

УДК 330.1

doi:10.18720/SPBPU/2/id24-500

*Горбенко Игорь Дмитриевич*<sup>1</sup>,

аспирант;

*Шагниев Олег Булатович*<sup>2</sup>,

доцент, канд. техн. наук

## **ИДЕНТИФИКАЦИЯ МАТЕРИАЛА ЗАГОТОВКИ МЕТОДАМИ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ В МЕХАНООБРАБОТКЕ**

<sup>1,2</sup> Россия, Санкт-Петербург,

Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого;

<sup>2</sup> Россия, Санкт-Петербург, Институт проблем машиноведения РАН;

<sup>1</sup> gorbenko\_id@spbstu.ru, <sup>2</sup> shagniev\_ob@spbstu.ru

**Аннотация.** Работа посвящена разработке системы идентификации материала для системы управления роботом при сверлении для предотвращения потери устойчивости последней в условиях неопределенности свойств материала заготовки. Поставленная задача рассмотрена как задача классификации и решена с использованием метода опорных векторов. Обучение модели проводилось на массиве данных, полученных в результате численного эксперимента. По результатам работы получен эффективный компонент для системы управления, адаптирующий последнюю к неопределенности свойств материала заготовки.

**Ключевые слова:** система управления, устойчивость, идентификация, математическое моделирование, метод опорных векторов, сверление.

**Igor D. Gorbenko**<sup>1</sup>,  
Postgraduate Student;  
**Oleg B. Shagniev**<sup>2</sup>,

Associate Professor, Candidate of Technical Sciences

## **IDENTIFICATION OF THE WORKPIECE MATERIAL BY MACHINE LEARNING METHODS IN MACHINING**

<sup>1,2</sup> Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, St. Petersburg, Russia;

<sup>2</sup> Institute for Problems in Mechanical Engineering of RAS, St. Petersburg, Russia;

<sup>1</sup> gorbenko\_id@spbstu.ru, <sup>2</sup> shagniev\_ob@spbstu.ru

**Abstract.** The work focuses on the development of a material identification system for a robot control system during drilling, to prevent loss of stability in the system due to uncertain properties of the workpiece material. This issue is approached as a classification problem and is solved using the support vector machine approach. The model is trained on a dataset generated from a numerical experiment, and based on the results, an effective component is obtained for the control system, enabling it to adapt to changes in the properties of the workpiece material.

**Keywords:** control system, stability, identification, mathematical modeling, support vector machine, drilling.

### **Введение**

Современное развитие науки о материалах предоставляет производству недоступные ранее сочетания механических и физических свойств используемых заготовок. Материалы становятся легче, прочнее, дешевле, но их применение может быть осложнено трудностями в процессе наладки производственных линий, в большей степени, если речь идет об автоматизированных линиях с использованием роботизированных комплексов. Зачастую такие комплексы, в частности системы управления последними, требуют модернизации, адаптирующей их к тем или иным изменениям. Необходимость перенастройки системы управления с учетом свойств материала заготовки обоснована возможностью потери устойчивости при неправильном выборе параметров механообработки [1, 2]. Таким образом, неопределенность свойств материала используемой заготовки может существенно увеличить издержки производства, поэтому возникает задача идентификации материалов в режиме реального времени.

### **1. Постановка задачи**

#### **1.1. Система управления**

Рассмотрим процесс работы системы управления комплексом для механообработки, для определенности выберем сверление. Одной из важных задач, выполняемых этой системой, является обеспечение устойчивости процесса сверления. На рисунке 1 структурная схема такой системы управления.

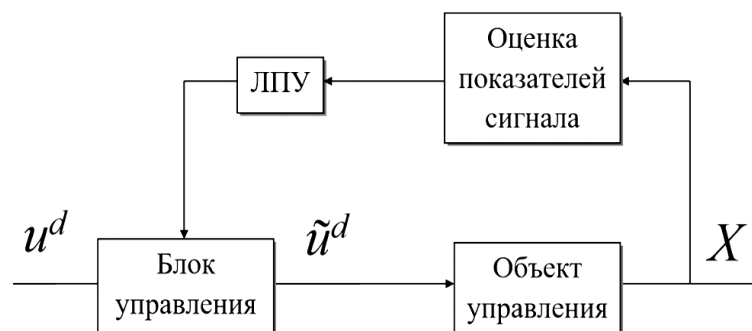


Рис. 1. Структурная схема системы управления

Для известных материалов заготовки можно построить диаграммы устойчивости в пространстве таких параметров как скорость вращения шпинделя и радиальная глубина резания. В соответствии с такой диаграммой могут быть определены оптимальные значения параметров сверления, для которых устойчивость сохраняется. Системе управления требуется определить режим потери устойчивости по оценке показателей сигнала и принять решение логическим переключающим устройством (ЛПУ) о коррекции параметров сверления.

Для отработки режима с неопределенностью свойств материала заготовки предлагается снабдить ЛПУ системой идентификации материала на основе методов машинного обучения. Использование последних обусловлено нелинейностью механических процессов в зоне контакта инструмента и заготовки, затрудняющим использование традиционных методов идентификации.

## 1.2. Описание модели

Как уже было изложено ранее, в качестве объекта управления предлагается рассматривать автоматизированный комплекс для задач сверления. Поскольку задачи работы ограничены режимами устойчивости и потери устойчивости, логично будет рассматривать упрощенную модель, позволяющую получать характерные режимы. Наиболее качественными с точки зрения получения описанных режимов являются модели, основанные на гипотезе резания по следу [3–4]. Данная гипотеза предполагает возникновение в системе свободных колебаний, оставляющих гармонический след на снимаемой стружке, однако при следующем проходе режущей кромки, фазовый сдвиг из-за запаздывания последней может приводить к возникновению автоколебаний и потере устойчивости. Рассмотрим данную модель подробнее, схема приведена на рисунке 2: инструмент упруго закреплен в носителе бесконечной массы.

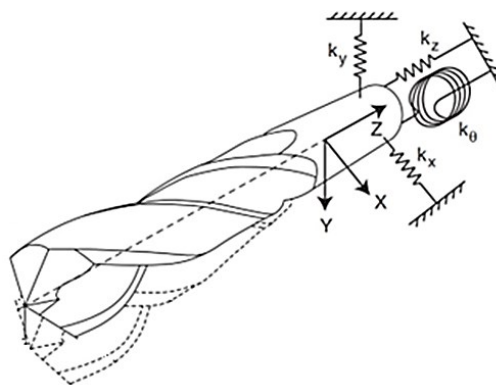


Рис. 2. Схема используемой модели

Инструмент может двигаться по 4 направлениям: 3 ортогональным координатам XYZ, а также поворачиваться вокруг собственной оси на угол  $\theta$ . Со стороны обрабатываемой поверхности на инструмент действуют силы реакции – проекции сил контактного взаимодействия режущей кромки и заготовки. Данная система описывается следующими уравнениями:

$$\begin{aligned}\ddot{x} + 2\xi\omega\dot{x} + c^2x &= \frac{\omega^2}{k}F_x(t), \\ \ddot{y} + 2\xi\omega\dot{y} + \omega^2y &= \frac{\omega^2}{k}F_y(t), \\ \ddot{z} + 2\xi\omega\dot{z} + \omega^2z &= \frac{\omega^2}{k}F_z(t), \\ \ddot{\theta} + 2\xi\omega_\theta\dot{\theta} + \omega_\theta^2\theta &= \frac{\omega_\theta^2}{k_\theta}T_\theta(t),\end{aligned}\tag{1}$$

где  $\{x, y, z, \theta\}$  – собственные координаты инструмента,  $k$  и  $k_\theta$  – жесткости упругих связей в системе,  $\omega$  и  $\omega_\theta$  – соответствующие частоты свободных колебаний,  $\xi$  – коэффициент демпфирования,  $\{F_x, F_y, F_z, T_\theta\}$  – силы контактного взаимодействия.

Или, раскрывая силы контактного взаимодействия через  $\Delta r(t)$  – вектор смещения инструмента за время прохода режущей кромки:

$$\begin{aligned}\ddot{x} + 2\xi\omega\dot{x} + c^2x &= -2k_1b\frac{\omega^2}{k}\left(\frac{k_2}{2tg\alpha}\Delta x(t) + \frac{1}{2tg\alpha}\Delta y(t)\right), \\ \ddot{y} + 2\xi\omega\dot{y} + \omega^2y &= -2k_1b\frac{\omega^2}{k}\left(-\frac{1}{2tg\alpha}\Delta x(t) + \frac{k_2}{2tg\alpha}\Delta y(t)\right), \\ \ddot{z} + 2\xi\omega\dot{z} + \omega^2z &= -2k_1b\frac{\omega^2}{k}\left(k_3\Delta z(t) + \frac{S}{2\pi}k_3\Delta\theta(t)\right), \\ \ddot{\theta} + 2\xi\omega_\theta\dot{\theta} + \omega_\theta^2\theta &= -2k_1b\frac{\omega_\theta^2}{k_\theta}\left((1 - k_2)R\Delta z(t) + \frac{S}{2\pi}(1 - k_2)R\Delta\theta(t)\right),\end{aligned}\tag{2}$$

где  $k_1, k_2, k_3$  – некие коэффициенты резания, зависящие от свойств материалов заготовки и инструмента,  $b$  – радиальная глубина резания,  $S$  – подача,  $\omega$  – парциальные частоты.

Анализ разрешимости этих уравнений относительно сил реакции позволяет получать описанные ранее диаграммы устойчивости для выбранного материала заготовки, скорость подачи, в свою очередь, слабо влияет на области устойчивости. На рисунке 3 приведена диаграмма устойчивости для системы со следующими параметрами:  $k = 1,974 \cdot 10^6 \frac{\text{Н}}{\text{м}}$ ,  $k_\theta = 780 \frac{\text{Н м}}{\text{рад}}$ ,  $k_1 = 1,2 \cdot 10^8 \frac{\text{Н}}{\text{м}^2}$ ,  $k_2 = 0,3$ ,  $k_3 = 2$ ,

$$\omega = 314 \frac{\text{рад}}{\text{с}} \approx 50 \text{ Гц}, \quad \omega_{\theta} = 1482 \frac{\text{рад}}{\text{с}} \approx 236 \text{ Гц}, \quad R = 0,006 \text{ м}, \quad \alpha = \frac{\pi}{6},$$

$$S = 3 \cdot 10^{-4} \frac{\text{м}}{\text{об.}}$$

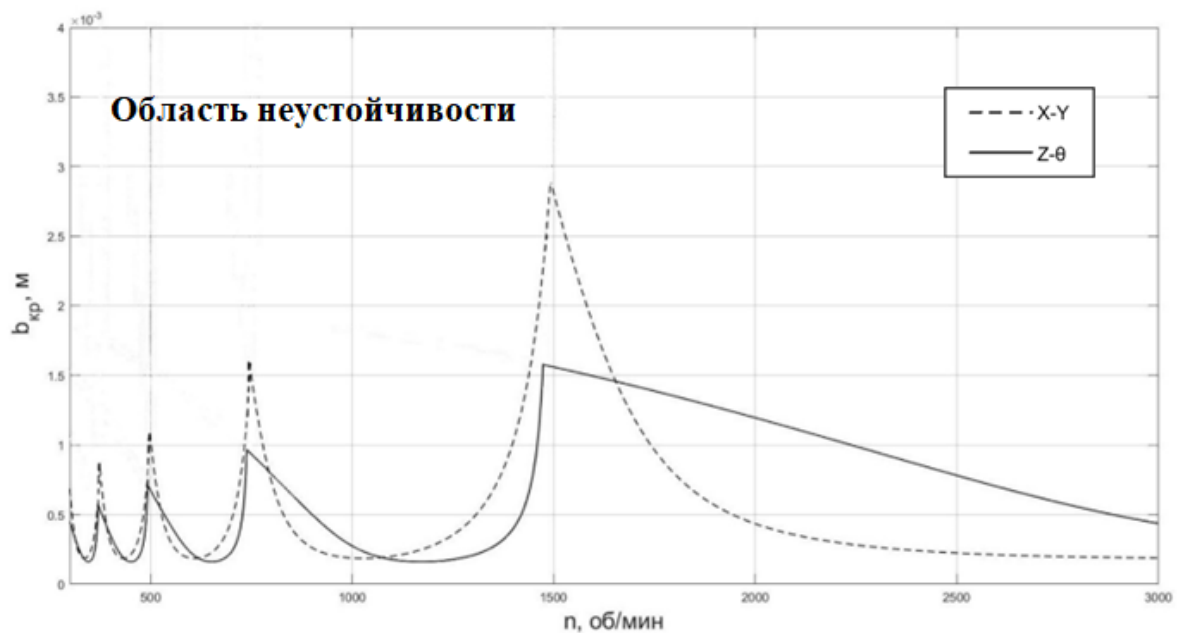


Рис. 3. Диаграмма устойчивости

Однако, как уже было изложено, подобную диаграмму невозможно получить, не обладая полными сведениями о системе, как, например, при неопределенности свойств материала заготовки.

## 2. Идентификация свойств материала

### 2.1. Выбор модели

Существует множество моделей машинного обучения, такие как нейросети, графические модели и т. д. Выбор, как правило, продиктован типом решаемой задачи. Например, поставленную в работе задачу можно рассматривать как задачу о нахождении функции между подаваемыми на вход показателями сигнала и конкретным механическим параметром системы, тогда лучшим вариантом будет использование нейросетей [5, 6]. С другой стороны, задачу можно переформулировать в контексте классификации, что сильно упростит построения: необходимо по показателям сигнала определить класс материала. Для решения подобных задач можно так же использовать нейросети, но наибольшую эффективность показывает другая модель машинного обучения – метод опорных векторов – разбиение гиперпространства предикторов гиперплоскостями с последующим выделением классов.

### 2.2. Набор данных для обучения

Определившись с используемой моделью, продумаем численный эксперимент для получения данных для обучения (метод опорных векторов – модель машинного обучения). Исходя из поставленной задачи, логично моделировать сверление выборки различных материалов с разной

скоростью вращения шпинделя. Однако, если скорость вращения  $n$  входит в уравнения явно, то материал характеризуется тремя абстрактными параметрами  $k_1, k_2, k_3$ , входящими в выражение сил реакции [6]. Для определенности выберем параметр  $k_1$ , варьируя который будем подразумевать варьирование свойств материала заготовки. По результатам такого численного эксперимента будем записывать процессы по координате  $X$ , физическая реализуемость подобного обоснована оцувствленностью шпиндельного блока силомоментным датчиком.

Записанные в ходе численного эксперимента сигналы не могут быть использованы при обучении метода опорных векторов, поскольку модели машинного обучения могут работать только с векторами предикторов, характеризующих сигнал. Исходя из этого сформируем массив данных для обучения следующим образом: на вход будем подавать векторы из статистических показателей сигнала, накопленных за одну секунду и скорости вращения шпинделя, а на выход – класс материала. Схематично данные для обучения представлены в таблице 1. В качестве статистических параметров сигнала в работе использовались математическое ожидание, дисперсия и отношение максимума к минимуму сигнала.

Таблица 1

Данные для обучения

| Вход         |                                  | Выход           |
|--------------|----------------------------------|-----------------|
| $n$ , об/мин | Статистические параметры сигнала | Класс материала |
| ...          |                                  |                 |

### 2.3. Результаты обучения

Качественно характеризовать эффективность работы обученной модели можно с помощью ROC-кривой – графической зависимости правильно предсказанных классов к классам, предсказанный неверно. На рисунке 4 представлены эта зависимость. Для ее построения использовались данные, не участвовавшие в обучении модели. По результатам обучения можно сделать вывод об эффективности модели: все классы предсказаны верно, данная модель может быть использована в системе управления для идентификации материала.

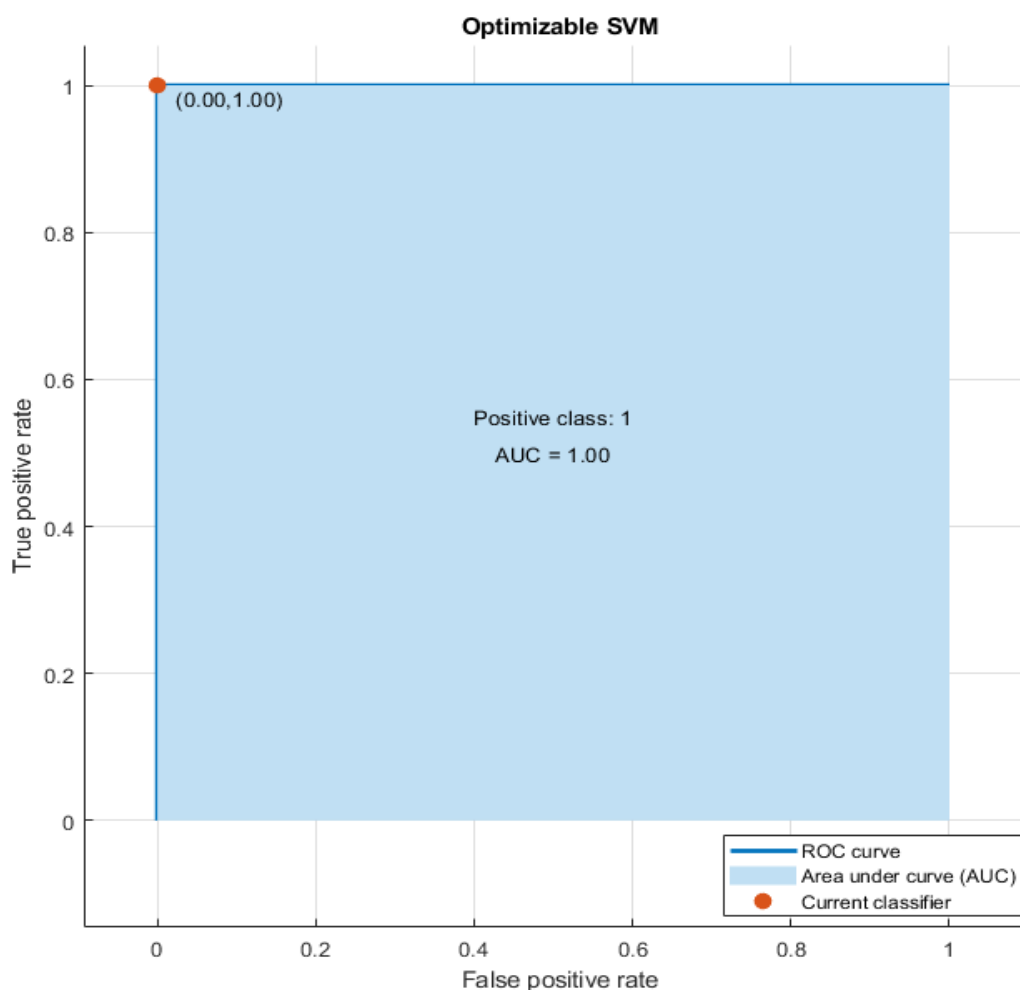


Рис. 4. ROC-кривая

### Заключение

В работе обоснована необходимость разработки систем управления для механообработки, адаптивных к различного рода неопределенностям объекта управления. Разработана модель для идентификации материала заготовки на основе метода опорных векторов, обученного на результатах численного эксперимента. Показана эффективность разработанной модели для решения поставленной задачи. Результаты работы могут быть использованы при разработке систем управления для механообработки: для каждого классифицированного материала может быть проведен анализ устойчивости и определение оптимальных параметров, для которых сохраняется устойчивость.

### Благодарности

Работа поддержана Минобрнауки Российской Федерации (проект госзадания 124041500008-1).

### Список литературы

1. Шагниев О. Б., Булов С. А. Алгоритм адаптации к износу инструмента при механообработке на базе искусственных нейронных сетей // Экстремальная робототехника. – 2021. – № 5. – С. 251–257.

2. Шагниев О. Б., Шаньшин И. К., Бурдаков С. Ф. Управление регенеративными автоколебаниями в процессе фрезерования // Мехатроника. Автоматизация. Управление. – 2019. – № 5. – С. 291–298.
3. Altintas Y., Budak E. Analytical prediction of stability lobes in milling // CIRP Annals – Manufacturing Technology. – 1995. – Vol. 44. – Pp. 357–362. – DOI:10.1016/S0007-8506(07)62342-7.
4. Altintas Y., Roukema J. C. Generalized modeling of drilling vibrations. Part II: Chatter stability in frequency domain // International Journal of Machine Tools & Manufacture. – 2007. – Vol. 47. – Pp. 1474–1485.
5. Irgolic T., Cus F., Paulic M., Balic J. Prediction of cutting forces with neural network by milling functionally graded material // Procedia Engineering. – 2014. – Vol. 69. – Pp. 804–813.
6. Горбенко И. Д., Шагниев О. Б. Обучение искусственной нейронной сети для системы управления процессом сверления при неопределенности свойств материала заготовки // Передовые производственные технологии: компьютерные (суперкомпьютерные) технологии и организация наукоемких производств. Сборник тезисов докладов Национальной научно-практической конференции с международным участием. – СПб., 2023. – С. 172–179.
7. Altintas Y., Eynian M., Onozuka H. Identification of dynamic cutting force coefficients and chatter stability with process damping // Annals of the CIRP. – 2008. – Vol. 57. – Iss. 1. – Pp. 371–374.