

## ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ МОДЕЛИРОВАНИЯ ПРОЦЕССА ТОКАРНОЙ ОБРАБОТКИ

К. А. Алтунин, М. В. Соколов

*Кафедра «Компьютерно-интегрированные системы в машиностроении»,  
ФГБОУ ВПО «ТГТУ»; costjaaltunin@yandex.ru*

**Ключевые слова:** нейронные сети; нейросетевое моделирование процесса обработки материалов резанием.

**Аннотация:** Рассмотрена задача определения параметров процесса обработки материалов резанием (точением) с помощью нейросетевого моделирования. Проведен обзор современного состояния методов нейросетевого моделирования процессов резания. Созданы нейронные сети, определяющие толщину и ширину среза при токарной обработке, суммарную длину рабочих участков режущих кромок резца, силы, действующие на переднюю и заднюю поверхности резца. Тестирование разработанных нейронных сетей показало, что величина погрешности их вычислений довольно мала.

---

### Введение

Моделирование производственных процессов, в частности процессов обработки материалов резанием, во многих случаях является базой для построения системы автоматизированного проектирования (САПР). Аналитические модели рассматриваемых процессов можно построить, как правило, только при значительных допущениях, позволяющие их упрощение. Поэтому при исследовании процесса резания довольно часто прибегают к нейросетевому моделированию. В данном случае нейронная сеть призвана служить в качестве модели процесса обработки материалов резанием. Полученная нейросетевая модель в дальнейшем используется, например, для расчета и выбора оптимальных параметров (в частности режимов резания), выбора инструмента для обработки материала в зависимости от некоторых начальных условий, от сбора и обработки информации, поступающей с датчиков системы, других целей. Показательным примером для данного рода задач является моделирование процессов обработки материалов, в частности процессов резания (точения).

В работе [1] показано применение нейросетевого моделирования для прогнозирования шероховатости поверхности детали и износа инструмента при чистовом точении деталей высокой твердости. При этом использовались две различные нейронные сети прямого распространения. Входные сигналы первой сети – геометрия режущей кромки, твердость заготовки по Rockwell-C, скорость резания, скорость подачи и длина резания. Выходными сигналами являлись шероховатость обработанной поверхности и величина износа инструмента по задней поверхности. У второй нейронной сети к входным сигналам добавлены измеренные средние значения трех компонентов силы резания. Сделаны четыре вида сетей данной

конструкции, в зависимости от того, какие данные должны быть получены на выходе: шероховатость обработанной поверхности для инструментов со скошенной и заточенной режущей кромкой и величина износа инструмента по задней поверхности инструментов со скошенной и заточенной режущей кромкой. Модели нейронной сети с входными параметрами силы резания и единственным выходным привели к лучшим результатам, чем нейронные сети с двумя выходными параметрами, которые совместно предсказывают шероховатость поверхности и износ инструмента. Модели нейронной сети также сравнивались с моделями регресса. Модели нейронной сети обеспечили лучшие способности предсказания, потому что они моделируют более сложную нелинейность и взаимодействия, чем линейные и показательные модели регресса.

В работе [2] разрабатывалась нейронная сеть для прогнозирования шероховатости поверхности детали при чистовом фрезеровании. В качестве входных параметров использовались силы резания, частота вращения шпинделя, скорость подачи и глубина резания.

Использование аппарата нейронных сетей при решении задач диагностики процесса обработки материалов резанием рассматривались в работе [3], где предлагалось использование нейронной сети с особой коммутаторной доменной архитектурой, которая позволяет разбивать сеть на отдельные взаимосвязанные фрагменты. Фрагментированная сеть обладает высокой масштабируемостью и позволяет более эффективно применять генетические алгоритмы для обучения.

В работе [4] рассмотрено нейросетевое моделирование производственных процессов с неполными входными и/или выходными данными. То есть разработанная нейросетевая модель способна иметь возможность обрабатывать данные в ситуации, когда в некоторых входных и/или выходных векторах отсутствует часть элементов. Эффективность алгоритма подтверждена экспериментально.

В работах [5 – 7] показан алгоритм оптимизации лезвийной обработки материалов с использованием САД/САЕ/САМ-систем, на основе которого создана САПР для оптимизации процесса резания с учетом его динамической составляющей. Работа предлагаемой САПР требует сложных вычислений и обработки большого количества информации. Цель работы – увеличение производительности и точности вычислений системы. Задачу предлагается решать через исследование возможностей применения методов искусственного интеллекта при работе блоков созданной САПР. В частности, рассматриваются возможности использования нейронных сетей в моделировании процессов механической обработки материалов резанием и для определения их управляющих параметров.

Рассматривается задача определения параметров процесса точения с помощью нейросетевого моделирования. Исходные данные для выполнения анализа получены по математической модели, представленной в работе [8].

### Математическая модель процесса токарной обработки

Сила, действующая на переднюю поверхность резца (рис. 1, *a*), определяется по формуле

$$N = \tau_{\text{п}} a_1 b_1 \left( \frac{\cos \gamma - \sin \gamma}{B} + \cos \gamma + \sin \gamma \right); \quad (1)$$

где  $\tau_{\text{п}}$  – сопротивление материала заготовки пластическому сдвигу, Н/м<sup>2</sup>;  $a_1$ ,  $b_1$  – толщина и ширина среза соответственно, м;  $\gamma$  – главный передний угол резца, рад;  $B = \text{tg} \beta_1$  – величина, характеризующая степень пластических деформаций металла снимаемого припуска и поверхностного слоя обрабатываемой детали;  $\beta_1$  – угол наклона условной плоскости сдвига, рад.

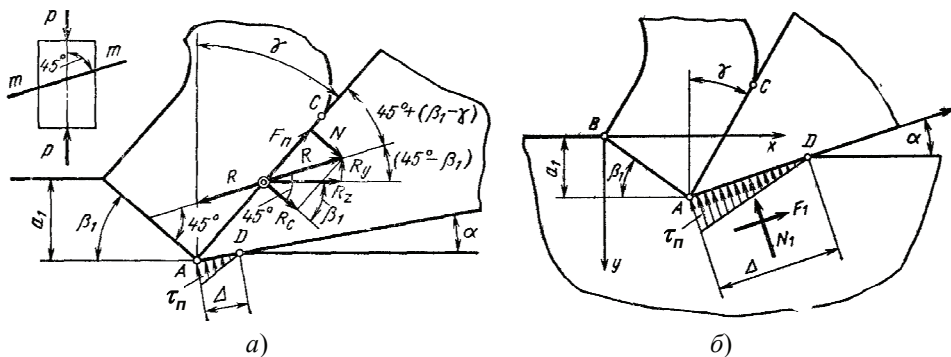


Рис. 1. Схема действия сил на передней (а) и задней (б) поверхностях инструмента

Сила, действующая на заднюю поверхность резца (рис. 1, б), определяется по формуле

$$N_1 = \frac{F_1}{\mu_1} = 0,625 \frac{\tau_{\text{п}} r b}{\mu_1} \sqrt{\frac{B}{\sin \alpha}}, \quad (2)$$

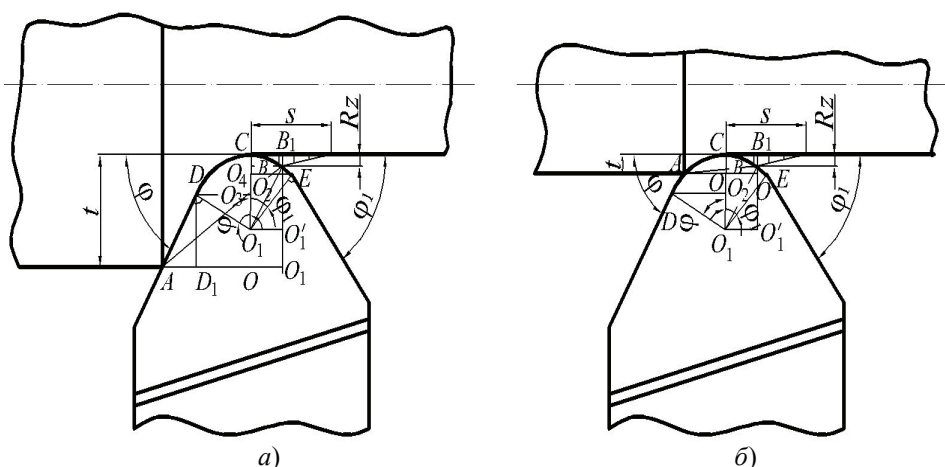
где  $F_1$  – сила трения, действующая на заднюю поверхность резца, Н;  $\mu_1$  – коэффициент трения на задней контактной площадке;  $r$  – радиус при вершине резца, м;  $b$  – суммарная длина рабочих участков режущих кромок резца, м;  $\alpha$  – главный задний угол резца, рад;

Из анализа уравнения баланса механической и тепловой энергии при резании материалов для величины  $B$  может быть получено теоретическое выражение

$$B = \frac{(\text{Pe}B - 2) \operatorname{erf}(0,5\sqrt{\text{Pe}B}) + 1,125\sqrt{\text{Pe}B} \exp(-0,25\text{Pe}B)}{\sqrt{\text{Pe}B} \left[ \sqrt{\text{Pe}} + 0,325FD^{0,3} (1 - \sin \gamma)^{0,25} \right]} + \frac{0,665 \operatorname{erf}(0,5\sqrt{\text{Pe}B})}{\sqrt{\text{Pe}B}} + \frac{0,145F^{0,8} D^{0,25} \operatorname{erf}^{0,25}(0,5\sqrt{\text{Pe}B})}{\text{Pe}^{0,5} B^{0,2} (1 - \sin \gamma)^{0,95}} + \frac{\text{Pe}B(1 - \sin \gamma)^{0,4} [\cos \gamma + \sin \gamma - B(\cos \gamma - \sin \gamma)]}{(\cos \gamma + B \sin \gamma) \left[ \text{Pe}(1 - \sin \gamma)^{0,4} + 0,225FD^{0,3} \right]} - 1, \quad (3)$$

где  $\text{Pe} = \frac{v a_1}{a}$  – критерий Пекле, характеризующий степень влияния режимных условий процесса по сравнению с влиянием теплофизических свойств обрабатываемого материала,  $a$  – коэффициент температуропроводности обрабатываемого материала, м<sup>2</sup>/с;  $v$  – скорость резания, м/с;  $\operatorname{erf} x = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x e^{-x^2} dx$  – интеграл вероятности;

$F = \frac{\lambda_{\text{п}}}{\lambda} \beta \varepsilon$  – критерий, отражающий влияние геометрии инструмента и отношения теплопроводностей инструментального и обрабатываемого материалов;  $\beta = \frac{\pi}{2} - (\alpha + \gamma)$  – угол заострения резца, рад;  $\varepsilon = \pi - (\varphi + \varphi_1)$  – угол при вершине резца в плане, рад;  $\varphi$  и  $\varphi_1$  – главный и вспомогательный углы резца в плане, рад;  $\lambda_{\text{п}}$  и  $\lambda$  – коэффициенты теплопроводности материалов режущей части резца и заготовки соответственно, Вт/(м·К);  $D = a_1/b_1$  – критерий, характеризующий геометрию сечения среза.



**Рис. 2. Расчетная схема процесса обработки материалов резанием (точение)**

Снятие припуска осуществляется: *а* – радиусной и прямолинейной частями главной режущей кромки; *б* – только радиусной частью

При приближенных расчетах коэффициент трения на задней контактной площадке можно приравнять к среднему коэффициенту трения и определить по формуле

$$\mu_1 = \frac{\cos \gamma + \sin \gamma - B(\cos \gamma - \sin \gamma)}{\cos \gamma - \sin \gamma + B(\cos \gamma + \sin \gamma)} \quad (4)$$

Приведем формулы для определения ширины и толщины среза, а также параметра  $b$  для двух основных схем несвободного резания при точении (рис. 2).

Снятие припуска радиусной и прямолинейной частями главной режущей кромки осуществляется при соблюдении следующих соотношений (см. рис. 2, *а*):

$$t \geq r(1 - \cos \varphi); \quad (5)$$

$$s \leq 2r \sin \varphi_1, \quad (6)$$

где  $s$  и  $t$  – подача и глубина резания, м.

Формулы для расчета  $a_1$ ,  $b_1$  и  $b$  имеют вид

$$a_1 = \frac{s}{c'} \sin \operatorname{arctg} \frac{c'}{[1 - a'(1 - \cos \varphi)] \operatorname{ctg} \varphi + a'(\sin \varphi + b')}; \quad (7)$$

$$b_1 = \frac{c't}{\sin \operatorname{arctg} \frac{c'}{[1 - a'(1 - \cos \varphi)] \operatorname{ctg} \varphi + a'(\sin \varphi + b')}}; \quad (8)$$

$$b = \frac{t}{\sin \varphi} \left[ 1 - a' \left( 1 - \cos \varphi - \frac{\varphi}{\sin \varphi} - \frac{ar \cos \sqrt{1 - b'^2}}{\sin \varphi} \right) \right], \quad (9)$$

где  $a' = \frac{r}{t}$ ;  $b' = \frac{s}{2r}$ ;  $c' = 1 - a'(1 - \sqrt{1 - b'^2})$  – безразмерные коэффициенты.

Снятие припуска только радиусной частью главной режущей кромки осуществляется при соблюдении следующих соотношений (см. рис. 2, *б*):

$$t < r(1 - \cos \varphi); \quad (10)$$

$$s \leq 2r \sin \varphi_1, \quad (11)$$

Формулы для расчета  $a_1$ ,  $b_1$  и  $b$  имеют вид:

$$a_1 = \frac{s}{c'} \sin \operatorname{arctg} \frac{c'}{\sqrt{2a'-1+a'b'}}; \quad (12)$$

$$b_1 = \frac{c't}{\sin \operatorname{arctg} \frac{c'}{\sqrt{2a'-1+a'b'}}}; \quad (13)$$

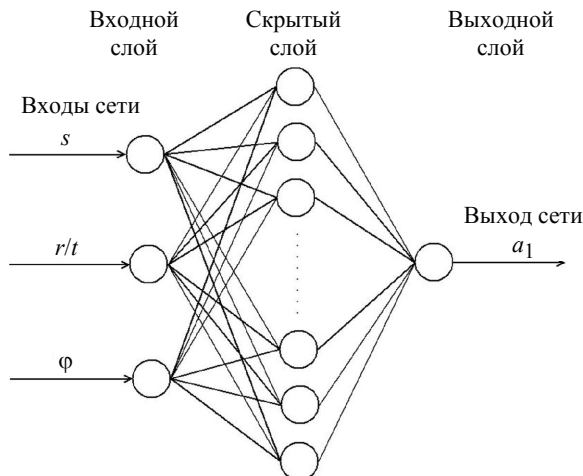
$$b = r \left[ \arccos \left( 1 - \frac{1}{a'} \right) + \arccos \sqrt{1 - b'^2} \right]. \quad (14)$$

### Нейросетевое моделирование процесса токарной обработки

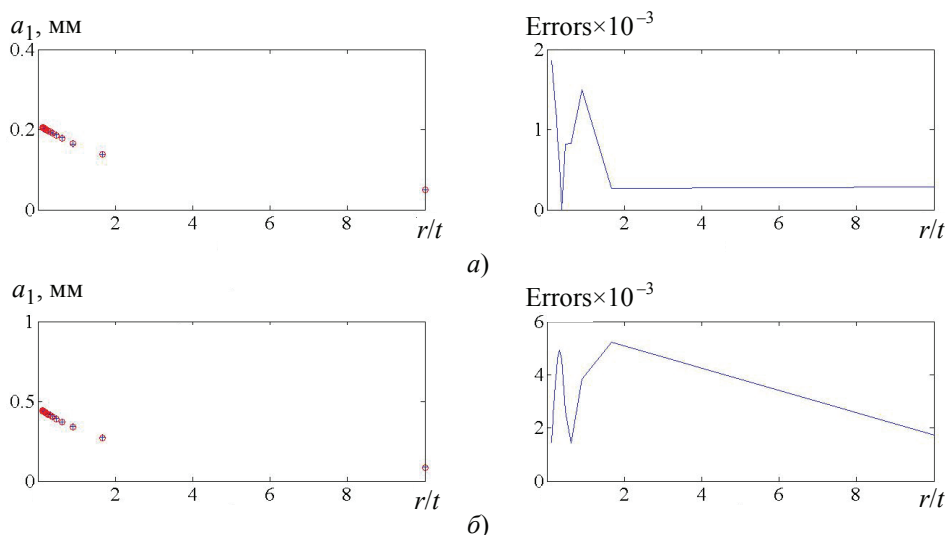
В начале работы создана нейронная сеть, определяющая толщину среза  $a_1$  при несвободном резании. Как видно из представленных формул, толщина среза при токарной обработке определяется следующими основными параметрами: подачей при резании  $s$ ; отношением радиуса при вершине резца к глубине резания  $r/t$ ; главным углом в плане резца  $\varphi$ .

Для обучения сети необходимо сформировать массив входных векторов  $x_i$  ( $x_1$  – подача при резании;  $x_2$  – отношение радиуса при вершине резца к глубине резания,  $x_3$  – главный угол в плане резца) для различных значений параметра  $y$  (толщина среза). Каждое значение параметра  $y$  является вектор-эталонном для обучения искусственной нейронной сети.

Первоначально выполнен выбор архитектуры. Задача выбора архитектуры сети для большинства сетей является неформализованной. Поэтому предложенная ниже архитектура сети с тремя нейронами (по числу компонентов входного вектора) на входном слое, одним скрытым слоем с 20-ю нейронами и одним нейроном в выходном слое (рис. 3) является одним вариантом из множества возможных конфигураций.



**Рис. 3. Архитектура сети с тремя нейронами на входном слое, одним скрытым слоем с 20-ю нейронами и одним нейроном в выходном слое**



**Рис. 4. Зависимость толщины среза от параметров процесса резания и ошибки сети при  $\varphi = 45^\circ$ ,  $r = 1$  мм и различных  $s$ , мм/об:  
 $a - 0,3$ ;  $b - 0,65$ ;**

+ – ответ нейронной сети;  $\circ$  – математическая модель

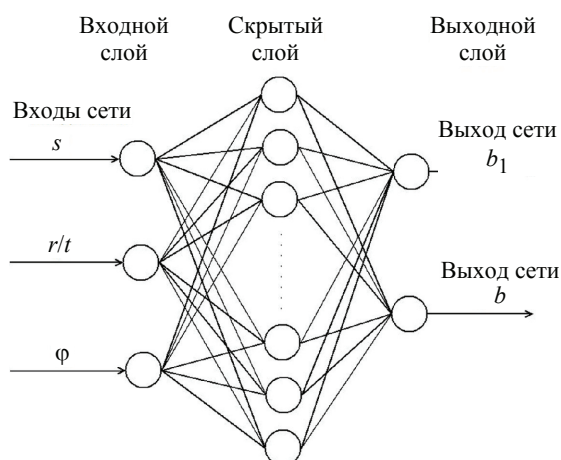
В программе MATLAB по формулам (5) – (14) получены входящие и выходящие значения обучающей выборки. При этом взяты следующие диапазоны изучаемых величин: подача – 0,07...0,52 мм/об с шагом 0,05 мм/об; радиус при вершине резца – 0,5...2 мм с шагом 0,5 мм; глубина резания – 0,1...5,1 мм с шагом 0,5 мм; главный угол в плане резца –  $45^\circ$ ... $90^\circ$  с шагом  $15^\circ$ . Для этих данных рассчитана толщина среза, чтобы использоваться в качестве выходящих значений обучающей выборки. После этого проведена нормализация входных данных и приведение их к одному диапазону с целью уравновесить влияние каждого из параметров на выходной параметр сети.

Осуществлено моделирование нейронной сети с помощью пакета расширений Neural Network Toolbox. По принятой ранее архитектуре сформирована сеть. По полученной нормализованной выборке проведено обучение сети. В качестве обучающего алгоритма выбран алгоритм Левенберга–Марквардта.

В целях тестирования сети создана тестовая выборка. Для различных значений подачи и глубины резания рассчитаны значения толщины среза. Те же данные, которые использовались для расчетов, поданы на входы смоделированной сети и получены выходные значения исследуемого параметра. Для наглядного изображения результатов тестирования построены графики зависимости толщины среза от отношения  $r/t$  для различных значений подач (рис. 4). Чтобы отобразить величину отклонения результатов, выданных нейронной сетью, от значений, полученных при математическом моделировании, построены графики, отображающие величину ошибки сети.

Как видно из представленных графиков, величина ошибки сети довольно мала как для диапазона, на котором обучалась нейронная сеть (см. рис. 4, *a*), так и для значений параметров процесса резания, превышающих данный диапазон (см. рис. 4, *b*).

Далее создана нейронная сеть, определяющая ширину среза и параметр  $b$ . Смоделирована нейронная сеть с теми же входами, что и сеть, определяющая толщину резания. Принята архитектура сети с тремя нейронами (по числу компо-

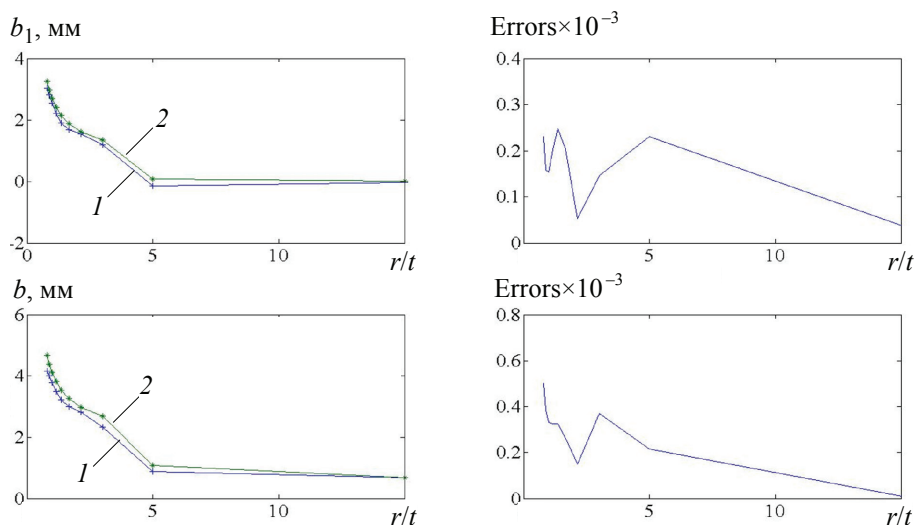


**Рис. 5. Архитектура сети с тремя нейронами на входном слое, одним скрытым слоем с 27-ю нейронами и двумя нейронами в выходном слое**

ентов входного вектора) на входном слое, одним скрытым слоем с 27-ю нейронами и двумя нейронами в выходном слое (рис. 5).

Входящие значения обучающей выборки взяты такие же, как и для нейронной сети, определяющей толщину среза. Они нормализованы, и по ним получены выходящие значения обучающей выборки. С помощью пакета расширений Neural Network Toolbox проведено моделирование сети, ее обучение и тестирование. Определена ошибка сети (рис. 6). Из графиков видно, что ошибка сети довольно мала.

Следующими параметрами силовой модели процесса резания, смоделированным нейронной сетью, стали силы, действующие на переднюю и заднюю поверхности резца, которые в дальнейшем будут использоваться при моделировании нагрузок на инструмент.

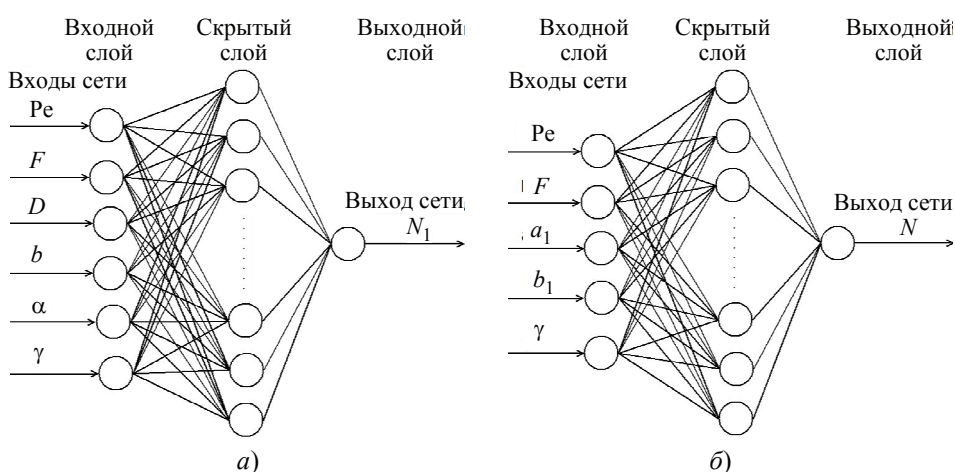


**Рис. 6. Зависимость ширины среза и параметра  $b$  от параметров процесса резания и ошибка сети при  $\varphi = 45^\circ$ ,  $r = 1,5$  мм,  $s = 0,25$  мм/об:**  
 1 – ответ нейронной сети; 2 – математическая модель

Из формул (1) – (14) видно, что силы, действующие на переднюю и заднюю поверхности резца, зависят от многих параметров: подача при резании  $s$ ; отношение радиуса при вершине резца к глубине резания  $r/t$ ; главный угол в плане резца  $\varphi$ ; скорость резания  $v$ ; главный передний угол  $\gamma$ ; главный задний угол  $\alpha$ ; вспомогательный угол в плане  $\varphi_1$ ; коэффициент температуропроводности материала заготовки  $a$ ; коэффициент теплопроводности заготовки  $\lambda$ ; коэффициент теплопроводности материала режущей части резца  $\lambda_p$ ; сопротивление материала заготовки пластическому сдвигу  $\tau_{II}$ .

Такое число входных параметров усложняет моделирование нейронной сети, сказывается на времени обучения и тестирования, может снизить точность конечных результатов. В целях преодоления данных проблем предлагается использовать в качестве входных параметров отношения этих величин: критерии Пекле  $Pe$ ,  $F$  и  $D$ . Для определения силы, действующей на заднюю поверхность резца, кроме этих критериев, в качестве входных параметров нейронной сети используются значение углов  $\alpha$  и  $\gamma$ , а также значение параметра  $b$ , полученное при нейросетевом моделировании. Толщина и ширина среза для расчета критерия  $D$  также рассчитываются с помощью созданных нейронных сетей.

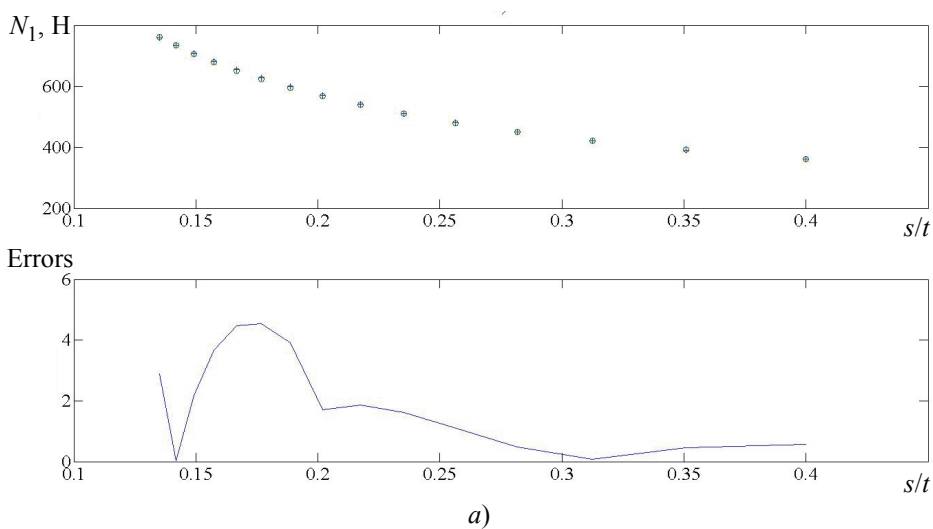
Архитектура сети принята с шестью нейронами на входном слое, одним скрытым слоем с десятью нейронами и одним нейроном в выходном слое (рис. 7, а). В программе MATLAB по формулам (1) – (14) получены входящие и выходящие значения обучающей выборки. При этом взяты следующие диапазоны изучаемых величин: подача – 0,07...0,9 мм/об с шагом 0,05 мм/об; радиус при вершине резца – 0,5...1 мм с шагом 0,5 мм; глубина резания – 0,5...2 мм с шагом 0,5 мм; главный угол в плане резца – 45°...95° с шагом 10°; скорость резания – 20...100 м/мин с шагом 10 м/мин; главный передний угол резца – 6°...21° с шагом 5°; главный задний угол резца – 8°...16° с шагом 2°. Теплофизические и физико-механические свойства материала заготовки приняты для стали 45:  $a = 8 \cdot 10^{-6} \text{ м}^2/\text{с}$ ;  $\tau_p = 4,85 \cdot 10^8 \text{ Н/м}^2$ ;  $\lambda = 40,2 \text{ Вт}/(\text{м}\cdot\text{К})$ . В качестве материала режущей части резца использован твердый сплав Т14К8,  $\lambda_p = 33,9 \text{ Вт}/(\text{м}\cdot\text{К})$ . Для этих данных рассчитана сила, действующая на заднюю поверхность резца, чтобы использоваться в качестве выходящих значений обучающей выборки. После этого проведена нормализация входных данных и приведение их к одному диапазону.



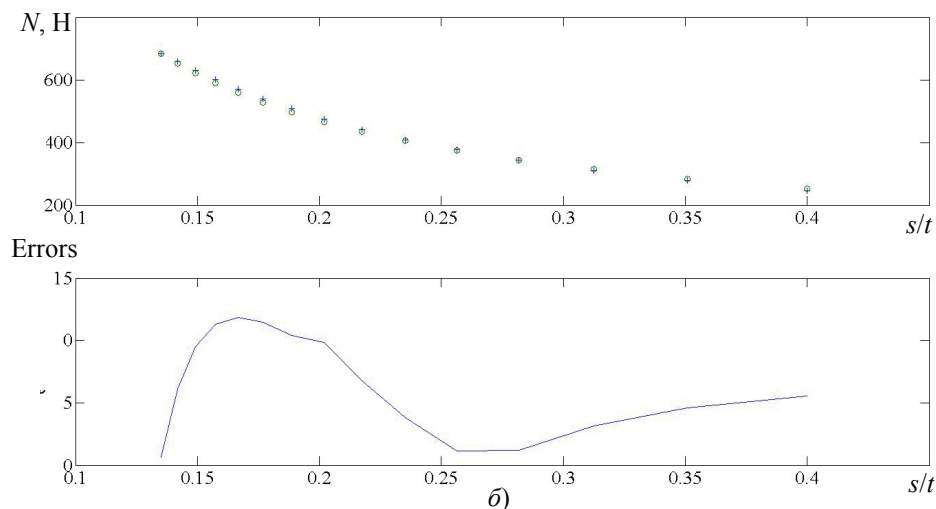
**Рис. 7. Архитектура сетей с шестью (а) и пятью (б) нейронами на входном слое, одним скрытым слоем с десятью нейронами и одним нейроном в выходном слое**

Для наглядного изображения результатов тестирования построены графики зависимости силы, действующей на заднюю поверхность резца, от отношения  $s/t$  (рис. 8, *a*). Чтобы отобразить величину отклонения результатов, выданных нейронной сетью, от значений, полученных при математическом моделировании, построены графики, отображающие величину ошибки сети, из которых видно, что величина ошибки сети довольно мала.

Для нейронной сети, определяющей силу, действующую на заднюю поверхность резца, в качестве входов выбраны критерий  $Re$  и  $F$ , главный передний угол  $\gamma$ , толщина и ширина среза. Принята архитектура сети с пятью нейронами на входном слое, с одним скрытым слоем с десятью нейронами и одним нейроном в выходном слое (см. рис. 7, *б*). Входящие значения обучающей выборки взяты такие же, как и при моделировании сети для определения силы, действующей на заднюю поверхность резца. Результаты тестирования сети и ее ошибка показаны на рис. 8, *б*, из которого видно, что величина погрешности сети довольно мала.



*a)*



*б)*

**Рис. 8. Зависимости сил, действующих на заднюю (*a*) и переднюю (*б*) поверхности резца, от параметров процесса резания и ошибка сети при  $\varphi = 45^\circ$ ,  $r = 0,5$  мм:  
+ – ответ нейронной сети; ○ – математическая модель**

## Заключение

Таким образом, показана перспективность применения нейронных сетей при моделировании процесса обработки материалов резанием на примере токарной обработки и для определения его управляющих параметров. Доказана способность нейронной сети заменить математические расчеты при моделировании процесса резания.

Созданные нейронные сети рекомендуются к использованию при разработке блока нейросетевого моделирования для интеллектуальной САПР процессов обработки материалов резания [9], который предназначен для определения параметров физической модели процесса резания, необходимых для дальнейших расчетов в САПР.

*Работа выполнена в рамках проекта «Разработка интеллектуальной системы автоматизированного проектирования процессов механической обработки материалов» по программе «Участник Молодежного Научно-Инновационного Конкурса» («У.М.Н.И.К.»).*

### Список литературы

1. Özel, T. Predictive Modeling of Surface Roughness and Tool Wear in Hard Turning Using Regression and Neural Networks / T. Özel, Y. Karpat // International Journal of Machine Tools and Manufacture. – 2005. – Vol. 45. – P. 467 – 479.
2. Yang, L. An In-Process Surface Roughness Recognition System in End Milling Operations / L. Yang, J. C. Chen // The Journal of Technology Studies. – 2004. – Vol.30. – P. 98 – 103.
3. Кабак, И. С. Методика применения аппарата нейронных сетей для решения задач диагностики процесса резания / И. С. Кабак, Н. В. Суханова, А. М. Гаделев // Вестн. МГТУ Станкин. – 2012. – № 4 (23). – С. 130 – 133.
4. Viharos, Z. J. Training and Application of Artificial Neural Networks with Incomplete Data / Z. J. Viharos, L. Monostori, T. Vincze // MicroCAD '99 : International Conf. on Computer Research, University of Miskolc, Hungary, 24-25 February, 1999 / University of Miskolc. – Miskolc, 1999. – P. 123 – 129.
5. Пестрецов, С. И. Методика оптимального проектирования процессов лезвийной обработки материалов / С. И. Пестрецов, А. А. Родина // Вопр. соврем. науки и практики. Университет им. В. И. Вернадского. – 2010. – № 10–12 (31). – С. 369 – 372.
6. Концепция создания системы автоматизированного проектирования процессов производства композиционных материалов (САПР ПКМ) из отходов металлообработки / С. И. Пестрецов [и др.] // Вопр. соврем. науки и практики. Университет им. В. И. Вернадского. – 2011. – № 1(32). – С. 386 – 390.
7. Концепция создания системы автоматизированного проектирования процессов резания в технологии машиностроения / С. И. Пестрецов [и др.]. – М. : Спектр, 2012. – 221 с.
8. Силин, С. С. Метод подобия при резании материалов / С. С. Силин. – М. : Машиностроение, 1979. – 152 с.
9. Алтунин, К. А. Разработка структурной схемы интеллектуальной системы автоматизированного проектирования процессов механической обработки материалов [Электронный ресурс] / К. А. Алтунин, Р. В. Дякин // Проблемы техногенной безопасности и устойчивого развития : сб. науч. ст. молодых ученых, аспирантов и студентов / ФГБОУ ВПО «ТГТУ». – Тамбов, 2015. – Вып. VII. – С. 38 – 42. – Режим доступа : [http://www.tstu.ru/book/elib/pdf/stmu/2015\\_1/10.pdf](http://www.tstu.ru/book/elib/pdf/stmu/2015_1/10.pdf) (дата обращения: 26.01.2016).

## Application of Neural Networks to Modeling of the Turning Process

K. A. Altunin, M. V. Sokolov

Department "Computer Integrated Systems in Mechanical Engineering", TSTU;  
costjaaltunin@yandex.ru

**Keywords:** neural network; neural network modeling of the cutting process.

**Abstract:** Simulation of manufacturing processes, such as the cutting process is the basis for creation of CAD systems. Analytical models of the considered processes can be built, as a rule, only at the considerable simplification. Therefore, neural network modeling is often used to study the cutting process. We propose an algorithm for optimization of the blade materials processing using CAD/CAE/CAM-systems. On the basis of the designed algorithm the CAD system for cutting process optimization was created considering its dynamic component. The operation of the proposed CAD system demands complex calculation and processing of a considerable amount of information. The purpose of this paper is to improve productivity of the given system and its calculation accuracy. The problem is supposed to be solved through artificial intelligence methods in operation units of the created CAD system. In particular, the possibility of using neural networks in materials machining processes simulation and for determination of their control parameters are considered. The review of the current state of methods of neural network modeling of cutting processes is performed. As a result, we created neural networks, determining the thickness and width of the cut during turning, the total length of the working portion of the cutting edges for the cutter, the forces acting on the front and back surface of cutter. Testing of the developed neural networks showed that the calculation errors were quite small.

### References

1. Özel T., Karpaz Y. Predictive Modeling of Surface Roughness and Tool Wear in Hard Turning Using Regression and Neural Networks, *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 2005, vol. 45, pp. 467-479.
2. Yang, L., Chen J.C. An In-Process Surface Roughness Recognition System in End Milling Operations, *The Journal of Technology Studies*, 2004, vol. 30, pp. 98-103.
3. Kabak I.S., Sukhanova N.V., Gadelev A.M. [The method of application of artificial neural networks for solving the problems of diagnosis of the cutting process], *Vestnik MGTU STANKIN* [Transactions of the MSTU "STANKIN"], 2012, no. 4(23), pp. 130-133. (In Russ., abstract in Eng.)
4. Viharos Z.J., Monostori L., Vincze T. Training and application of artificial neural networks with incomplete data, *MicroCAD '99, International Conf. on Computer Research*, University of Miskolc, Hungary, 24-25 February, 1999, pp. 123-129.
5. Pestretsov S.I., Rodina A.A. [Technique of Optimum Designing of Edge Processing of Materials], *Voprosy sovremennoi nauki i praktiki. Universitet im. V.I. Vernadskogo* [Problems of Contemporary Science and Practice. Vernadsky University], 2010, no. 10-12(31), pp. 369-372. (In Russ., abstract in Eng.)
6. Pestretsov S.I., Sokolov M.V., Kolodin A.N., Odnolko V.G. [The Concept of Creation of the System of the Automated Designing of Production Processes of Composite Materials (SAD PCM) from Waste Products of Metal Working], *Voprosy sovremennoi nauki i praktiki. Universitet im. V.I. Vernadskogo* [Problems of Contemporary Science and Practice. Vernadsky University], 2011, no. 1(32), pp. 386-390. (In Russ., abstract in Eng.)

7. Pestrecov S.I., Altunin K.A., Sokolov M.V., Odnol'ko V.G. *Kontsepsiya sozdaniya sistemyi avtomatizirovannogo proektirovaniya protsessov rezaniya v tehnologii mashinostroeniya* [The concept of creating CAD system of cutting processes in technology of machine engineering], Moscow: Spektr, 2012, 221 p. (In Russ.)

8. Silin S.S. *Metod podobija pri rezanii materialov* [The method of similarity in cutting materials], Moscow: Mashinostroenie, 1979, 152 p. (In Russ.)

9. Altunin K.A., Djakin R.V. [Development of the block diagram of intelligent computer-aided design of mechanical processing of materials] *Problemy tehnogennoj bezopasnosti i ustojchivogo razvitija* [Problems of technological safety and sustainable development], Collection of scientific papers of young scientists and students, Tambov: Izdatel'stvo FGBOU VPO "TGTU", 2015, vol. VII, pp. 38-42, available at: [http://www.tstu.ru/book/elib/pdf/stmu/2015\\_1/10.pdf](http://www.tstu.ru/book/elib/pdf/stmu/2015_1/10.pdf) (accessed 26 January 2016) (In Russ.)

---

### **Anwendung der Neuronnetze für die Modellierung des Prozesses der Drehbearbeitung**

**Zusammenfassung:** Es ist die Aufgabe der Bestimmung der Parameter des Prozesses des Drehens mit Hilfe der Neuronnetzmodellierung betrachtet. Es ist die Übersicht des modernen Zustandes der Methoden der Neuronnetzmodellierung der Prozesse des Schneidens durchgeführt. Es sind die Neuronnetze geschaffen, die die Dicke und die Breite des Schnittes bei der Drehbearbeitung, die summarische Länge der Arbeitsgrundstücke der schneidenden Kanten des Meißels, die Kräfte, die auf die Vorder- und Hinteroberfläche des Meißels gelten, bestimmen. Die Prüfung der erarbeiteten Neuronnetze hat gezeigt, dass die Größe der Fehler ihrer Berechnungen ziemlich klein ist.

---

### **Application des réseaux de neurones pour la modélisation des processus de tournage**

**Résumé:** Est considéré le problème de la définition des paramètres du procédé de tournage à l'aide de la modélisation à neuroréseaux. Est examiné l'état actuel des méthodes de la modélisation à neuroréseaux des processus de la coupe. Sont créés des réseaux de neurones définissant l'épaisseur et la largeur de la coupe lors du tournage, ainsi que la longueur totale de zones d'arêtes de la coupe, les forces agissant sur l'avant et l'arrière de la surface de la lame. Les tests conçus des réseaux de neurones ont montré que l'amplitude des erreurs de calcul est assez faible.

---

**Авторы:** *Соколов Михаил Владимирович* – доктор технических наук, доцент, профессор кафедры «Компьютерно-интегрированные системы в машиностроении»; *Алтунин Константин Анатольевич* – аспирант кафедры «Компьютерно-интегрированные системы в машиностроении», ФГБОУ ВПО «ТГТУ».

**Рецензент:** *Муромцев Дмитрий Юрьевич* – доктор технических наук, профессор, профессор кафедры «Конструирование радиоэлектронных и микропроцессорных систем», проректор по научно-инновационной деятельности, ФГБОУ ВПО «ТГТУ».