УДК 004.051 : 004.021 : 621.181

АНАЛИЗ КАЧЕСТВА СБОРКИ ИЗДЕЛИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДОВ ВОССТАНОВЛЕНИЯ РЕГРЕССИИ

© 2025 Д.А. Скворцова[1], Е.С. Постникова[1], С.В. Александрова[2,3]

[1]ФГБОУ ВО «Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана (национальный исследовательский университет)» – МГТУ им. Н.Э. Баумана
[2] ФГБОУ ВО «МИРЭА – Российский технологический университет» («РТУ МИРЭА)
[3] ФГБОУ ВО «МАИ – Московский авиационный институт (НИУ)», г. Москва, Россия

Статья поступила в редакцию 30.09.2025

Для обеспечения высокой надежности изделия необходимо предусматривать различные методы сборки: метод полной взаимозаменяемости; метод неполной (частичной) взаимозаменяемости; метод групповой (селективной) взаимозаменяемости; метод регулировки с применением компенсаторов; метод пригонки. Выбрать эффективный метод обеспечения заданной точности можно при расчете погрешностей, в том числе расчет размерных цепей собираемого изделия. Расчет погрешности сборки осуществляется с целью определения результирующей погрешности, определения отклонений, оказывающих наибольшее влияние на выходные параметры. Расчет может выполняться аналитически с использованием статистических данных. При сборке изделия могут возникать следующие погрешности: отклонения размеров, формы, взаимного расположения деталей, некачественного выполнения сопряжений, деформации деталей. Эти причины влияют на точность выходных параметров и их надежность. Погрешности сборки могут быть: систематическими, случайными, методическими и инструментальными. Широко известны стандартные методы обработки эмпирических данных. Однако они не в полной мере отражают особенности производственных и технологических процессов. На практике, как правило, приходиться работать с большими массивами данных и трудоемкость вычислений становится очень высокой. В данной работе разрабатывается автоматизированная система для анализа фактической точности сборки изделий на основе методов восстановления регрессии. Практическая значимость данной работы заключается в возможности использования разработанной программы для анализа фактической точности и законов распределения геометрических параметров собираемых компонентов. Реальное распределение векторных погрешностей, полученных в производственных условиях, могут быть описаны множеством различных функций по законам распределения. В большинстве случаев векторные погрешности, определяющие геометрическую точность поверхности, описываются модифицированным законом Релея. Этот закон удобен для его компьютерной интерпретации при расчете векторных и скалярно-векторных размерных цепей с использованием статистических данных, полученных в производстве.

Ключевые слова: восстановление регрессии, векторные погрешности, размерный анализ, фактическая точность сборки, векторные и скалярно-векторные размерные цепи.

DOI: 10.37313/1990-5378-2025-27-6-55-63
EDN: DUFCNP

Данное исследование было проведено в рамках работы по Соглашению о предоставлении из федерального бюджета гранта на проведение крупных научных проектов по приоритетным направлениям научно-технологического развития № 075-15-2024-527 от «23» апреля 2024 г.

1. ТЕХНОЛОГИИ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ПРИ АНАЛИЗЕ КАЧЕСТВА

На сегодняшний день при активной цифровизации промышленности и внедрении в современные производства технологий Индустрии 4.0 появляются новые технологические возможности, которые способствуют повышению конкурентоспособности компаний [1]. В частности, технологии машинного обучения применяются для управления качеством продукции на протяжении всего жизненного цикла [2]. Общий подход к повышению уровня качества включает несколько основных этапов: определение целевой функции качества, сбор данных о значениях показателей процесса, использование технологий машинного обучения для анализа и обработки данных, выработка и принятие решений о мерах по повышению качества.

Скворцова Дарья Александровна, кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры «Промышленная логистика». E-mail: skvortsova_da@bmstu.ru
Постникова Елена Сергеевна, кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры «Организация производства». E-mail: postnikova.el@bmstu.ru
Александрова Светлана Викторовна, кандидат технических наук, доцент, ведущий инженер отдела разработки ИТ-решений ИЦМР РТУ МИРЭА, доцент кафедры 609 МАИ. E-mail: vasil-s@yandex.ru

В современных производствах машинное обучение часто используется для прогнозирования неисправностей или для автоматизированного контроля уровня качества, например, обнаружение или прогнозирование дефектов в материалах или деталях, оценка качества поверхности.

Производственные процессы и критерии качества могут быть разнообразны, например, прогнозирование трещин в деталях [3], оценка шероховатости при лазерной резке [4, 5] или обнаружение дефектов пористости в аддитивном производстве [6]. При этом статистический анализ, используемый для анализа данных и определения статистической значимости различий между выборочными подмножествами, включает в себя *t*-тесты, дисперсионный, корреляционный и регрессионный анализы.

С появлением большого количества информации вопрос о необходимости ускорения и упрощения обработки эмпирических данных стал особенно актуален. Развитие технологий, возможность собирать и хранить данные в электронном виде, позволили удовлетворить возрастающую потребность в принятии обоснованных решений в различных областях.

Появление машинного обучения значительно расширило возможности систематизации данных и прогнозирования. Его известные методы включают в себя нейронные сети, деревья решений, случайный лес и градиентный бустинг. Однако они могут быть очень дорогостоящими, особенно если требуется большой объем данных или построение сложной модели.

Так же широко известны статистические методы обработки эмпирических данных [7, 8, 9] и др. Однако они не в полной мере отражают особенности производственных и технологических процессов. На практике, как правило, приходиться работать с большими массивами данных и трудоемкость вычислений становится очень высокой [10]. Очевидно, что при современном развитии информационных технологий следует создать программу, которая позволит ускорить и упростить обработку эмпирических данных, полученных в условиях производства [11, 12].

2. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Для решения задачи восстановления зависимости по эмпирическим данным формально необходимо на векторном пространстве Z задать класс функций $\{g(z)\}, z \in Z$, определить критерий качества выбираемой зависимости (функционал) $I(g) = \int \Phi(z, g(z))dz$ и найти такую фукнцию $g'(z)$, которая доставляет минимум функционалу. При проведении испытаний можно определить стохастическую связь между вектором $x \in X$ и скаляром $y \in Y$, но это требует восстановления условной плотности $P(y/x)$, что является трудной задачей. На практике при обработке результатов измерений достаточно знать функцию условного математического ожидания, т.е. функцию, которая каждому x ставит в соответствие число $y(x)$, равное математическому ожиданию скаляра y: $y(x) = \int y\mathrm{P}(y/x)dy$. Тогда задачей восстановления регрессии является задача восстановления функции условного математического ожидания.

Для обеспечения качества сборочных процессов, особенно при автоматизированной сборке, необходимо переработать систему процедур размерного анализа с учетом всех возможных составляющих погрешностей. Для реального технологического процесса параметры погрешностей, возникающих в производстве, могут не совпадать с расчетными, как по характеру законов распределения, так и по их параметрам. При этом следует анализировать как скалярные, так и векторные погрешности. С этой точки зрения необходимо провести статистический анализ точности реальных компонентов сборочного состава изделия.

3. ОПИСАНИЕ ВЫБРАННЫХ АЛГОРИТМОВ

В соответствии с предлагаемой методикой статистических исследований производственных погрешностей, влияющих на качество сборки, обработка эмпирических данных осуществляется в несколько этапов:

- построение эмпирической кривой;
- вычисление ее параметров и характеристик;
- выравнивание эмпирического распределения;
- сравнение эмпирических и теоретических функций по критериям согласия.

Разработанная программа позволяет осуществлять статистическую обработку эмпирических данных с получением скалярных и векторных параметров распределений. Для этого достаточно ввести исходные данные и определить необходимое количество интервалов.

Результаты обработки выводятся в виде таблицы и графиков в Microsoft Office Excel, что позволяет быстро и наглядно анализировать полученные данные. Программа, реализующая алгоритм обработки эмпирических данных и построение полигонов графиков, разработана с применением объектно-ориентированного языка программирования C#.

4. ЭКСПЕРИМЕНТ И АНАЛИЗ РЕЗУЛЬТАТОВ

Рассмотрим результаты обработки измерений отклонений отверстий корпуса, к которым присоединяется плата при помощи винтов. Проводились измерения пяти размеров у корпуса и платы (расстояние от базовой поверхности до края отверстия по осям X и Y). Измерения проводились с погрешностью не более 0,01 мм. На рисунке 1 приведен пример измерения параметров отверстия.

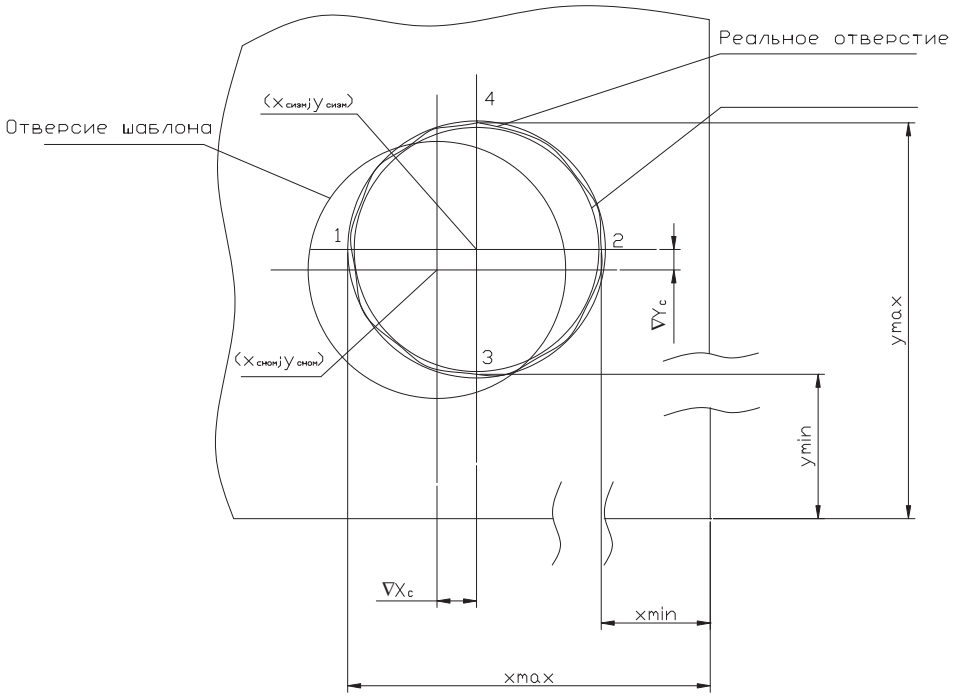


Рис. 1. Пример измерения параметров отверстия

Для вычисления координаты центра измеряемого отверстия необходимо было измерить значения по оси X: x_{mini}, x_{maxi} и по оси Y: y_{mini}, y_{maxi}.

Координаты центра отверстия (x_{ci}; y_{ci}) вычисляется следующим образом:

$$x_{ci} = \frac{x_{\max i} - x_{\min i}}{2};\ y_{ci} = \frac{y_{\max i} - y_{\min i}}{2}.$$

Отклонения центра от номинала при этом будут равны:

$$x_{ci} = x_{c\,\text{ном}\,i} - x_{c\,\text{изм}\,i};\ y_{ci} = y_{c\,\text{ном}\,i} - y_{c\,\text{изм}\,i},$$

где ($x_{сномі}$; $y_{сномі}$) – координаты центра номинального отверстия,

($x_{сизмі}$; $y_{сизмі}$) – координаты центра измеряемого отверстия.

За диаметр реального отверстия принимался диаметр вписанной окружности.

Для вычисления отклонения диаметра отверстий необходимо найти диаметр вписанной в отверстие окружности с центром в точке с координатами (x_{ci}; y_{ci}). При большом увеличении проводили подбор вписанной окружности, относительно которой производились дальнейшие измерения отклонений. Отклонение диаметра от номинала рассчитывали, как разность диаметров номинального отверстия ($d_{номі}$) и измеренного ($d_{измі}$): $d_i = d_{\text{номі}} - d_{\text{измі}}$. Отклонение расположения центра отверстия является векторной погрешностью. Длина вектора при этом будет равна:

$$r_i = \sqrt{{x_{ci}}^2 + {y_{ci}}^2}.$$

При помощи разработанной программы произведена обработка экспериментальных данных, построены графики эмпирических кривых и проведена процедура восстановления регрессии для измеренных отверстий.

На рисунке 2(а) изображен результат обработки отверстия № 1 корпуса. Выравнивание эмпирического распределения может осуществляться по закону Релея, однако при проверке результатов по критериям согласия Колмогорова эта гипотеза не подтверждается. Для этого распределения больше подходит закон редких событий Пуассона.

Также проведены результаты обработки измерений отверстий № 2, 3, 4, 5 корпуса. Выравнивание эмпирических распределений результатов измерения этих отверстий осуществляется по закону Релея. Измерение отверстий № 3, 4, 5 показало смещение графиков относительно начала координат

на некоторую величину, что говорит о наличии постоянной составляющей векторной погрешности *a*. Для отверстия № 3 *a* = - 0,05 мм, для отверстия № 4 *a* = - 0,04 мм, для отверстия № 5 *a* = - 0,075. На рисунке 2(б) изображен результат обработки отверстия № 5 корпуса.

При этом, если выделить все выровненные кривые и построить их на одном поле для отверстий корпуса (рисунок 2, в), то видно, что чем дальше расположено отверстие от базовой поверхности, тем больше смещение графиков эмпирического и выровненного распределения значений по отклонению r_i.

На рисунке 3(а) представлены результаты выравнивания эмпирического распределения результатов обработки измерений отверстия № 1 платы по закону Релея и закону равной вероятности. В результате проверки результатов по критериям согласия подтверждается гипотеза закона равной вероятности. Остальные эмпирические кривые выравниваются по закону Релея. Как и в случае с отверстиями корпуса, измерение отверстий № 3, 4, 5 платы также показало смещение графиков относительно начала координат на некоторую величину, что тоже говорит о наличии постоянной составляющей векторной погрешности *a*. Для отверстия № 3 *a* = - 0,045 мм, для отверстия № 4 *a* = - 0,05 мм, для отверстия № 5 *a* = - 0,08 мм. На рисунке 3(б) изображен результат обработки отверстия № 5 платы.

При этом, по рисунке 3(в) видно, что чем дальше расположено отверстие от базовой поверхности, тем больше смещение оси отверстия.

Векторные погрешности характерны для поверхностей вращения, которые могут быть рассмотрены в форме торцевого и радиального биения. Проведем статистическое исследование подобных погрешностей с целью установления формы кривых распределения и их соответствия допуску на отклонения формы и расположения поверхности.

Так на рисунке 4(а) приведена гистограмма торцевого биения цилиндрической поверхности резьбового штыря Ø4 мм с допуском на данный параметр T=45 мкм. Приведенная гистограмма наиболее полно соответствует закону равновозрастающей вероятности, определяется значительным люфтом подшипника шпинделя. На рисунке 4(б) показана гистограмма радиального биения смежной цилиндрической поверхности штыря Ø5 мм с допуском на данный параметр 45 мкм.

Радиальное биение может возникать в процессе токарной обработки. Помимо фактической точности станка на данную векторную погрешность могут оказывать влияние погрешность установки, отклонение формы заготовки и нестабильность свойств материала в окружном направлении.

Приведенная диаграмма наиболее полно описывается законом Пуассона:

$$\varphi(r) = (\lambda r)^m e^{-\lambda r}/m!$$

с параметром $a = \lambda r$ =1,55.

В этой формуле λr – есть математическое ожидание числа точек, попадающих на отрезок [0, *r*] К недостатку использования в подобных случаях закона Пуассона для непрерывно изменяющейся погрешности относится отсутствие возможности вычисления факториала из нецелых чисел.

Однако наиболее простым способом описания векторных погрешностей подобного рода может служить закон Релея, определенный по формуле:

$$\varphi(r) = \frac{r}{\sigma^2} e^{-\frac{(r)^2}{2\sigma^2}}.$$

Свойство закона Релея заключается в том, что при $p_X(0) = 0$. Это не всегда соответствует результатам статистического анализа реальных производственных распределений. Поэтому введем новый модифицированный закон Релея со слагаемым *b* при параметре *r* данного распределения:

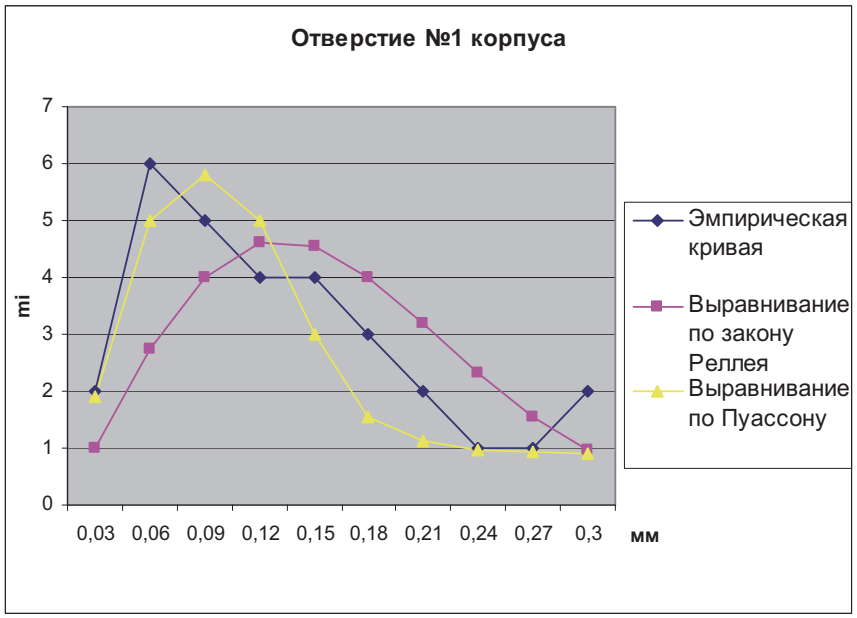
$$\varphi(r) = \frac{r+a}{\sigma^2} e^{-\frac{(r+a)^2}{2\sigma^2}}.$$

Известно, что для закона Релея соотношение МО к СКО равно: $\frac{m_r}{\sigma_r} = 1{,}25$.

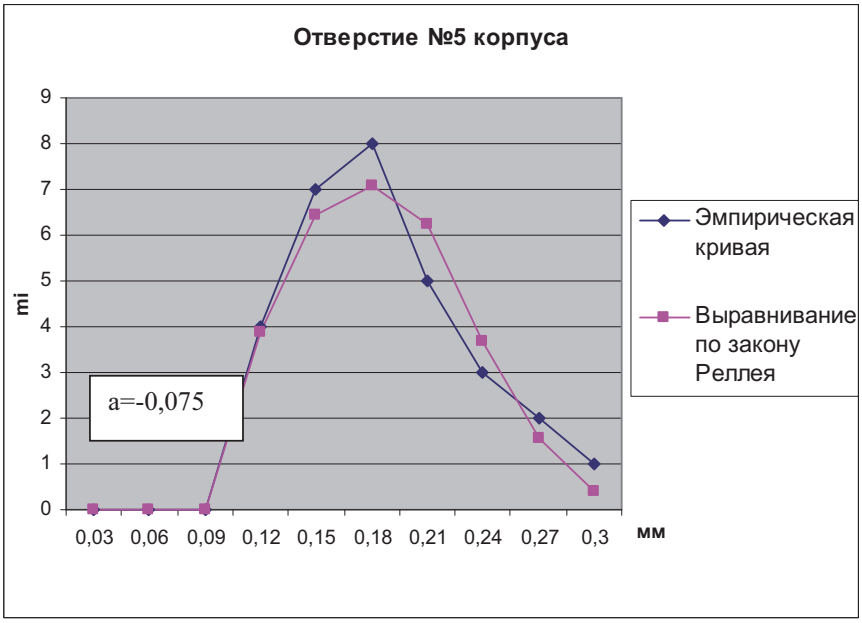
В результате обработки распределений производственных данных определяются значения m_r и σ_r, поэтому значение параметра *a* можно определить из соотношения $a = 1{,}25\sigma_r - m_r$. При отрицательном значении *a* график сдвигается вправо по оси абсцисс, а при значениях *a* больше нуля - влево.

Обработка для модифицированного закона Релея заключается в переносе начала координат в точку пересечения гипотетический кривой распределения с осью абсцисс. Наличие положительного по величине параметра *a* во многих случаях достаточно характерно для реальных распределений векторных погрешностей.

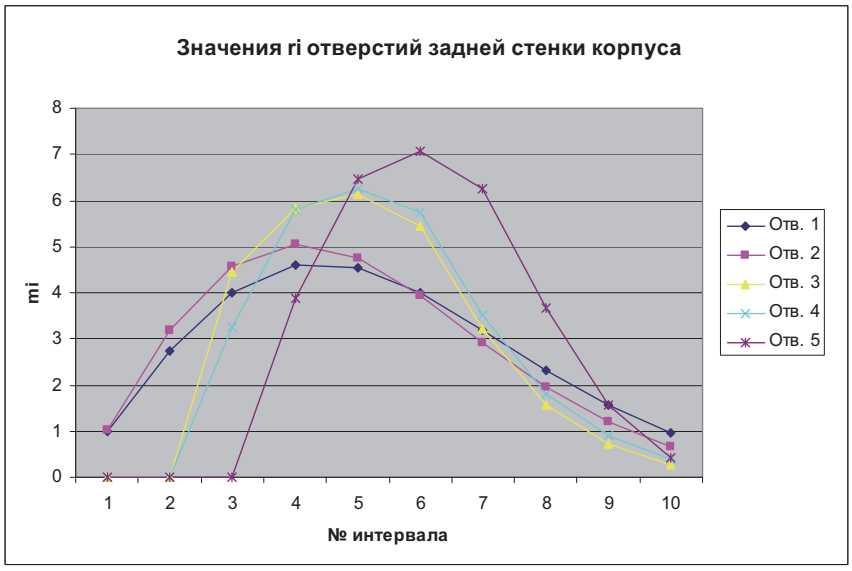
В случае расстроенного по точности технологического процесса кривая модифицированного распределения Релея может быть существенно сдвинута вправо, при этом параметр *a* имеет отрицательное значение. В этом случае модифицированный закон Релея с параметром *a* в достаточно степени адекватно описывает характер данного распределения.



а

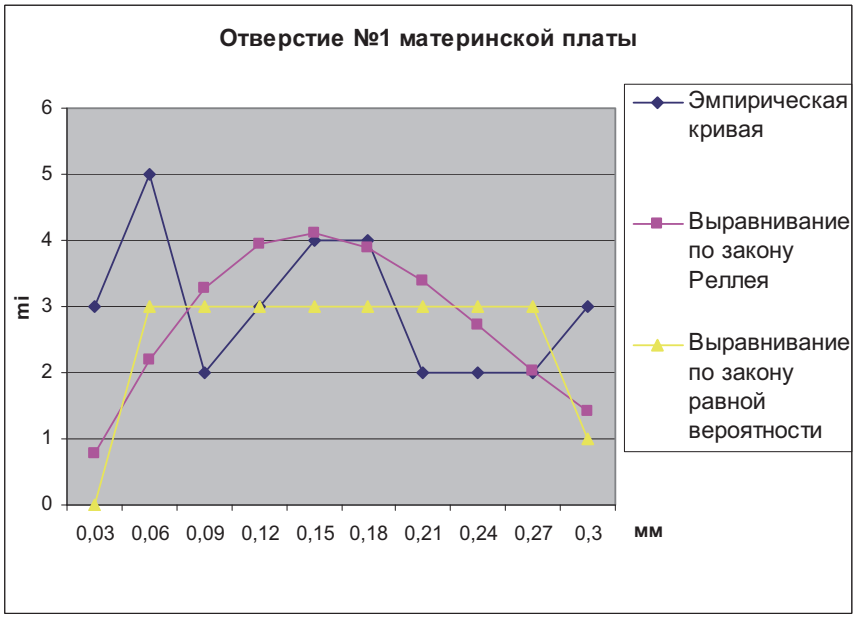


б

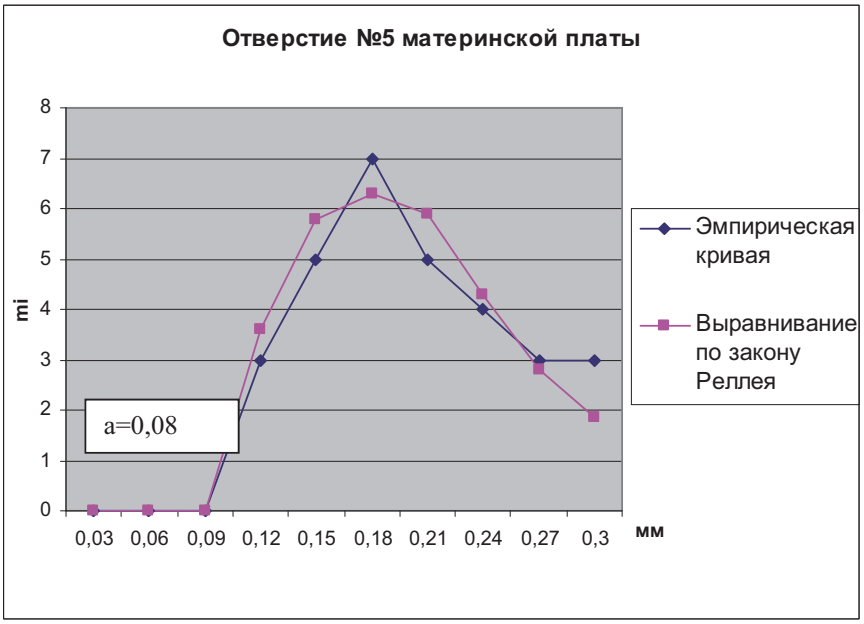


в

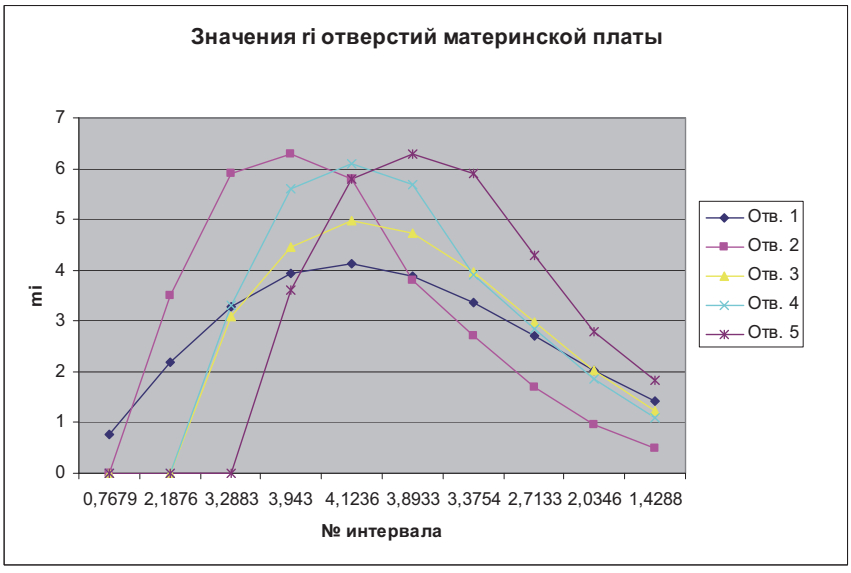
Рис. 2. Результат обработки отверстий корпуса



а

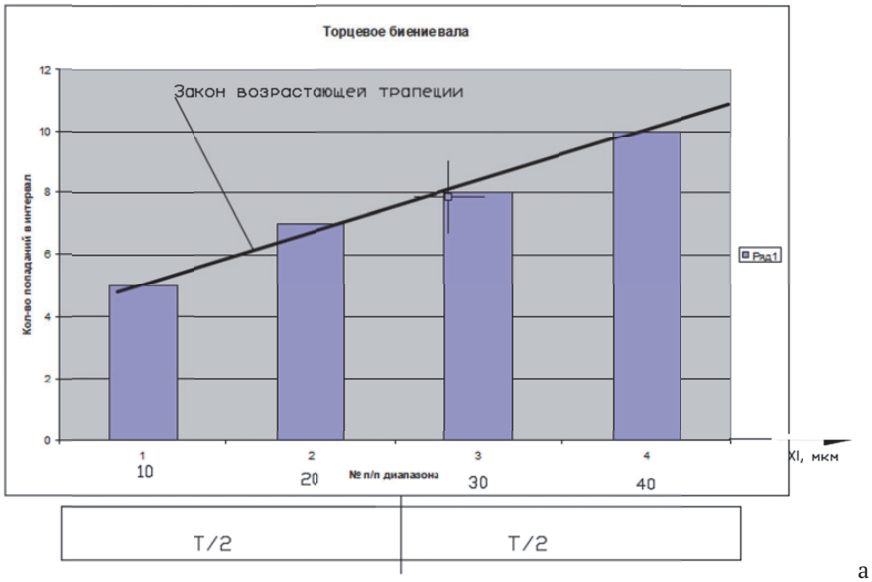


б

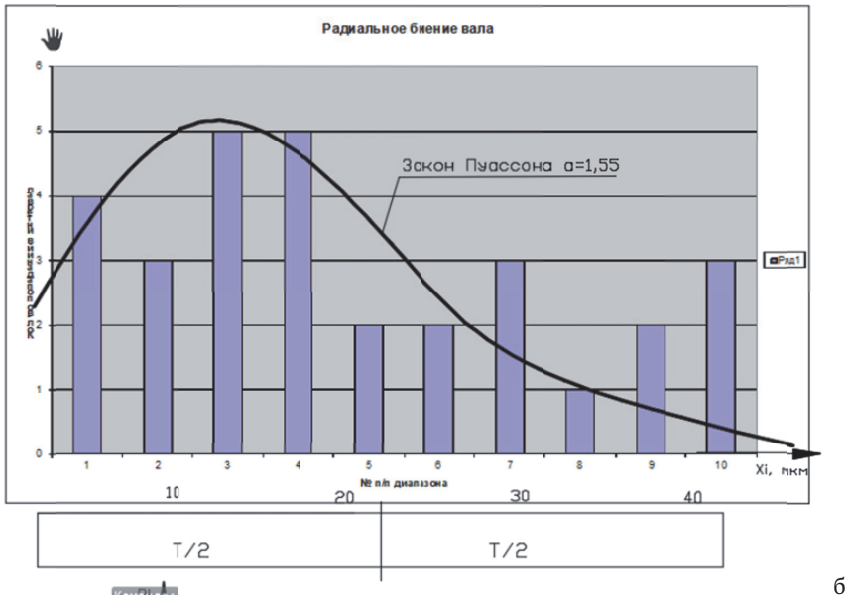


в

Рис. 3. Результат обработки измерений отверстий платы



а



б

Рис. 4. Гистограмма:
а) торцевого биения цилиндрической поверхности резьбового штыря;
б) радиального биения смежной цилиндрической поверхности штыря

Таким образом, реальное распределение векторных погрешностей, полученных в производственных условиях, могут быть описаны некоторым множеством различных функций распределения по законам равной вероятности, треугольника, равновозрастающей и равноубывающей вероятности, трапеции, Гаусса, Лапласа-Шарлье, модуля разности, Пуассона и др. В большинстве случаев векторные погрешности, определяющие геометрическую точность поверхности, описываются модифицированным законом Релея. При этом параметр *a* может иметь нулевое, положительное и отрицательное значения. Этот закон весьма удобен для его компьютерной интерпретации при расчете векторных и скалярно-векторных РЦ с использованием статистических данных, полученных в производстве.

ВЫВОДЫ

В данной работе проведено исследование геометрических погрешностей, влияющих на точность сборки в производственных условиях. Установлены виды эмпирических законов распределения производственных погрешностей, наличие у них явно выраженных систематических и случайных векторных составляющих. Установлена закономерность увеличения погрешности расположения оси отверстия основной платы (в пределе до 0,07 мм) в зависимости от их расстояния от технологических баз.

Разработана методика обработки результатов измерений математическими методами и специальная программа, которая позволяет восстанавливать регрессию для эмпирических данных в соответствии с разработанной методикой и выводить их в виде таблицы и графиков. Анализ полученных данных показал, что реальное распределение векторных погрешностей могут быть описаны различными законами распределения со значительным смещением относительно теоретического положения. Выявлена необходимость введения нового параметра *a* в законы распределения (в частности, в закон Релея), который позволит учитывать смещение функций распределения в направлении оси ординат и проводить интерпретацию законов при расчете на ЭВМ векторных и скалярно-векторных РЦ.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Очевидно, что необходимость анализа данных и восстановление их функциональной зависимости возникает из-за желания понять, как объект будет вести себя в последующие периоды времени. Поэтому упорядочивание данных об объекте и прогнозирование его поведения стало важным инструментом для различных областей, который позволяет принимать обоснованные решения, выявлять закономерности и тенденции, а также предсказывать последствия различных сценариев.

Касательно машиностроения, результаты обработки данных могут быть использованы для улучшения качества продукции — уменьшение брака, и повышения эффективности работы оборудования — предсказание отказов оборудования может помочь предотвратить возможные сбои и увеличить время его работы. Также можно использовать данные об объекте для оптимизации производственных процессов, например, для определения оптимальных режимов работы оборудования или для оптимизации маршрутов доставки.

Таким образом, можно говорить о том, что систематизация данных об объекте и предсказание его будущих значений по восстановленной функциональной зависимости может помочь улучшить качество принимаемых решений и повысить эффективность бизнес-процессов в различных областях.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Скворцова, Д.А.* Современные тенденции развития технологий Индустрии 4.0 при управлении цепями поставок / Д. Скворцова, О. Зобнина, А. Дю // Логистика. – 2022. – № 1(182). – С. 32-36. – EDN ZUDDXB.
2. *Hehenberger P., Hehenberger P.* Qualitätsmanagement in der produktion //Computerunterstützte Produktion: Eine kompakte Einführung. – 2020. – С. 197-228.
3. *Meyes R. et al.* Ablation studies in artificial neural networks //arXiv preprint arXiv:1901.08644. – 2019.
4. *Meyes R. et al.* Motion planning for industrial robots using reinforcement learning //Procedia CIRP. – 2017. – Т. 63. – С. 107-112.
5. *Zhang Y., Lei J.* Prediction of laser cutting roughness in intelligent manufacturing mode based on ANFIS //Procedia engineering. – 2017. – Т. 174. – С. 82-89.
6. *Zhang B., Liu S., Shin Y. C.* In-Process monitoring of porosity during laser additive manufacturing process //Additive Manufacturing. – 2019. – Т. 28. – С. 497-505.
7. *Иосифов, П. А.* Аналитическое описание эмпирических функций распределения вероятностей: проблемы и решения / П. А. Иосифов, А. В. Кириллин // СТИН. – 2020. – №. 3. – С. 8-13.
8. *Колесников, А. А.* Особенности сбора и обработки данных для расчета надёжности современной релейной защиты / А. А. Колесников, Б. В. Папков // Вестник НГИЭИ. – 2022. – №. 3 (130). – С. 50-64.
9. *Скворцова, Д. А.* Статистическое моделирование производственных процессов гибкой автоматизированной сборки в среде объектно-ориентированного программирования / Д. А. Скворцова // Компьютерные исследования и моделирование. – 2015. – Т. 7. – № 2. – С. 289-300. – EDN SARXLE.
10. *Чжан, Е. А.* К проблеме генерации выборки при идентификации безынерционных процессов / Е. А. Чжан // Сибирский аэрокосмический журнал. – 2015. – Т. 16. – №. 2. – С. 368-375.
11. *Орлов, В. И.* О непараметрической диагностике и управлении процессом изготовления электрорадиоизделий / В. И. Орлов, Н. А. Сергеева // Сибирский аэрокосмический журнал. – 2013. – №. 2 (48). – С. 70-75.
12. *Скворцова, Д. А.* Особенности организации интеллектуальных производственных систем / Д. А. Скворцова, Е. В. Ершова // Наука и бизнес: пути развития. – 2022. – № 3(129). – С. 92-94. – EDN PWZMMJ.

ANALYSIS OF PRODUCT ASSEMBLY QUALITY USING REGRESSION RECOVERY METHODS

© 2025 D.A. Skvortsova[1], E.S. Postnikova[1], S.V. Aleksandrova[2,3]

[1] Bauman Moscow State Technical University (National Research University), Moscow, Russia
[2] MIREA – Russian Technological University (RTU MIREA), Moscow, Russia
[3] Moscow Aviation Institute – MAI, Moscow, Russia

To ensure high product reliability, it is necessary to provide for various assembly methods: full interchangeability method; partial interchangeability method; group (selective) interchangeability method; adjustment method using compensators; fitting method. An effective method for ensuring a specified accuracy can be selected through error calculations, including the calculation of dimensional chains for the assembled product. Assembly error calculations are performed to determine the resulting error and identify deviations that have the greatest impact on the output parameters. The calculation can be performed analytically using statistical data. The following errors may occur during product assembly: deviations in size, shape, and relative positioning of parts, poor-quality mating, and part deformation. These factors affect the accuracy of the output parameters and their reliability. Assembly errors can be systematic, random, methodological, and instrumental. Standard methods for processing empirical data are widely known. However, they do not fully reflect the specific features of production and technological processes. In practice, it is usually necessary to work with large data sets, and the complexity of calculations becomes very high. In this paper, an automated system for analyzing the actual accuracy of product assembly based on regression reconstruction methods is developed. The practical significance of this work lies in the possibility of using the developed program to analyze the actual accuracy and distribution laws of the geometric parameters of assembled components. The actual distribution of vector errors obtained in production conditions can be described by a variety of different distribution functions. In most cases, vector errors determining the geometric accuracy of a surface are described by a modified Rayleigh law. This law is convenient for computer interpretation when calculating vector and scalar-vector dimensional chains using statistical data obtained in production.

Keywords: regression recovery, vector errors, dimensional analysis, actual assembly accuracy, vector and scalar-vector dimensional chains.

DOI: 10.37313/1990-5378-2025-27-6-55-63
EDN: DUFCNP

This study was conducted as part of the work under the Agreement on the provision of a grant from the federal budget for the implementation of major scientific projects in priority areas of scientific and technological development No. 075-15-2024-527 dated April 23, 2024.

REFERENCES

1. *Skvorcova, D.A.* Sovremennye tendencii razvitiya tekhnologij Industrii 4.0 pri upravlenii cepyami postavok / D. Skvorcova, O. Zobnina, A. Dyu // Logistika. – 2022. – № 1(182). – S. 32-36. – EDN ZUDDXB.
2. *Hehenberger P., Hehenberger P.* Qualitätsmanagement in der produktion //Computerunterstützte Produktion: Eine kompakte Einführung. – 2020. – S. 197-228.
3. *Meyes R. et al.* Ablation studies in artificial neural networks //arXiv preprint arXiv:1901.08644. – 2019.
4. *Meyes R. et al.* Motion planning for industrial robots using reinforcement learning //Procedia CIRP. – 2017. – T. 63. – S. 107-112.
5. *Zhang Y., Lei J.* Prediction of laser cutting roughness in intelligent manufacturing mode based on ANFIS //Procedia engineering. – 2017. – T. 174. – S. 82-89.
6. *Zhang B., Liu S., Shin Y. C.* In-Process monitoring of porosity during laser additive manufacturing process //Additive Manufacturing. – 2019. – T. 28. – S. 497-505.
7. *Iosifov, P. A.* Analiticheskoe opisanie empiricheskih funkcij raspredeleniya veroyatnostej: problemy i resheniya / P. A. Iosifov, A. V. Kirillin // STIN. – 2020. – №. 3. – S. 8-13.
8. *Kolesnikov, A. A.* Osobennosti sbora i obrabotki dannyh dlya rascheta nadyozhnosti sovremennoj relejnoj zashchity / A. A. Kolesnikov, B. V. Papkov // Vestnik NGIEI. – 2022. – №. 3 (130). – S. 50-64.
9. *Skvorcova, D. A.* Statisticheskoe modelirovanie proizvodstvennyh processov gibkoj avtomatizirovannoj sborki v srede ob"ektno-orientirovannogo programmirovaniya / D. A. Skvorcova // Komp'yuternye issledovaniya i modelirovanie. – 2015. – T. 7. – № 2. – S. 289-300. – EDN SARXLE.
10. *Chzhan, E. A.* K probleme generacii vyborki pri identifikacii bezynercionnyh processov / E. A. Chzhan // Sibirskij aerokosmicheskij zhurnal. – 2015. – T. 16. – №. 2. – S. 368-375.
11. *Orlov, V. I.* O neparametricheskoj diagnostike i upravlenii processom izgotovleniya elektroradioizdelij / V. I. Orlov, N. A. Sergeeva // Sibirskij aerokosmicheskij zhurnal. – 2013. – № 2 (48). – S. 70-75.
12. *Skvorcova, D. A.* Osobennosti organizacii intellektual'nyh proizvodstvennyh sistem / D. A. Skvorcova, E. V. Ershova // Nauka i biznes: puti razvitiya. – 2022. – № 3(129). – S. 92-94. – EDN PWZMMJ.

Daria Skvortsova, PhD (Engineering), Associate Professor, Associate Professor, Department of Industrial Logistics. E-mail: skvortsova_da@bmstu.ru
Elena Postnikova, PhD (Engineering), Associate Professor, Associate Professor, Department of Production Organization. Email: postnikova.el@bmstu.ru
Svetlana Aleksandrova, PhD in Engineering, Associate Professor, Leading Engineer of the IT Solutions Development Department of the RTU MIREA, Associate Professor of the Department 609 MAI. E-mail: vasil-s@yandex.ru