлетта (в программе представлены одной совокупностью); 2 — Левене; 3 — Брауна-Форсайта. Считаем, что распределения (1) характеризуются гомогенными дисперсиями, если количество решений f_0 в пользу H_0 удовлетворяет условию $f_0 \in [2;3]$. В табл. 2 приведены результаты проверки (1) на гомоскедастичность распределений множеств $l = \overline{1;11}$ по всем исследуемым параметрам макрогеометрии поверхности.

Как видно из табл. 2, уровень значимости α_m практически во всех случаях равен нулю, что свидетельствует о том, что вероятности событий (однородности дисперсий отклонений) равны единице и H_0 приняты при $f_0 = 3$.

Проверка множеств (1) на нормальность распределений проведена по критерию Шапиро-Уилка (табл. 3), по которому H_0 принимаются для переменных шлифования $l = \overline{1;11}$ в случае выполнения неравенств: $\alpha_l > 0,5$.

Как видно из табл. 3, нормальные распределения подтверждены в двух случаях шлифования (подчеркнутые значения) из 33 анализируемых. Для повышения надежности статистических решений дополнительно приняли во внимание результаты проверки множеств (1) на нормальность распределений. В таких условиях правомерным оказалось привлечение рангового метода статистики с его одномерными распределениями частот (2), (3). При моделировании в задачах НЛ и НС экспериментальные данные после их статистической интерпрета-

ции принято рассматривать входными переменными: $\tilde{y}_l, KШ_l, l = \overline{1;11}$ (табл. 4).

Как видно из табл. 4, правильный выбор ВПК при шлифовании позволяет снизить медианы отклонений от плоскостности по рассматриваемым показателям: EFE_{maxl} в 2 раза (или от $TFE8$ до $TFE7$), EFE_{al} в 1,98 раза (от $TFE6$ до $TFE5$), EFE_{ql} в 1,9 раза (от $TFE7$ до $TFE5$), где TFE — качество точности [20]. Таким образом, при сохранении производительности шлифования возникает возможность повысить точность формы деталей по мерам положения в 1,2–2 раза или на 1–2 TFE . Это еще в большей мере относится к прецизионности процесса шлифования: $KШ_l$ можно снизить в 3,7–5,4 раза. К сожалению, только для круга $l = 11$ минимальные EFE_{maxl1} и $KШ_{l1}$ совпали. Для вспомогательных показателей точности сказанное полностью относится только к медианам, $KШ (EFE_a)_{min}$ отмечена для ВПК $l = 6$, а $KШ (EFE_q)_{min}$ — для $l = 7$. Полученные результаты статистической интерпретации множеств (1) по одномерным распределениям частот (2), (3) не позволяют выбрать ВПК с лучшими РС. В связи с этим данные табл. 4 использовали для моделирования РС ВПК в средах НЛ и НС, в которых они рассмотрены как входные переменные.

Результаты моделирования РС кругов с использованием НЛ. Методика построения моделей НЛ, изложенная в работах [22, 23], позволила получить результаты, представленные в табл. 5, где лингвистические оценки РС ВПК представлены пятью классами: ОП — «очень плохо», П — «плохо», Уд — «удовлетворительно», Х — «хорошо», ОХ — «очень хорошо».

Таблица 4

**Входные переменные для исследования влияния характеристики ВПК
на макрогеометрию шлифованных деталей**

ВПК $l = \overline{1;11}$	Параметры качества поверхности деталей					
	EFE_{maxl} , мкм		EFE_{al} , мкм		EFE_{ql} , мкм	
	\tilde{y}_l	КШ _l	\tilde{y}_l	КШ _l	\tilde{y}_l	КШ _l
1	21,000	6,000	10,084	3,833	12,244	4,346
2	19,500	9,000	9,583	5,417	11,019	6,258
3	21,000	6,000	9,084	4,917	10,964	4,605
4	17,500	7,000	9,000	6,250	10,126	6,593
5	15,000	3,000	7,500	2,500	8,625	2,965
6	15,000	4,000	7,167	1,500	8,507	2,077
7	12,000	3,000	5,584	1,750	6,813	2,054
8	21,500	11,000	11,542	7,166	13,477	8,006
9	22,000	10,000	10,125	8,167	11,948	9,462
10	16,000	5,000	7,792	3,833	9,156	4,247
11	11,000	3,000	5,834	2,333	6,454	2,615

Примечание. ВПК l — то же, что в методике натурального эксперимента.

Таблица 5

**Дифференциальные и интегральные оценки влияния характеристик ВПК
на точность формы деталей при моделировании в среде НЛ**

ВПК $l = \overline{1;11}$	Оценка							
	дифференциальная						интегральная	
	EFE_{maxl}		EFE_{al}		EFE_{ql}		d_l	ЛО
d_l	ЛО	d_l	ЛО	d_l	ЛО			
1	0,210454	П	0,463364	Уд	0,338657	П	0,271959	П
2	0,366155	П	0,487428	Уд	0,467226	Уд	0,448228	Уд
3	0,210454	П	0,499997	Уд	0,495496	Уд	0,350802	П
4	0,496983	Уд	0,433967	Уд	0,492371	Уд	0,486044	Уд
5	0,83733	ОХ	0,75432	Х	0,788232	Х	0,768915	Х
6	0,794233	Х	0,788036	Х	0,833749	ОХ	0,791812	Х
7	0,84067	ОХ	0,841557	ОХ	0,839693	ОХ	0,851233	ОХ
8	0,158443	ОП	0,168883	ОП	0,171786	ОП	0,15041	ОП
9	0,161589	ОП	0,174184	ОП	0,173444	ОП	0,155244	ОП
10	0,617687	Уд	0,523054	Уд	0,557724	Уд	0,514473	Уд
11	0,841557	ОХ	0,838455	ОХ	0,840048	ОХ	0,850189	ОХ

Примечание. ВПК l — то же, что в методике натурального эксперимента; d_l — функция желательности; ЛО — лингвистическая оценка.

Нечеткое моделирование в условиях дифференциальных оценок РС ВПК выявило два наиболее эффективных ВПК: CBN30 B126 100 LVK27-КФ25 ($d_7 = 0,839693-0,841557$) и LKB50 B126 100 MVK27-КФ40 ($d_{11} = 0,838455-0,841557$) по всем показателем точности. РС этих инструментов получили интегральные оценки «ОХ». Оценки «ОХ» также получили ВПК CBN30 B126 100 MVK27-КФ40 ($l = 5$) для EFE_{maxl} и CBN30 B126 100 LVK27-КФ40 ($l = 6$) для EFE_{ql} . ВПК $l = 8; 9$ с оценкой «ОП» и $l = \overline{1;4}$ с оценками «П» и

«Уд» не следует использовать при шлифовании деталей из стали ВНС-5.

При решении некоторых технологических проблем отдельные показатели точности могут иметь самостоятельное применение и их дифференциальные оценки РС кругов имеют практическую ценность.

Выбор ВПК с использованием НС. Их модели содержат шесть входных переменных и одну выходную. Каждая переменная входа разбита на три класса, соответствующих лингвистиче-

Таблица 9

Результаты моделирования в НС

ВПК ($l = \overline{1;11}$)	Оценка		
	лингвистическая		числовая
	Statistica 10.0.1011.0	MATLAB	MATLAB
CBN30 B76 100 OVK27-КФ40 (1)	Уд	Уд	3,00
CBN30 B107 100 OVK27-КФ40 (2)	П	П	2,00
CBN30 B107 100 OVKC10-КФ40 (3)	Уд	Уд	3,00
CBN30 B126 100 OVK27-КФ40 (4)	Уд	Уд	3,00
CBN30 B126 100 MVK27-КФ40 (5)	Х	Х	4,00
CBN30 B126 100 LVK27-КФ40 (6)	Х	Х	4,00
CBN30 B126 100 LVK27-КФ25 (7)	ОХ	ОХ	5,00
CBN30 B151 100 OVK27-КФ40 (8)	П	П	1,00
ЛКВ50 B107 100 OVK27-КФ40 (9)	П	П	1,07
ЛКВ50 B126 100 OVK27-КФ40 (10)	Уд	Уд	3,08
ЛКВ50 B126 100 MVK27-КФ40 (11)	ОХ	ОХ	5,00

Таблица 10

Анализ чувствительности входных параметров к принятию решения

Чувствительность НС	Параметр					
	EFE_{max}	КШ ($EFE_{max l}$)	EFE_a	КШ (EFE_a)	EFE_q	КШ (EFE_q)
Отношение	2,97	2,90	2,87	2,85	2,82	2,81
Ранг	1	2	3	4	5	6

В программе Statistica 10.0.1011.0 имеется возможность предсказания чувствительности сети к входным переменным, являющимися независимыми. Анализ чувствительности — определение степени влияния отдельных входов НС на принятие решения. Чем чувствительнее сеть к данному входу, тем больше это отношение, которое может вызвать наибольшее ухудшение качества поверхности детали. Как показано в табл. 10, чувствительность входных параметров к принятию решения характеризуется отношением, которое варьируется в узком интервале [2,81; 2,97]. Сказанное характеризует высокое влияние каждого из входных параметров на макрогеометрию поверхности. Дополнительно программа проставила ранги для каждого параметра от 1 до 6, возрастание которых характеризует снижение влияния входного параметра на макрогеометрию поверхности.

Представленные результаты свидетельствуют о том, что на качество поверхности наибольшее влияние оказывают медианы и КШ для показателя EFE_{max} , а наименьшее — для EFE_q . Чувствительность сети к каждой входной величине является преимуществом НС в программе Statistica перед НЛ и НС в программе

MATLAB, в которой анализируемые атрибуты включены совместно с параметрами (2) и (3).

Выводы

1. Для реализации искусственного интеллекта в условиях нарушений гомоскедастичности и нормальности распределений экспериментальных данных оправданным оказалось привлечение непараметрических оценок мер положения и рассеяния, к которым относятся медианы \tilde{y} и квартильные широты.

2. В данной работе модель нечеткой системы построена только в среде MATLAB с помощью пакета Fuzzy Logic Toolbox, а модель НС — и в среде MATLAB, и в специальной программе Statistica версии 10.0.1011.0. В обоих случаях полученные результаты моделирования в НС совпали.

3. В связи с отсутствием процесса обучения при моделировании с использованием НЛ выходные параметры процесса оказались менее надежными по сравнению с НС только для ВПК $l = \overline{1;3}$, режущие способности которых были самыми низкими.

4. Наилучшие РС ВПК по отклонениям от плоскостности при шлифовании деталей из ста-

ли 13X15H5AM3 предсказаны для инструментов CBN30 B126 100 LVK27-КФ25 и ЛКВ50 B126 100 MVK27-КФ40 с оценкой «очень хорошо», а также для кругов CBN30 B126 100 LVK27-КФ40 и CBN30 B126 100 MVK27-КФ40 с оценкой «хо-

рошо». Эти ВПК рекомендованы в первую очередь для шлифования плоских деталей из коррозионно-стойкой стали 13X15H5AM3, используемой в летательных аппаратах.

Литература

- [1] Суслов А.Г., Безъязычный В.Ф., Панфилов Ю.В. *Инженерия поверхности деталей*. Москва, Машиностроение, 2008. 320 с.
- [2] ГОСТ 24642–81. *Допуски формы и расположения поверхностей. Основные понятия и обозначения*. Москва, Изд-во стандартов, 1984. 68 с.
- [3] Орлов А.И. Теория нечетких множеств — часть теории вероятностей. *Научный журнал КубГАУ*, 2013, № 8 (92), с. 51–60.
- [4] Леоненков А.В. *Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH*. Санкт-Петербург, БХВ-Петербург, 2005. 736 с.
- [5] *Системы нечеткого вывода*. URL: <http://nrsu.bstu.ru/chap27.html> (дата обращения 15 марта 2016).
- [6] Хайкин С.Б. *Нейронные сети: полный курс*. Москва, Издательский дом Вильямс, 2006. 1104 с.
- [7] Терехов С.А. *Лекции по теории и приложениям искусственных нейронных сетей*. URL: <http://www.gotai.net/documents/doc-nn-007.aspx> (дата обращения 11 марта 2016).
- [8] 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, no. 22, pp. 607–617.
- [9] 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, pp. 487–546.
- [10] 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, no. 202, pp. 574–582.
- [11] Назарьева В.А. Сетевая модель выбора зернистости шлифовальных кругов с элементами использования систем искусственного интеллекта. *СТИН*, 2016, № 2, с. 37–40.
- [12] ГОСТ Р 53923–2010. *Круги алмазные и из кубического нитрида бора (эльбора) или фрезерные. Технические условия*. Введен 2010–11–12. Москва, Стандартинформ, 2011. 27 с.
- [13] Промптова А.И., ред. *Фрезы и фрезерование*. Иркутск, Изд-во ИргТУ, 2009. 172 с.
- [14] ГОСТ Р 53922–2010. *Порошки алмазные и из кубического нитрида бора (эльбора). Зернистость и зерновой состав или фрезерных порошков. Контроль зернового состава*. Введен 2010–11–12. Москва, Стандартинформ, 2010. 27 с.
- [15] Soler Ya.I., Nguyen V.L. Selection of Synthesis Corundum Grain in Grinding Flat Parts from Hardened Steel 30ChGSA by the Macrogeometry Criterion. *Applied Mechanics and Materials*, 2015, vol. 788, pp. 95–101.
- [16] Hollander M., Wolfe D.A. *Nonparametric statistical methods*. Wiley-Interscience, 1999. 787 p.
- [17] Закс Л. *Статистическое оценивание*. Москва, Статистика, 1976. 598 с.
- [18] Уиллер Д., Чамберс Д. *Статистическое управление процессами*. Москва, Альпина Бизнес Букс, 2009. 469 с.
- [19] ГОСТ Р ИСО 5725-1–2002. *Точность (правильность и прецизионность) методов и результатов измерения. Ч. 1. Основные понятия и определения*. Введен 2002–11–01. Москва, Изд-во стандартов, 2002. 24 с.
- [20] ГОСТ 24643–81. *Основные нормы взаимозаменяемости. Допуски формы и расположения поверхностей. Числовые значения*. Введен 1981–07–01. Москва, Изд-во стандартов, 1984. 14 с.
- [21] Soler Ya.I., Kazimirov D.Yu. Selecting abrasive wheels for the plane grinding of airplane parts of the basis surface roughness. *Russian engineering research*, 2010, vol. 30, no. 3, pp. 251–261.

- [22] Солер Я.И., Нгуен М.Т. Поиск оптимальной характеристики нитридных кругов при плоском шлифовании деталей из стали 06Х14Н6Д2МВТ-Ш по микрорельефу поверхности в условиях моделирования нечеткой логики. *Вестник МГТУ им. Н. Э. Баумана. Сер. Машиностроение*, 2015, № 6, с. 96–111.
- [23] Солер Я.И., Нгуен М.Т. Оптимизация микрорельефа поверхности плоских деталей из коррозионно-стойкой стали 13Х15Н5АМЗ при шлифовании нитридными кругами высокой пористости. *Фундаментальные и прикладные проблемы техники и технологии*, 2015, № 6(314), с. 65–72.
- [24] Ali Y.M., Zhang L.C. Surface roughness prediction of ground components using a fuzzy logic approach. *Journal of Materials Processing Technology*, 1999, pp. 561–568.
- [25] Ali Y.M., Zhang L.C. A fuzzy model for predicting burns in surface grinding of steel. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 2004, vol. 44, 563 p.
- [26] Вятчинин Д.А. *Нечеткие методы автоматической классификации*. Минск, УП Технопринт, 2004. 219 с.
- [27] Кофман А. *Введение в теорию нечетких множеств*. Москва, Радио и связь, 1982. 432 с.
- [28] Harrington E.C. The desirability function. *Industrial Quality Control*, 1965, vol. 21, pp. 494–498.
- [29] Мандров Б.И., Бакланов С.Д., Бакланов Д.Д., Влеско А.С., Путивский А.Н., Сухинина С.Д. Применение функции желательности Харрингтона при экструзионной сварке листов из полиэтилена марки ПЭНД. *Ползуновский альманах*, 2012, № 1, с. 62–64.
- [30] Комарцова Л.Г., Максимов А.В. *Нейрокомпьютеры*. Москва, Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2004. 400 с.
- [31] Васенков Д.В. Методы обучения искусственных нейронных сетей. *Компьютерные инструменты в образовании*, 2007, № 1, с. 20–29.
- [32] 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.
- [33] Рудой Г.И. Выбор функции активации при прогнозировании нейронными сетями. *Машинное обучение и анализ данных*, 2011, № 1, с. 16–39.
- [34] Круглов В.В., Борисов В.В. *Искусственные нейронные сети. Теория и практика*. Москва, Горячая линия-Телеком, 2001. 382 с.
- [35] Шарстнев В.Л., Вардомацкая Е.Ю. Анализ возможностей нейронных сетей для прогнозирования задач легкой промышленности. *Управление экономическими системами: электронный научный журнал*, 2007, № 9, с. 3–7. URL: <http://uecs.mcnp.ru/modules.php?name=News&file=article&sid=67> (дата обращения 10 мая 2016).

References

- [1] Suslov A.G., Bez"iazychnyi V.F., Panfilov Iu.V. *Inzheneriia poverkhnosti detalei* [Engineering details surface]. Moscow, Mashinostroenie publ., 2008. 320 p.
- [2] GOST 24642–81. *Dopuski formy i raspolozheniia poverkhnostei. Osnovnye poniatii i oboznacheniiia* [State Standard 24642–81. Basic norms of interchangeability. Tolerances of form and position. Terms and definitions]. Moscow, Standartinform publ., 1984. 68 p.
- [3] Orlov A.I. Teoriia nechetkikh mnozhestv — chast' teorii veroiatnostei [Fuzzy sets theory as the part of probability theory]. *Nauchnyi zhurnal KubGAU* [Scientific Journal of KubSAU]. 2013, no. 8(92), pp. 51–60.
- [4] Leonenkov A.V. *Nechetkoe modelirovanie v srede MATLAB i fuzzyTECH* [Fuzzy modeling in MATLAB environment and fuzzyTECH]. Sankt-Peterburg, BKhV Peterburg publ., 2005. 736 p.
- [5] *Sistemy nechetkogo vyvoda* [Fuzzy inference system]. Available at: <http://nrsu.bstu.ru/chap27.html> (accessed 15 March 2016).
- [6] Khaikin S.B. *Neironnye seti: polnyi kurs* [Neural networks: a complete course]. Moscow, Vil'iams publ., 2006. 1104 p.
- [7] Terekhov S.A. *Lektsii po teorii i prilozheniiam iskusstvennykh neironnykh setei* [Lectures on the theory and applications of artificial neural networks]. Available at: <http://www.gotai.net/documents/doc-nn-007.aspx> (accessed 11 March 2016).
- [8] 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, no. 22, pp. 607–617.

- [9] 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, pp. 487–546.
- [10] 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, no. 202, pp. 574–582.
- [11] Nazar'eva V.A. Setevaia model' vybora zernistosti shlifoval'nykh krugov s elementami ispol'zovaniia sistem iskusstvennogo intellekta [Network model of choice grain grinding wheels with the elements of the use of artificial intelligence systems]. *STIN* [Russian Engineering Research]. 2016, no. 2, pp. 37–40.
- [12] GOST R 53923–2010. *Krugi almaznye i iz kubicheskogo nitrida bora (el'bora) shlifoval'nye. Tekhnicheskie usloviia* [ISO 22917:2004 Superabrasives – Limit deviations and run-out tolerances for grinding wheels with diamond or cubic boron nitride (MOD)]. Moscow, Standartinform publ., 2011. 27 p.
- [13] *Frezy i frezerovanie* [Mills and milling]. Ed. Promptova A.I. Irkutsk, IrSTU publ., 2009. 172 p.
- [14] GOST R 53922–2010. *Poroshki almaznye i iz kubicheskogo nitrida bora (el'bora). Zernistost' i zernovoi sostav shlifporoshkov. Kontrol' zernovogo sostava* [ISO 6106:2005 Abrasive products — checking the grit size of superabrasives (MOD)]. Moscow, Standartinform publ., 2010. 27 p.
- [15] Soler Ya.I., Nguyen V.L. Selection of Synthesis Corundum Grain in Grinding Flat Parts from Hardened Steel 30ChGSA by the Macrogeometry Criterion, *Applied Mechanics and Materials*, 2015, vol. 788, pp. 95–101.
- [16] Hollander M., Wolfe D.A. *Nonparametric statistical methods*. Wiley-Interscience, 1999. 787 p.
- [17] Zaks L. *Statisticheskoe otsenivanie* [Statistical estimation]. Moscow, Statistika publ., 1976. 598 p.
- [18] Uiller D., Chambers D. *Statisticheskoe upravlenie protsessami* [Statistical Process Control]. Moscow, Al'pina Biznes Buks, 2009. 469 p.
- [19] GOST R ISO 5725-1–2002. *Tochnost' (pravil'nost' i pretsizionnost') metodov i rezul'tatov izmereniia. Ch. 1. Osnovnye poniatii i opredeleniia* [State Standard R ISO 5725-1–2002. Accuracy (trueness and precision) of measurement methods and results. Part 1. General principles and definitions]. Moscow, Standartinform publ., 2002. 24 p.
- [20] GOST 24643–81. *Dopuski formy i raspolozheniia poverkhnosti. Chislavye znacheniiia* [State Standard 24643–81. Basic norms of interchangeability. Tolerances of form and position. Numerical values]. Moscow, Standartinform publ., 1984. 14 p.
- [21] Soler Ya.I., Kazimirov D.Yu. Selecting abrasive wheels for the plane grinding of airplane parts of the basis surface roughness. *Russian engineering research*, 2010, vol. 30, no. 3, pp. 251–261.
- [22] Soler Ia.I., Nguen M.T. Poisk optimal'noi kharakteristiki nitridborovykh krugov pri ploskom shlifovanii detalei iz stali 06Kh14N6D2MVT-Sh po mikrorel'efu poverkhnosti v usloviakh modelirovaniia nechetkoi logiki [Search for optimal grain size of nitride-boron wheels during flat grinding of parts made of 06H14N6D2MVT-SH steel on surface microrelief under conditions of fuzzy logic simulation]. *Vestnik MGTU im. N. E. Bauman. Ser. Mashinostroenie* [Herald of the Bauman Moscow State Technical University. Ser. Mechanical Engineering]. 2015, no. 6, pp. 96–111.
- [23] Soler Ia.I., Nguen M.T. Optimizatsiia mikrorel'efa poverkhnosti ploskikh detalei iz korroziionno-stoikoi stali 13Kh15N5AM3 pri shlifovanii nitridborovymi krugami vysokoi poristosti [Optimization of surface microrelief flat parts made of corrosion-resistant steel 13H15N5AM3 grinding with community nitridborymi high porosity]. *Fundamental'nye i prikladnye problemy tekhniki i tekhnologii* [Fundamental and Applied Problems of Technics and technology]. 2015, no. 6(314), pp. 65–72.
- [24] Ali Y.M., Zhang L.C. Surface roughness prediction of ground components using a fuzzy logic approach. *Journal of Materials Processing Technology*, 1999, vol. 89–90, pp. 561–568.
- [25] Ali Y.M., Zhang L.C. A fuzzy model for predicting burns in surface grinding of steel. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 2004, vol. 44(5), pp. 563–571.

- [26] Viatchenin D.A. *Nechetkie metody avtomaticheskoi klassifikatsii* [Fuzzy methods of automatic classification]. Minsk, UP Tekhnoprint publ., 2004. 219 p.
- [27] Kofman A. *Vvedenie v teoriyu nechetkikh mnozhestv* [Introduction to the theory of fuzzy sets]. Moscow, Radio i svyaz' publ., 1982. 432 p.
- [28] Harrington E.C. The desirability function. *Industrial Quality Control*, 1965, vol. 21, pp. 494–498.
- [29] Mandrov B.I., Baklanov S.D., Baklanov D.D., Vlesko A.S., Putivskii A.N., Sukhinina S.D. Primenenie funktsii zhelatel'nosti Kharringtona pri ekstruzionnoi svarke listov iz polietilena marki PEND [Application features desirability Harrington with extrusion welding sheets of polyethylene HDPE grade]. *Polzunovskii al'manakh* [Polzunovsky almanac]. 2012, no. 1, pp. 62–64.
- [30] Komartsova L.G., Maksimov A.V. *Neirokomp'iutery* [Neurocomputers]. Moscow, Bauman Press, 2004. 400 p.
- [31] Vasenkov D.V. Metody obucheniia iskusstvennykh neironnykh setei [Methods for training of artificial neural networks]. *Komp'iuternye instrumenty v obrazovanii* [Computer Tools in Education]. 2007, no. 1, pp. 20–29.
- [32] 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.
- [33] Rudoi G.I. Vybor funktsii aktivatsii pri prognozirovanii neironnymi setiami [Selecting the activation function in predicting neural networks]. *Mashinnoe obuchenie i analiz dannykh* [Journal of Machine Learning and Data Analysis]. 2011, no. 1, pp. 16–39.
- [34] Kruglov V.V., Borisov V.V. *Iskusstvennye neironnye seti. Teoriia i praktika* [Artificial neural networks. Theory and practice]. Moscow, Goriachaia liniia-Telekom publ., 2001. 382 p.
- [35] Sharstnev V.L., Vardomatskaia E.Iu. Analiz vozmozhnostei neironnykh setei dlia prognozirovaniia zadach legkoi promyshlennosti [Analysis of neural network forecasting capabilities for light industrial tasks]. *Upravlenie ekonomicheskimi sistemami: elektronnyi nauchnyi zhurnal* [Economic systems management]. 2007, no. 9, pp. 3–7. Available at: <http://uecs.mcniip.ru/modules.php?name=News&file=article&sid=67> (accessed 10 May 2016).

Статья поступила в редакцию 31.08.2016

Информация об авторах

СОЛЕР Яков Иосифович (Иркутск) — кандидат технических наук, доцент кафедры «Технология и оборудование машиностроительных производств». Иркутский национальный исследовательский технический университет (664074, Иркутск, Российская Федерация, ул. Лермонтова, д. 83, e-mail: solera@istu.irk.ru).

НГУЕН Мань Тием (Иркутск) — аспирант кафедры «Технология и оборудование машиностроительных производств». Иркутский национальный исследовательский технический университет (664074, Иркутск, Российская Федерация, ул. Лермонтова, д. 83, e-mail: nguyenmanhtiemhn@gmail.com).

МАЙ Динь Ши (Иркутск) — аспирант кафедры «Технология и оборудование машиностроительных производств». Иркутский национальный исследовательский технический университет (664074, Иркутск, Российская Федерация, ул. Лермонтова, д. 83, e-mail: mdsmm07@gmail.com).

Information about the authors

SOLER Yakov Iosifovich (Irkutsk) — Candidate of Science (Eng.), Associate Professor, Department of Technology and Equipment for Mechanical Manufacturing. Irkutsk National Research Technical University (664074, Irkutsk, Russian Federation, Lermontov St., Bldg. 83, e-mail: solera@istu.irk.ru).

NGUYEN Manh Tiem (Irkutsk) — Postgraduate, Department of Technology and Equipment for Mechanical Manufacturing. Irkutsk National Research Technical University (664074, Irkutsk, Russian Federation, Lermontov St., Bldg. 83, e-mail: nguyenmanhtiemhn@gmail.com).

MAI Dinh Si (Irkutsk) — Postgraduate, Department of Technology and Equipment for Mechanical Manufacturing. Irkutsk National Research Technical University (664074, Irkutsk, Russian Federation, Lermontov St., Bldg. 83, e-mail: mdsmm07@gmail.com).