

УДК 621.91.01:519.248

DOI: [10.26102/2310-6018/2020.28.1.019](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2020.28.1.019)

Построение стойкостной модели сверления с использованием концепции нечетких систем

А.А. Попов, В.С. Карманов

*Новосибирский государственный технический университет,
Новосибирск, Россия*

Резюме: Рассматриваются вопросы построения математических моделей процессов резания металла в задаче оптимизации режимов обработки. Формулируется известная задача построения модели стойкости сверла в зависимости от скорости подачи на оборот и частоты вращения. Построение стойкостной модели позволяет в дальнейшем использовать ее для определения оптимальных режимов резания. Для построения моделей использованы данные специально проведенного стойкостного эксперимента объемом в 50 наблюдений, включая повторные. Предлагается к использованию новый класс моделей стойкости, относящихся к классу нечетких регрессионных моделей. Для их построения область определения каждого входного фактора разбивается на две пересекающиеся подобласти, получивших название нечетких партиций. На нечетких партициях задается функция принадлежности, относящаяся к классу трапециевидных. Нечеткие регрессионные модели позволяют описывать локальные особенности поведения отклика, оставаясь в классе линейных или квадратичных моделей. Построенные по экспериментальным данным стойкостные нечеткие модели сверления сравниваются с ранее предложенной логарифмической квадратичной моделью. Логарифмирование отклика проводилось с целью уменьшения диапазона разброса его значений. Приводятся соответствующие иллюстрации. Отмечается, что предложенные модели проходят тест на адекватность.

Ключевые слова: модель стойкости, сверление, нечеткие регрессионные модели, функции принадлежности, нечеткие партиции, критерии качества моделей, адекватность модели

Для цитирования: Попов А.А., Карманов В.С. Построение стойкостной модели сверления с использованием концепции нечетких систем. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2020;8(1). Доступно по: https://moit.vivt.ru/wp-content/uploads/2020/02/PopovKarmanov_1_20_1.pdf DOI: 10.26102/2310-6018/2020.28.1.019

Building a drilling model using the concept of fuzzy systems

A.A. Popov, V.S. Karmanov

*Novosibirsk State Technical University
Novosibirsk, Russia*

Abstract: The problems of constructing mathematical models of metal cutting processes in the optimization of processing modes are considered. The well-known task of constructing a model of drill resistance is formulated depending on the feed rate per revolution and rotational speed. The construction of a persistent model allows its further use to determine the optimal cutting conditions. To build the models, we used the data of a specially conducted persistence experiment with a volume of 50 observations, including repeated ones. A new class of resistance models related to the class of fuzzy regression models is proposed. To build them, the domain of definition of each input factor is divided into two intersecting subdomains, called fuzzy partitions. On fuzzy partitions, a membership function belonging to the trapezoidal class is set. Fuzzy regression models allow us to describe local features of response behavior, while remaining in the class of linear or quadratic models. The persistent fuzzy drilling models constructed from experimental data are compared with the previously proposed

logarithmic quadratic model. Logarithmic response was carried out in order to reduce the range of variation of its values. Relevant illustrations are provided. It is noted that the proposed models are tested for adequacy.

Keywords: resistance model, drilling, fuzzy regression models, membership functions, fuzzy partitions, model quality criteria, model adequacy

For citation: Popov A.A., Karmanov V.S. Building a drilling model using the concept of fuzzy systems. *Modeling, optimization and information technology*. 2020;8(1). Available by: https://moit.vivt.ru/wp-content/uploads/2020/02/PopovKarmanov_1_20_1.pdf DOI: 10.26102/2310-6018/2020.28.1.019

Введение

Одна из решаемых задач в теории обработки металла резанием – это определение оптимальных режимов используемых процессов. Для нахождения оптимальных режимов необходимо использовать модели, описывающие стойкость инструмента. Существенную роль в выработке рекомендаций по определению оптимальных режимов обработки играет точность используемой модели стойкости. В статье рассмотрен алгоритм построения базовой модели стойкости режущего инструмента с использованием аппарата нечеткого регрессионного анализа на примере операции сверления.

Материалы и методы

Стойкость сверла будем характеризовать через суммарную длину отверстий [1-4], просверленных инструментом до его затупления (L , мм). Будем рассматривать зависимость стойкости данного инструмента при его эксплуатации от двух факторов – скорости подачи на оборот S , мм/об и частоты вращения n , об/мин. Указанные величины связаны между собой следующими соотношениями:

$$L = S_M T, S_M = S n, V = \frac{\pi d n}{1000}, \quad (1)$$

где d – диаметр обрабатываемого отверстия, мм,
 T – суммарное время работы инструмента до его затупления, мин,
 S_M – минутная подача, мм/мин,
 V – скорость резания, м/мин.

Таким образом, общий вид стойкостной модели следующий:

$$L = L(n, S). \quad (2)$$

Параметры модели (2) оцениваются по данным стойкостного эксперимента. Далее полученная модель используется при нахождении оптимальных режимов резания. Например, критерием оптимальности может быть выбран критерий минимума затрат [1-4]

$$Q(n, S) = \frac{C}{L(n, S)} + \frac{D}{nS} + E, \quad (3)$$

где C, D, E – некоторые экономические параметры.

В предсказательном моделировании при построении зависимостей рассматривают уравнения наблюдения вида:

$$y = f^T(x)\theta + e = \sum_l^m f_l(x)\theta_l + e, \quad (4)$$

где y – выходной показатель; $f^T(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x))$ – вектор-функция от входных факторов $x = (x_1, \dots, x_k)^T$, определенных на области \tilde{X} ; $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_m)^T$ –

неизвестные параметры модели, подлежащие определению; e – ошибка наблюдений. При моделировании конкретных процессов не всегда удается однозначно определить структуру вектора $f(x)$. При этом можно наблюдать, что в различных частях области \tilde{X} более адекватными оказываются различные модели. Одним из наиболее эффективных методов моделирование в этом случае дает нам концепция нечетких систем [5-7].

Нечеткие регрессионные модели будем задавать посредством дерева регрессии. Примеры построения таких деревьев решений для случая лингвистических переменных можно найти в работе [8]. Для случая количественных факторов данная методология подробно рассмотрена нами в работе [9].

Коротко введем необходимые понятия. Рассмотрим случай, когда число входных факторов равно двум. Разобьем области действия количественных переменных x_1, x_2 на нечеткие партии. Для первого фактора их будем обозначать как A_1, A_2, \dots, A_I с соответствующими функциями принадлежности $\mu_{1i} \in [0, 1], i = \overline{1, I}$. Аналогично для фактора x_2 это будут партии B_1, B_2, \dots, B_J с функциями принадлежности $\mu_{2i} \in [0, 1], i = \overline{1, J}$. Мы будем исходить из того, что на отдельных партиях количественных факторов поведение отклика системы можно описывать линейной зависимостью:

$$\begin{aligned} \Pi_{ij} : \text{If } (x_1 \text{ is } A_i) \wedge (x_2 \text{ is } B_j) \text{ then} \\ y'_{ij} = \theta_0 + \theta_{01i} + \theta_{02j} + (\theta_1 + \theta_{11i} + \theta_{12j})x_1 + (\theta_2 x_2 + \theta_{21i} + \theta_{22j})x_2. \end{aligned} \quad (5)$$

Отметим, что часть слагаемых, а именно, $\theta_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2$ входит в каждую ветвь дерева и определяет общую линейную зависимость отклика от входных факторов на всей области их определения. Дерево решений (5) можно представить в виде модели наблюдения

$$\begin{aligned} y_{ijl} = \theta_0 + \sum_{i=1}^I \mu_{1i} \theta_{01i} + \sum_{j=1}^J \mu_{2j} \theta_{02j} + (\theta_1 + \sum_{i=1}^I \mu_{1i} \theta_{11i} + \sum_{j=1}^J \mu_{2j} \theta_{12j})x_1 + \\ + (\theta_2 + \sum_{i=1}^I \mu_{1i} \theta_{21i} + \sum_{j=1}^J \mu_{2j} \theta_{22j})x_2 + \varepsilon_{ijl}. \end{aligned} \quad (6)$$

После оценивания параметров θ дерево решений в виде свертки принимает вид

$$\begin{aligned} \hat{y} = \hat{\theta}_0 + \sum_{i=1}^I \mu_{1i} \hat{\theta}_{01i} + \sum_{j=1}^J \mu_{2j} \hat{\theta}_{02j} + (\hat{\theta}_1 + \sum_{i=1}^I \mu_{1i} \hat{\theta}_{11i} + \sum_{j=1}^J \mu_{2j} \hat{\theta}_{12j})x_1 + \\ + (\hat{\theta}_2 + \sum_{i=1}^I \mu_{1i} \hat{\theta}_{21i} + \sum_{j=1}^J \mu_{2j} \hat{\theta}_{22j})x_2. \end{aligned} \quad (7)$$

При использовании нечетких регрессионных моделей необходимо выдвинуть предположения о количестве, форме и расположении нечетких партий для каждого фактора. В данной работе мы ограничимся рассмотрением линейных и квадратичных локальных моделей. Данное ограничение есть следствие реализованного плана эксперимента. В рассматриваемой в работе задаче реализованный план представляет собой полный факторный эксперимент на 5 уровнях для двух факторов – всего 25 различных точек, не считая повторных наблюдений. Это позволяет в лучшем случае в качестве локальных моделей использовать квадратичный полином от двух факторов при разбиении области определения факторов на две партии. Будем использовать функции

принадлежности трапецевидной формы. Пример таких функций принадлежности приведен на Рисунке 1.

К категории «форма партиции» следует также отнести координаты точек пересечения соседних нечетких партиций и ширину зоны их пересечения. В силу симметричности области определения факторов относительно нуля можно размещать нечеткие партиции также симметрично относительно нулевого значения. На Рисунке 1 партиции пересекаются в точке 0. Координату точки пересечения партиций будем обозначать как \bar{x}_μ .

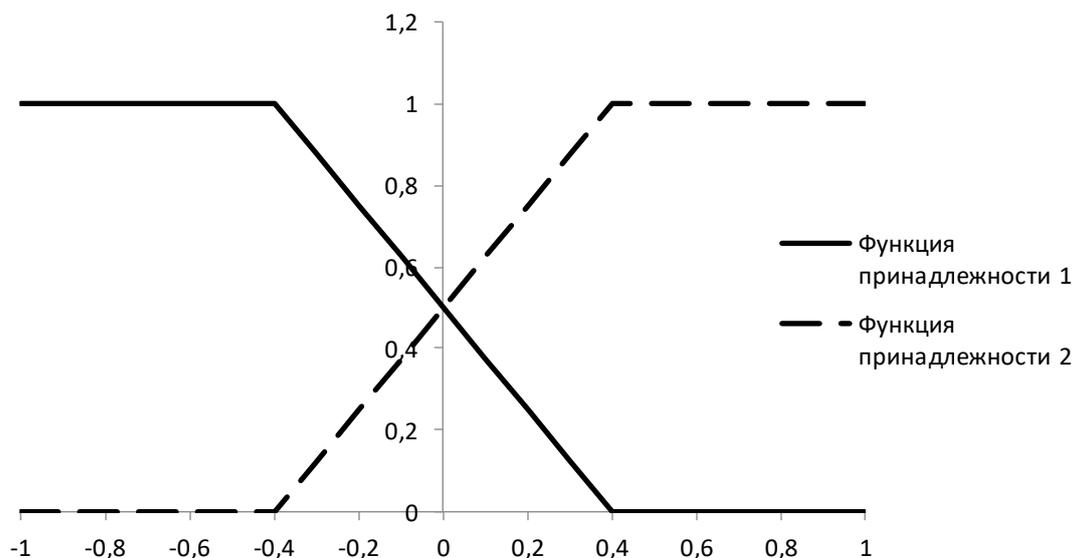


Рисунок 1 – Пример разбиения области определения фактора на две партиции
 Figure 1 – An example of dividing a domain of a factor into two partitions

Ширина области пересечения там, где смежные функции принадлежности имеют одновременно не нулевые значения для приведенного примера, равна 0,8. Будем обозначать половинную ширину области пересечения как Δ . При решении конкретной задачи восстановления зависимости параметры \bar{x}_μ и Δ необходимо настраивать.

Результаты и обсуждения

Предлагаемая методика построения стойкостной модели применялась для определения оптимальных режимов (n^* , S^*) сверления нержавеющей стали IX18N9T сверлом $\varnothing 4,2$ мм P6M5 при использовании охлаждающей жидкости (5%-ный раствор эмульсола НГЛ-205), глубина сверления $2d$, вылет сверла $10d$.

В Таблице 1 представлены данные эксперимента [2, 3]. Опыты проводились по пятиуровневому двухфакторному плану.

При построении модели, описывающей полученные данные стойкостных экспериментов (см. Таблицу 1), в первую очередь нужно учесть тот факт, что разброс значений по L достигает двух порядков и при этом наблюдается низкая степень воспроизводимости экспериментов. При оценивании параметров регрессионной модели данное обстоятельство может приводить к такому эффекту, когда большие относительные ошибки наблюдений будут транслироваться на точки с малыми значениями отклика. Действительно, если рассчитать, например, по квадратичной модели значение L в точке $S = 0,0962$, $n = 2145$, то получим значение $\hat{L} = -2021$.

Понятно, что использование такой модели в режиме прогнозирования связано с большими рисками. Для уменьшения разброса масштаба отклика в данном случае целесообразно провести его нелинейное преобразование через логарифмирование [10-11]. Такие логарифмические квадратичные модели использовались в работах [1-4]. Однако в этом случае существенно возрастают требования по точности аппроксимации такого отклика той или иной регрессионной моделью. Разброс масштаба отклика (см. Таблицу 1) говорит также и о том, что эксперимент проводился на достаточно широких диапазонах действия факторов. На широких диапазонах действия входных факторов нередко можно наблюдать так называемый дрейф модели, когда в разных частях области определения факторов характер зависимости отклика меняется.

Таблица 1 – Данные стойкостного эксперимента: L , мм

Table 1 – Persistent experiment data: L , mm

S , мм/об	n , об/мин				
	750	1098	1447	1795	2145
0,0280	570	1430	3600	1400	430
	390	1370	1800	1200	250
0,0450	5560	8300	4700	4000	700
	8500	6300	5700	3000	1100
0,0621	4040	5800	6130	3330	590
	5640	7800	4230	4070	810
0,0790	3150	3420	2760	1350	470
	3850	4180	3800	1650	690
0,0962	1910	130	100	30	9
	3170	150	140	50	11

Важным моментом построения работоспособной модели исследуемого процесса является решение вопроса выбора модели оптимальной сложности, которая бы не имела эффекта переобучения. Эффект переобучения состоит в том, что такая модель настроена на описание обучающих данных и имеет плохие прогнозирующие свойства. При выборе модели следует ориентироваться на так называемые внешние критерии качества [12]. Перебирая модели различной сложности, выбираем в этом случае модель, для которой внешний критерий минимален. Будем опираться в данной работе на два таких критерия. Введем их.

Представим модель наблюдения (6) в матричном виде

$$y = X\theta + \varepsilon, \quad (8)$$

где X – $(n \times p)$ – матрица наблюдения, порождаемая регрессорами из (7). Разобьем выборку наблюдений на две части A и B , так что $X = \begin{pmatrix} X_A \\ X_B \end{pmatrix}$, $y = \begin{pmatrix} y_A \\ y_B \end{pmatrix}$. Ошибка предсказания на тестовой выборке (критерий регулярности) определяется как:

$$\Delta^2(B) = \Delta^2(B/A) = \|y_B - X_B \theta_A\|^2,$$

где θ_A – оценки параметров модели, полученные по выборке A .

К внешним критериям относится также критерий "скользящего контроля" (CV – cross validation):

$$\Delta_{ck}^2 = \sum_i (y_i - f^T(x_i)\theta_{(i)})^2,$$

где $\theta_{(i)}$ – оценка параметров по полной выборке с исключенным i -ым наблюдением.

Рассмотрим несколько классов моделей и значения критериев, которые достигаются на них. Результаты приведены в Таблице 2, где через ε^2 обозначена остаточная сумма квадратов для приведенных моделей. Структуры оптимальных моделей в своем классе моделей подбирались по минимуму критерия регулярности $\Delta^2(B)$, дополнительно фиксировались два других критерия Δ_{ck}^2 и ε^2 .

Таблица 2 – Показатели качества моделей
 Table 2 – Model Quality Indicators

Модель	Число параметров	$\Delta^2(B)$	Δ_{ck}^2	ε^2
Линейная	3	47,0	2,07	89,4
Линейная с взаимодействиями	3	47,0	2,07	89,4
Квадратичная	4	16,3	0,78	31,3
Кубическая	10	6,43	0,304	9,07
Нечеткая линейная, $\bar{x}_\mu = 0, \Delta = 0,5$	9	15,3	0,79	25,8
Нечеткая линейная с взаимодействиями, $\bar{x}_\mu = 0, \Delta = 0,5$	10	10,9	0,53	17,4
Нечеткая квадратичная, $\bar{x}_\mu = 0, \Delta = 0,5$	12	5,45	0,229	7,15
Нечеткая квадратичная с 2 партициями по $S, \bar{x}_\mu = 0, \Delta = 0,5$	10	5,34	0,242	7,05

Анализ Таблицы 2 показывает, что использование обычных полиномов второй и третьей степени не позволяет существенно улучшить качество аппроксимации экспериментальных данных. Недостатки, например, полинома второй степени можно заметить, если провести сравнение прогнозных значений и средних по параллельным наблюдениям. В Таблице 3 приведены средние значения отклика по параллельным наблюдениям (верхняя цифра в ячейке) и предсказанное значение по полной квадратичной модели с 6 параметрами (нижняя цифра в ячейке).

В ряде ячеек Таблицы 3 можно наблюдать, что предсказанные значения (нижние числа в ячейках) существенно превышают или занижают средние значения (верхние числа).

Для представленных в Таблице 2 моделей можно проверить гипотезу об их адекватности, вычислив F статистику

$$F = \hat{\sigma}_{LF}^2 / \hat{\sigma}_e^2,$$

где $\hat{\sigma}_{LF}^2 = \varepsilon^2 / (N - s)$ – оценка дисперсии наблюдений, полученная по модели; $\hat{\sigma}_e^2$ – оценка дисперсии по повторным наблюдениям. В нашем случае $\hat{\sigma}_e^2 = 0,0612$. Характерно, что ни одна из представленных в Таблице 2 моделей по F критерию не признается адекватной. Для того, что бы это произошло, необходимо обеспечить точность аппроксимации с оценкой дисперсии по модели на уровне $\hat{\sigma}_{LF}^2 = 0,1$. Это удастся сделать, если провести тюнинг функций принадлежности для нечеткой

квадратичной модели. Тюнинг функций принадлежности, как мы уже отмечали, будем проводить, варьируя параметры \bar{x}_μ и Δ . Результаты, представленные в Таблице 2, позволяют сделать предположение, что оптимальная сложность модели может находиться в диапазоне 10-12 параметров. В итоге была получена нечеткая квадратичная модель с $\bar{x}_\mu = -0,22$, $\Delta = 0,73$. Оптимальная ее структура насчитывает 12 параметров и обеспечивает следующие показатели качества: $\Delta^2(B) = 3,66$, $\Delta_{ck}^2 = 0,1427$, $\varepsilon^2 = 3,94$.

Таблица 3 – Средние значения отклика и значения, предсказанные по квадратичной модели
 Table 3 – The average response values and the values predicted by the quadratic model

S , мм/об	n , об/мин				
	750	1098	1447	1795	2145
0,0280	471	1399	2545	1296	327
	713	1187	1326	1002	507
0,0450	6874	7231	5175	3464	877
	4722	6247	5597	3361	1352
0,0621	4773	6726	5092	3681	691
	8690	9228	6502	3133	1002
0,0790	3482	3780	3238	1492	569
	4447	3751	2121	812	208
0,0962	2460	139	118	38	10
	614	411	184	56	11

Различия в характере поведения восстановленных зависимостей по квадратичной и нечеткой квадратичной моделями можно проследить на Рисунках 2-5, где меткой «fuzzy кв. модель» обозначена кривая зависимости для нечеткой модели, а меткой «кв. модель» - соответственно для обычной квадратичной модели, меткой «у» обозначены наблюдаемые значения отклика. Скорость подачи S меняется в диапазоне $[-1, +1]$ в нормированных единицах, что соответствует диапазону $[0,0280, 0,0962]$.

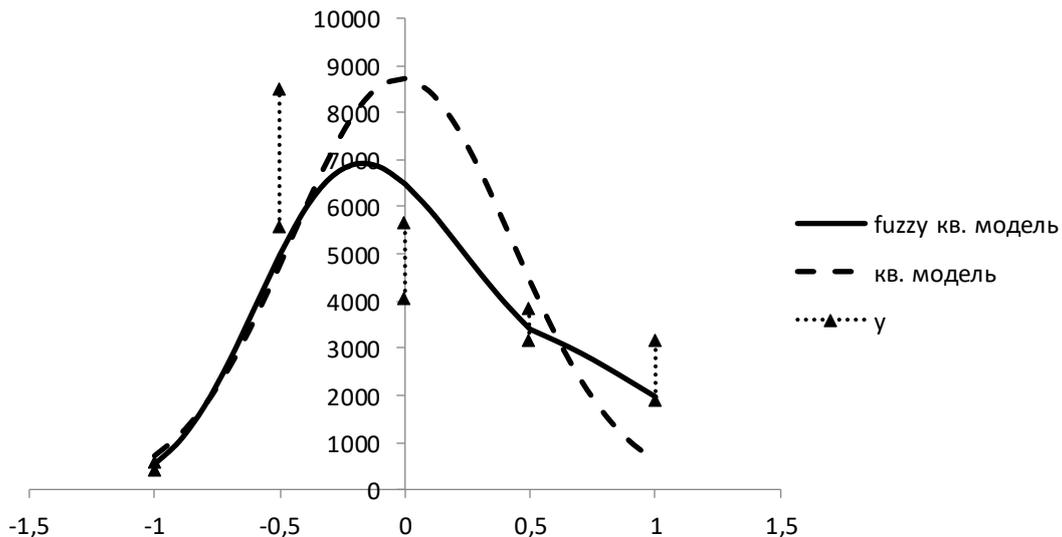


Рисунок 2 – Сечения для нечеткой квадратичной и квадратичной модели при $n = 750$.

Figure 2 – Cross sections for fuzzy quadratic and quadratic models, $n = 750$

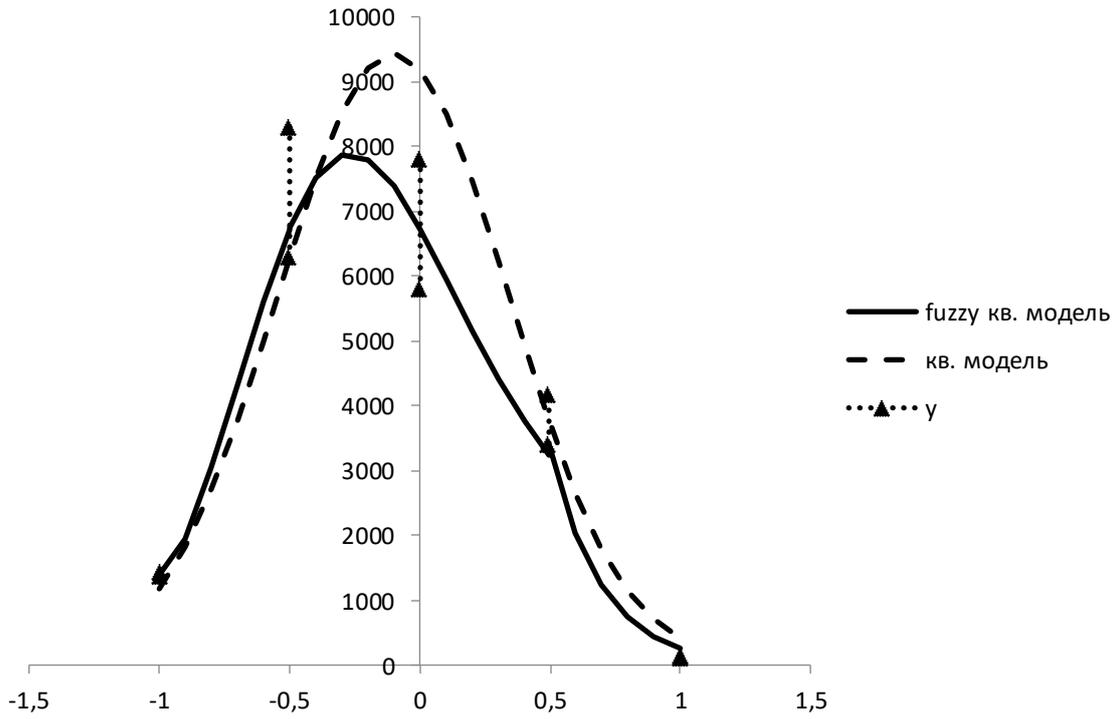


Рисунок 3 – Сечения для нечеткой квадратичной и квадратичной модели при $n = 1098$.
Figure 3 – Cross sections for fuzzy quadratic and quadratic models, $n = 1098$

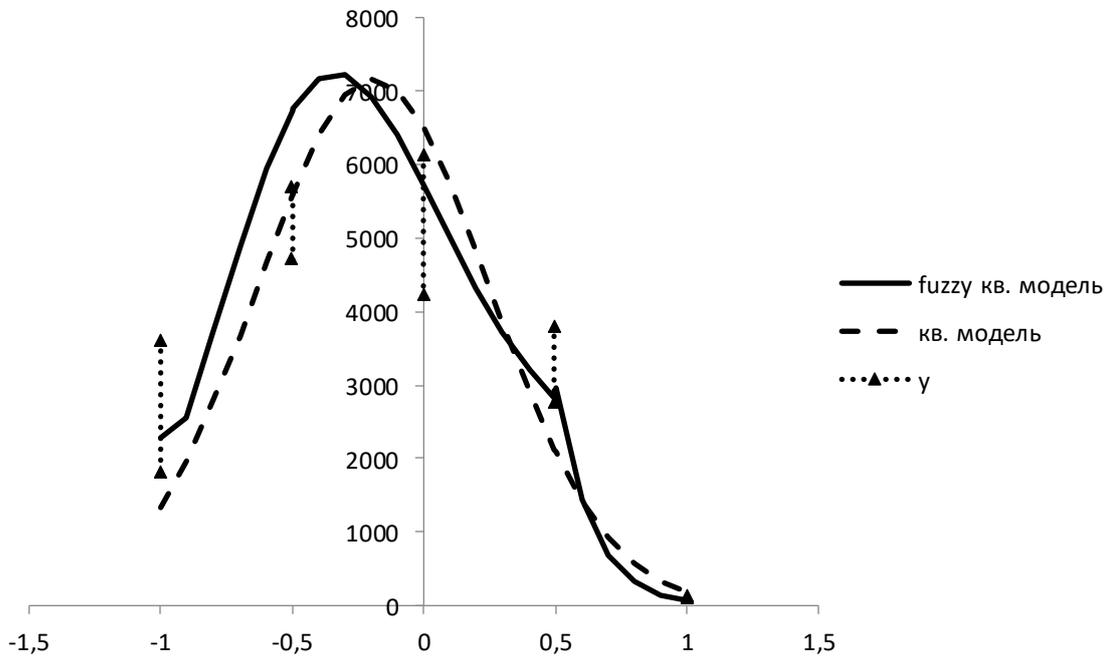


Рисунок 4 – Сечения для нечеткой квадратичной и квадратичной модели при $n = 1447$.
Figure 4 – Cross sections for fuzzy quadratic and quadratic models, $n = 1447$

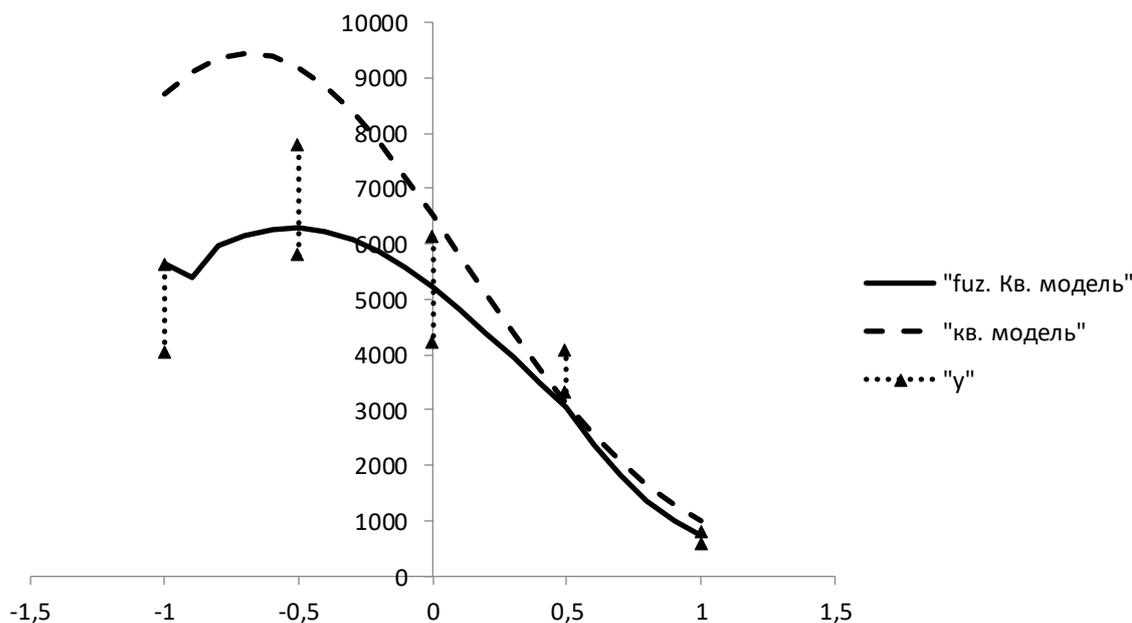


Рисунок 5 – Сечения для нечеткой квадратичной и квадратичной модели при $S = 0,0621$.
 Figure 5 – Cross sections for fuzzy quadratic and quadratic models, $S = 0,0621$

Заключение

Проведен сравнительный анализ нескольких видов стойкостных моделей сверления. В качестве адекватной предложена для практического использования нечеткая квадратичная модель.

Использование предлагаемых моделей позволит повысить точность определения оптимальных режимов обработки металлов резанием. Таким образом, можно рекомендовать применение нечетких моделей стойкости в задачах нормирования процессов резания, проектирования специальных станков и управления производственными процессами в части инструментальной логистики.

ЛИТЕРАТУРА

1. Карманов В.С. Исследование математических моделей стойкости режущего инструмента. *Научный вестник Новосибирского государственного технического университета*. 2006;2:55-64.
2. Смагин Г.И., Карманов В.С. Применение метода характеристических линий и характеристических поверхностей при нормировании режимов резания. *Обработка металлов (технология, оборудование, инструменты)*. 2009;1:16-19.
3. Смагин Г. И., Карманов В. С., Федин И. В. Использование базовой модели процесса сверления для нормирования режимов резания. *Обработка металлов: технология, оборудование, инструменты*. 2015;4(69):6-17.
4. Карманов В.С., Смагин Г.И. Коррекция экстраполяционной области характеристической стойкостной модели при нормировании режимов резания

- труднообрабатываемых материалов (на примере сверления) // *Обработка металлов (технология, оборудование, инструменты)*. 2006;2(31):34-35.
5. Babuska R. Fuzzy Modelling for Control. London. Boston: Kluwer Academic Publishers. 1998.
 6. Пегат А. Нечеткое моделирование и управление. Москва: Изд-во Бином, 2013: 798 с.
 7. Попов А. А. Регрессионное моделирование на основе нечетких правил. *Сб. науч. тр. НГТУ, Новосибирск: Изд-во НГТУ*. 2000;2(19):49-57.
 8. Попов А. А. Построение деревьев решений для прогнозирования количественного признака на классе логических функций от лингвистических переменных. *Научный вестник НГТУ*. 2009;3(36):77–86.
 9. Попов А. А. Оптимальное планирование эксперимента при активной идентификации нечетких линейных регрессионных моделей. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2019;7(1):99–114. Доступно по: [https://moit.vivt.ru/wpcontent/uploads/2019/04/Issue_1\(24\)_2019.pdf](https://moit.vivt.ru/wpcontent/uploads/2019/04/Issue_1(24)_2019.pdf) (дата обращения 01.02.2020)
 10. Айвазян С.А., Енюков И.С., Мешалкин Л.Д. Прикладная статистика: Исследование зависимостей. М.: Финансы и статистика. 1985.
 11. Дрейпер Н., Смит Г. Прикладной регрессионный анализ. М.: Статистика. 1973.
 12. Попов А.А. Оптимальное планирование эксперимента в задачах структурной и параметрической идентификации моделей многофакторных систем: монография. Новосибирск: Изд-во НГТУ. 2013.

REFERENCES

1. Karmanov V.S. Issledovaniematematicheskikhmodeleistoikostirezhushegoinstrumenta. [The study of mathematical models of resistance of the cutting tool] *Nauchnyi vestnik Novosibirskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta – Science bulletin of the Novosibirsk state technical university*. 2006;2:55-64
2. Smagin G.I. Karmanov V.S. Primenenie metoda kharakteristicheskikh linii I kharakteristicheskikh poverkhnostei pri normirovanii rezhimov rezaniya. *Obrabotka metallov (Metal working and material science)*. 2009;1:16-19.
3. Smagin G.I., Karmanov V.S., Fedin I.V. Use of basic model of process of drilling for rationing of the modes of cutting of the hardly processed materials. *Obrabotka metallov (Metal working and material science)*. 2015;4(69):6-17.
4. Karmanov V.S., Smagin G.I. Korrektsiya ehkstrapolyatsionnoi oblasti kharakteristicheskoi stoikostnoi modeli pri normirovanii rezhimov rezaniya trudnoobrabatyvaemykh materialov (na primere sverleniya). *Obrabotka metallov (Metal working and material science)*. 2006;2(31):34-35.
5. R. Babuska. Fuzzy Modelling for Control. London. Boston: Kluwer Academic Publishers. 1998.
6. Piegat A. Fuzzy Modeling and Control. BINOMIAL. Knowledge lab, 2013.
7. Popov A. A. Regressionnoe modelirovanie na osnove nechetkih pravil. *Sbornik nauchnykh trudov NGTU, Novosibirsk: Izd-vo NGTU*, 2000;2(19):49-57.
8. Popov A.A. Postroenie derev'ev reshenii dlya prognozirovaniya kolichestvennogo priznaka na klasse logicheskikh funktsii ot lingvisticheskikh peremennykh. *Science bulletin of the Novosibirsk state technical university*, 2009;3(36):77–86.
9. Popov A.A. Optimal desing of the experiment with the active identification of fuzzy linear regression models. *Modeling, optimization and information technology*. 2019;7(1):99–114..

Available at: [https://moit.vivt.ru/wpcontent/uploads/2019/04/Issue_1\(24\)_2019.pdf](https://moit.vivt.ru/wpcontent/uploads/2019/04/Issue_1(24)_2019.pdf)
(accessed 01.02.2020)

10. Aivazyan S.A., Enyukov I.S., Meshalkin L.D. *Prikladnaya statistika. Issledovanie zavisimostei. M.: Finance and Statistics. 1985.*
11. Dreiper N., Smit G. *Prikladnoi regressionnyi analiz. M.: Statistics. 1973:392.*
12. Popov A.A. *Optimal'noe planirovanie ehksperimenta v zadachah strukturnoj i parametricheskoj identifikacii modelej mnogofaktornyh sistem: monografiya A.A. Popov. Novosibirsk: Izd-vo NGTU, 2013.*

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Попов Александр Александрович д.т.н.
профессор, кафедра теоретической и
прикладной информатики Новосибирского
государственного технического
университета, Новосибирск, Российская
Федерация,
e-mail: a.popov@corp.nstu.ru
ORCID: [0000-0002-7822-1554](https://orcid.org/0000-0002-7822-1554)

Alexander A. Popov, doctor of technical
Sciences, Professor, Department of theoretical
and applied Informatics of Novosibirsk state
technical University, Novosibirsk, Russian
Federation

Карманов Виталий Сергеевич, к.т.н.,
доцент, кафедра теоретической и прикладной
информатики Новосибирского
государственного технического
университета, Новосибирск, Российская
Федерация,
e-mail: karmanov@corp.nstu.ru
ORCID: [0000-0001-6686-9954](https://orcid.org/0000-0001-6686-9954)

Vitaly S. Karmanov, Ph. D., Professor,
Department of theoretical and applied
Informatics of Novosibirsk state technical
University, Novosibirsk, Russian Federation