

# КАЛИБРОВКА СТАНОЧНЫХ УЗЛОВ, ОСНАЩЕННЫХ ТЕНЗОМЕТРИЧЕСКИМИ ДАТЧИКАМИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ АЛГОРИТМОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ КОНТРОЛЯ ТОЧНОСТИ МЕХАНИЧЕСКОЙ ОБРАБОТКИ

## CALIBRATION OF MACHINE COMPONENTS EQUIPPED WITH STRAIN GAUGES USING MACHINE LEARNING ALGORITHMS TO CONTROL THE ACCURACY OF MACHINING

A. Morev

*Summary.* When strain gauges are used, measurement errors occur due to thermal and physical deformations at different force application points in the workspace. This paper examines whether machine learning approaches are suitable for compensating such measurement errors. Two approaches, neural network and multiple linear regression, are investigated. The developed programmes receive as input signals from a force measurement unit equipped with strain gauges and produce as output calculated values for the acting force vector. Finally, the results of the two algorithms used are compared.

*Keywords:* strain gauges; calibration of machine tool systems; machine learning; multi-axis sensors; measurements.

Морев Артем Сергеевич

соискатель, Федеральное государственное казенное военное образовательное учреждение высшего образования «Военная академия материально-технического обеспечения имени генерала армии А.В. Хрулева  
teermann@bk.ru

*Аннотация.* При использовании тензометрических датчиков возникают ошибки измерения из-за температурных и физических деформаций в разных точках приложения силы в рабочем пространстве. В данной статье рассматривается вопрос, насколько подходы машинного обучения подходят для компенсации таких ошибок измерения. Исследуются два подхода — нейронная сеть и множественная линейная регрессия. Созданные программы получают на вход сигналы блока измерения силы, оснащенного тензометрическими датчиками, и выдают на выходе расчетные значения для вектора действующей силы. В заключение сравниваются результаты двух используемых алгоритмов.

*Ключевые слова:* тензометрические датчики; калибровка станочных систем; машинное обучение; многоосевые датчики; измерения.

### Введение

Датчики силы, измеряющие внешние силы, широко используются как в промышленности, так и в научных исследованиях [1]. Шестиосевой тензометрический датчик — это многомерный датчик, который может измерять все линейные компоненты силы и моменты сил. Шестиосевые датчики имеют широкий спектр применения, например, для измерения силы при испытаниях ракетных двигателей, экспериментов с колесами транспортных средств и микроробототехники. Основанные на пьезоэлектрическом или тензометрическом принципе, датчики силы играют важную роль в процессах механической обработки и служат для их мониторинга и оптимизации [2].

Для точной калибровки этот момент является проблемой. Причинами этого могут быть наличие сильных помех, таких как вибрации или тепловые эффекты, а также динамический дисбаланс самого устройства измерения силы. Измерительный блок также может быть подвержен ошибкам, возникающим по различным причинам, например, из-за несовершенства механических составляющих, ограничение точности обработки, по-

перечный эффект тензометрических датчиков и т.д. [3]. По этой причине разработаны алгоритмы для уменьшения погрешностей связи и калибровки датчиков силы.

Однако в огромных объемах экспериментальных данных из большого числа сигналов, необходимых для расчета сил, проявляется нелинейность в корреляциях между силами и ошибками связи. В результате точность линейных методов развязки ограничена и неадекватна, что приводит к необходимости более сложных подходов для калибровки. Поэтому, очевидно, что алгоритмы машинного обучения нашли свой путь в калибровке технических систем.

### Постановка задачи

В данной работе рассматривается калибровка тензометрического датчика, оснащенного устройством измерения силы. Он может измерять силы и моменты по шести степеням свободы, используя 24 канала, из которых четыре канала даны для каждой из четырех сенсорных ножек. Остальные восемь каналов представляют дополнительный датчик возмущений в блоке измерения силы, который имеет значение только для высокодинамичных

сценариев и поэтому в данной работе не рассматривается. Два датчика в четырех сенсорных ножках измеряют смещения в направлении Z. Два других измеряют сигналы в направлениях X и Y, соответственно. Тот факт, что каналов больше, чем степеней свободы твердого тела в пространстве и, что на каждую ногу приходится два Z-канала приводит к избыточности. Четыре сенсорные ножки, соединяющие базовую и верхнюю пластины, образуют механически переопределенную систему. Другими словами, существует множество возможных внутренних состояний напряжения для одной и той же внешней нагрузки на блок измерения силы измерительного блока. Внутренние состояния могут меняться от одного узла системы или даже в течение времени измерения из-за тепловых эффектов. Эти эффекты должны быть учтены при разработке методов калибровки. В качестве показательного примера можно привести только силы, действующие в плоскости.

В данной работе оцениваются только силы, действующие в плоскости XY. Цель состоит в том, чтобы найти способ вычисления расчетных значений для сил, действующих на верхнюю часть блока измерения силы, используя измеренные значения, полученные с помощью тензометрических датчиков. Точка приложения силы в пространстве варьируется между измерениями, но она не известна при оценке сил. Исследуемый сценарий представляет собой высокоточное измерение сил в сочетании с менее динамичной ситуацией, которая позволяет рассматривать процесс квазистатически.

**Экспериментальная установка**

Чтобы применить машинное обучение для решения проблемы калибровки сначала необходимо собрать

данные для работы. Для этого проводится несколько экспериментов. Упругий зонд из титана состоит из цилиндрического корпуса и головки, соединенной с винтом. Он зажимается в шпинделе с помощью цангового патрона и не содержит электрических компонентов. Во время первого эксперимента динамометр Kistler 9256A1 прикручивается к столу станка в качестве эталонного измерительного прибора. Для второго эксперимента он заменяется на измерительную плиту, которую необходимо откалибровать. На соответствующий блок измерения силы сверху надевается адаптер с цилиндрическим отверстием. На динамометре адаптер располагается над центром датчика. На блоке измерения силы, оснащенном тензометрическим датчиком, можно выбрать два различных положения.

Во время эксперимента эластичный зонд погружается в отверстие в верхней части блока измерения силы и перемещается относительно стенок отверстия в восьми различных направлениях, каждое из которых составляет 45° между ними. На рис. 1 показаны направления и последовательность, в которой они приближаются.

Перекрестные помехи становятся заметными во время первых четырех ступеней, когда зонд перемещается только в направлениях X и Y, соответственно, но в обоих случаях усилие в другом направлении также показывает небольшое отклонение. Во временных окнах, в течение которых машина находится в состоянии покоя, сигналы движутся. Это происходит потому, что усилие передается от одной к другой ноге датчика, предположительно за счет эффекта оседания. Следует отметить, что Kistler 9256A1, как и любой другой измерительный прибор, имеет ограниченную точность измерения. Очевидно,

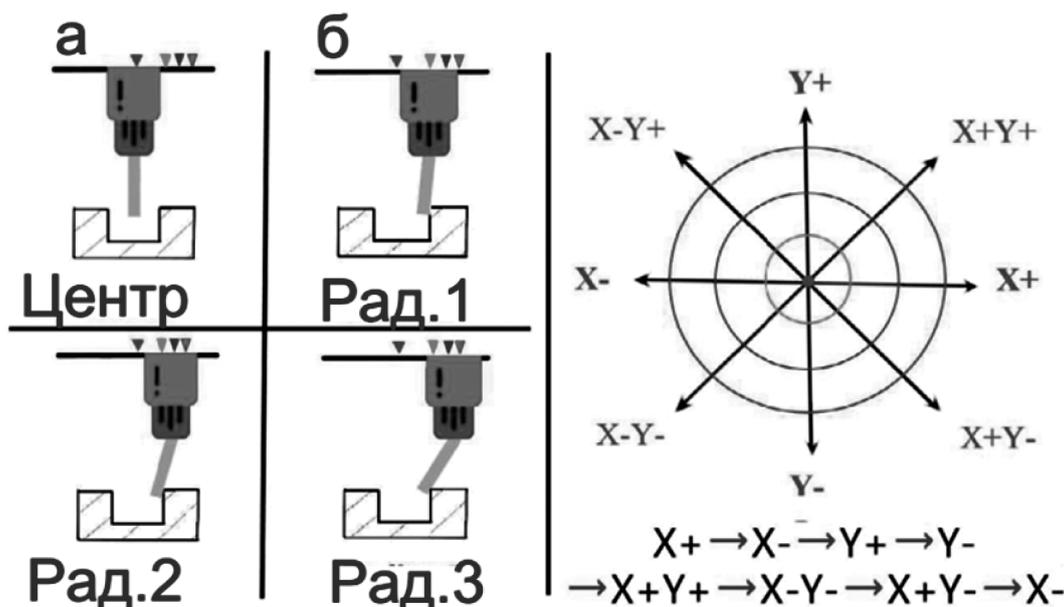


Рис. 1. Программа для генерации данных: а — три радиуса для различных уровней силы; б — восемь направлений и порядок движения

что более качественный набор данных для меток ведет к лучшей калибровке.

### *Калибровка*

Очевидно, что перед суммированием измеряемых сил необходимо просто откалибровать каждый из четырех датчиков. Однако, на практике это приводит к ошибкам в измерениях, поскольку сила, которая передается на сенсорные ножи, отличается при калибровке по сравнению с реальным измерением. В отличие от измерений, при которых испытуемый образец, к которому прикасается зонд, устанавливается непосредственно на одну ножку датчика, при установке верхней пластины приложенные силы передаются преимущественно как силы сдвига, и изгиб ножек датчика сводится к минимуму. С другой стороны, механические характеристики верхней пластины также влияют на сигналы, которые получает весь измерительный блок. Поэтому стоит отметить, что выбранный подход к калибровке с использованием машинного обучения по своей сути учитывает эти влияния.

### *1. Машинные данные*

Машинное обучение — это подход, который придает большое значение обработке больших объемов данных, используемым для обучения и оценки модели. Эти данные собираются как с помощью устройства измерения силы, так и с помощью эталонных измерительных устройств во время выполнения программы ЧПУ программы. В этом случае имеется два набора данных из первого и второго положения измерительного блока и один набор данных от эталонного устройства. Наборы данных состоят из 68 000 строк данных, измеренных за 45 секунд. Каждая строка данных от блока измерения силы состоит из 24 измеренных значений из 24 каналов, которые в контексте машинного обучения считаются характеристиками в контексте машинного обучения. Для эталонного устройства измеренные значения FX и FY считаются метками. Эти наборы данных предварительно обрабатываются таким образом, чтобы для каждой строки каждого набора данных от измерительного блока, назначалась соответствующая строка значений компонентов силы. Таким образом, для каждой позиции создается набор данных с 68 000 образцов пар признаков и меток, что необходимо для обучения и тестирования моделей машинного обучения.

### *2. Анализ данных и выбор алгоритма*

Первым шагом является применение разведочного анализа наборов данных, состоящих из данных сигналов, собранных тензометрическим датчиком, оснащенным тензометрическим устройством для измерения силы, и сигналов силы от эталонного измерительного устрой-

ства. Это процесс анализа и интерпретации наборов данных и обобщения их специфических характеристик с помощью методов визуализации. Этот этап используется для изучения характеристик и выявления скрытых тенденций и взаимосвязей между данными. Кроме того, необходимо определить характер проблемы в контексте машинного обучения, чтобы сделать возможной калибровку. Это приводит к появлению подкатегории машинного обучения, называемой контролируемое обучение, которое заключается в обучении функции, которая сопоставляет вход (сигналы блока измерения силы) с желаемым выходом (физическим силам) и, в частности, к задаче регрессии, поскольку рассматриваются непрерывные во времени переменные. Критерии оценки состоят в способности алгоритма обеспечивать точные предсказания с линейными и нелинейными значениями зависимости, скорости обучения, способности работать с большими наборами данных и проблемы с подгонкой, устойчивостью к избыточности и коллинеарности между признаками, а также устойчивостью к шуму. Множественная линейная регрессия, регрессия опорных векторов, дерево регрессии и алгоритмы глубоких нейронных сетей сравниваются по этим критериям в матрице принятия решений, и выбирается алгоритм с лучшей оценкой. Глубокая нейронная сеть (ГНС) получает более высокий балл по сравнению с другими предложенными алгоритмами. Поэтому она выбрана для решения задачи калибровки. Однако множественная линейная регрессия представляет собой интересный вариант для расширения работы.

### *3. Нейронная сеть*

Нейронная сеть состоит из огромного количества блоков (нейронов), соединенных между собой по определенной схеме. Это следующие блоки: один входной слой, два или более скрытых слоев и один выходной слой. На входной слой поступает информация, подлежащая обработке, выходной слой отображает результаты обработки, а скрытые слои позволяют сигналам двигаться в одном направлении, от входа к выходу. Чтобы найти соответствие между входом и выходом, сеть обучается на образцах парных данных (признаков и меток). После этого определяются веса связи между нейронами, и сеть используется для генерирования прогнозов на основе новых входных данных. Для обучения используется алгоритм обратного распространения, который обучается путем итеративной обработки набора обучающих образцов и сравнения прогноза сети для каждого образца с фактическим целевым значением. Веса изменяются для уменьшения ошибки между прогнозом сети и фактическим целевым значением что представляет собой решение оптимизационной задачи. Эти корректировки выполняются в обратном порядке, начиная с выходного слоя и продвигаясь через каждый скрытый слой к первому [4]. Глубокая нейронная сеть (ГНС) превосходит

все другие алгоритмы, особенно в своей способности обрабатывать сложные взаимосвязи между признаками и метками. Этот алгоритм хорошо подходит для входов и выходов с непрерывными значениями, что делает его первым кандидатом на решение задачи калибровки.

#### 4. Множественная линейная регрессия

Множественная линейная регрессия (МЛР) направлена на выявление связи между двумя или более переменными и переменной отклика путем подгонки линейного уравнения к этим данным [5]. Она обеспечивает короткое время обучения и точное предсказание в случае линейной зависимости между независимыми и зависимыми переменными. Поскольку деформации в блоках измерения силы остаются в пределах линейного диапазона упругости материалов в диапазоне усилий менее 18 Н, можно предположить, что результаты калибровки по крайней мере, правдоподобны. Однако любая нелинейная корреляция между измеренными данными и силой не может быть смоделирована с помощью этого подхода. Этот метод приводит к выявлению скрытой линейной зависимости между отдельными датчиками и приложенными силами, как показано в матрице на рис. 2, основанной на корреляции Пирсона [6]. По этой причине множественная линейная регрессия выбрана в качестве дополнительного возможного подхода к калибровке измерительного блока.

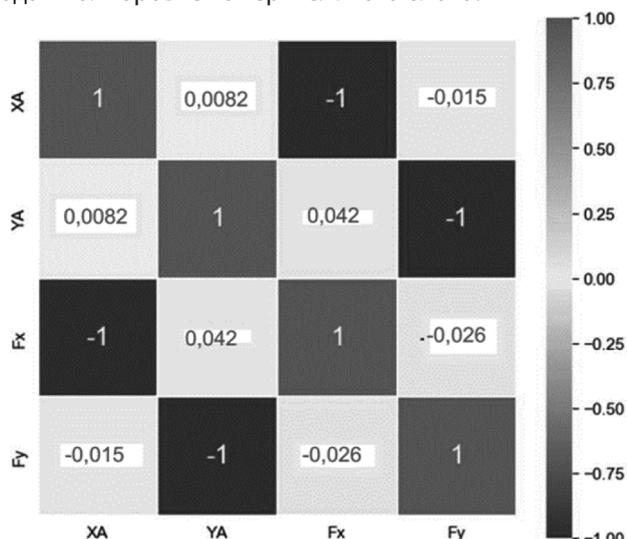


Рис. 2. Корреляционная матрица Пирсона для датчика A

#### 5. Обучение и тестирование

Целью данной работы является измерение действующих физических сил в произвольном положении контакта. Эта гипотеза была проверена для двух различных положений контакта. В этом контексте данные, собранные блоком измерения силы и эталонным были разделены на обучающий и тестовый наборы данных для обучения и тестирования. В процессе обучения моделей

машинного обучения изучаются взаимосвязи между признаками и метками, модели тестируются и оценивается их точность. Три различных набора данных были предоставлены для обучения: набор обучающих данных, состоящий исключительно из данных первой позиции, второй обучающий набор данных из второй позиции и обучающий набор данных с комбинацией данных с обеих позиций. Чтобы убедиться, что модель может предсказывать компоненты силы для любого положения контакта, тестовый набор данных состоит из образцов данных из обоих рассматриваемых положений контакта. Следует отметить, что модель тестируется с помощью новых данных, которые не встречаются в обучающем наборе данных. Для обучения и тестирования, средняя абсолютная ошибка (САО) используется как метрика точности. Три различных варианта обучения оцениваются по достигнутому значению САО, а модели МЛР и ГНС сравниваются по тому же принципу.

#### Сравнение результатов

Для калибровки блока измерения силы определена стратегия которая заключается в реализации модели множественной линейной регрессии и ее обучения на различных наборах данных. После этого проводится оценка на едином тестовом наборе данных. Эта стратегия приводит к следующим результатам: модель МЛР, обученная на обучающем наборе с первой позиции, достигает значения САО 1,8422Н для тестового набора данных и не может делать точные предсказания для новых неизвестных тестовых данных. Для второй позиции модель не может использовать изученные взаимосвязи между образцами в обучающем наборе данных для точного прогнозирования силы и может достичь минимального значения САО в 3,8111Н для тестовых данных. Это меняется после обучения модели на обучающем наборе данных с образцами данных из обоих положений контакта. Модель МЛР может достигать САО 0,3674 Н и способна обобщать данные для обоих положений. Эти результаты можно лучше понять, сравнив прогнозируемые значения силы с фактическими значениями силы в направлении X. В модели ГНС ошибка теста составила 0,5534Н и 0,6134Н для первого и второго вариантов обучения соответственно. Однако наилучшие результаты были достигнуты при третьем варианте обучения, где САО снизился до 0,12757 Н за счет обучения модели на данных образцами данных из обеих позиций.

Модели ГНС и МЛР достигают хороших результатов при калибровке блока измерения силы. Модель МЛР может предсказать силу в диапазоне [-18Н, 18Н] с низкой ошибкой, несмотря на сложные взаимосвязи между переменными. Однако ГНС-модель показывает лучшую производительность, достигая значительно более высокой точности прогнозирования, чем модель МЛР. В таблице 1 представлены различные достигнутые точности

и сравнение моделей множественной линейной регрессии и глубокой нейронной сети и различные варианты обучения на основе средней абсолютной ошибки.

Таблица 1.

Сравнение моделей и вариантов обучения

Вариант обучения	Вариант обучения САО в зависимости от модели	
	МЛР	ГНС
Позиция 1 набор обучающих данных	1,8422Н	0,5534Н
Набор данных для обучения по позиции 2	3,8111Н	0,6134Н
Комбинированный набор данных для обучения	0,3674 Н	0,2365 Н

### Выводы

В данной работе рассмотрена проблема калибровки измерителей силы для высокоточного применения,

решаемая с помощью методов машинного обучения. После сбора массива данных для обучения и тестирования, были реализованы два различных алгоритма калибровки и сравниваются друг с другом. Оба алгоритма демонстрируют способность компенсировать различие точек приложения силы в пространстве. В будущем можно будет исследовать способность алгоритмов работать с более чем двумя различными точками приложения силы над блоком измерения силы. Интересными вопросами здесь являются следующие: сможет ли подход ГНС справиться с повышенной сложностью сценария лучше, чем МЛР, и может ли быть достигнута приемлемая точность при сохранении приемлемых усилий для сбора достаточно большого набора данных для обучения.

### ЛИТЕРАТУРА

1. Леонов, О.А. Метрология, стандартизация и сертификация / Н.Ж. Шкаруба, В.В. Карлузов. — СПб.: Изд-во «Лань», 2022. — 196 с.
2. Раннев, Г.Г. Методы и средства измерений: учебник для вузов / Г. Г. Раннев, Г.Г. Раннев, А.П. Тарасенко. — 2-е изд., стер. — М.: Издательский центр «Академия», 2004. — 336 с.
3. Миронов, Э.Г. Методы и средства измерений: учебное пособие / Э.Г. Миронов. — Екатеринбург, 2009 г. — 463 с.
4. Ким, К.К. Средства электрических измерений и их поверка / К.К. Ким, Г.Н. Анисимов, А.И. Чураков. — СПб.: Изд-во «Лань», 2021. — 316 с.
5. Колчков, В.И. Метрология, стандартизация и сертификация: учебник / В.И. Колчков. — М.: Гуманитар. изд. центр «Владос», 2010. — 398 с.
6. ГОСТ 8.508–84. Государственная система обеспечения единства измерений. Метрологические характеристики средств измерений и точностные характеристики средств автоматизации ГСП. Общие методы оценки и контроля. — М.: Изд-во стандартов, 1986. — 52 с.
7. Бахтин, А.В. Технологические измерения, приборы и информационно-измерительные системы: учебное пособие / А.В. Бахтин, И.В. Ремизова // ВШТЭСБГ УПТД. — СПб., 2020. — 67 с.

© Морев Артем Сергеевич (meermann@bk.ru)

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»