

Анализ Байесовского подхода для диагностики состояния и прогнозирования остаточного ресурса фрезерных станков в авиационном производстве

Н.Б. Лазарева, А.С. Канавичева

Тихоокеанский государственный университет, Хабаровск

Аннотация: В статье рассматривается практическая реализация методологии, основанной на теореме Байеса, в области технической диагностики и прогнозирования остаточного ресурса промышленного оборудования. Акцент делается на способности данного подхода обеспечивать эффективную работу инженеров в условиях неопределенности, характерной для реальных производственных процессов. На примере системы вибромониторинга многоосевых фрезерных станков, критичных для авиационной промышленности при производстве высокоточных алюминиевых компонентов летательных аппаратов, демонстрируется возможность количественного обновления вероятности возникновения неисправностей по мере поступления новых данных с датчиков. Исходные сигналы, такие как уровни вибрации, температуры или акустической эмиссии, трансформируются в вероятностные оценки риска, имеющие практическое обоснование, которые становятся надежной основой для принятия управленческих решений.

Ключевые слова: техническая диагностика, прогнозирование остаточного ресурса, предиктивное обслуживание, инженерные системы, теория принятия решений, авиастроение, экономика ремонта, управление неопределенностью, вероятностные модели, системы мониторинга, адаптивные алгоритмы, интеллектуальная диагностика.

Рассмотрим цех авиастроительного предприятия, где расположены ряды многоосевых фрезерных станков с числовым программным управлением (ЧПУ), выполняющих непрерывную обработку алюминиевых заготовок для ключевых элементов конструкции самолетов — фюзеляжей, крыльев, силовых панелей. Каждая подобная единица оборудования представляет собой высокотехнологичный актив, стоимость которого исчисляется сотнями тысяч или миллионами долларов, и включает сложные механические узлы, прецизионные шпиндели и системы охлаждения. Внезапный отказ или длительный простой такого технологического комплекса из-за неисправности подшипника, инструмента или привода приводит к значительным финансовым и организационным потерям: срыву

контрактных сроков поставок, остановке смежных производственных линий, необходимости сверхурочной работы ремонтных бригад и дорогостоящему аварийному ремонту с использованием дефицитных запчастей [1]. С другой стороны, регулярная остановка станка для плановой диагностики при каждом незначительном отклонении показаний датчиков также не является рациональной. Это влечет за собой снижение общей производительности, излишний расход ресурсов на разборку и сборку узлов, а также профессиональное выгорание персонала, который со временем склонен игнорировать сигналы системы мониторинга из-за частых ложных срабатываний. В этом смысле современные инженерные практики свидетельствуют о стратегическом переходе от реактивных моделей обслуживания (ремонт после поломки) и жестких планово-предупредительных графиков к предиктивным методам, базирующимся на текущем фактическом состоянии каждого конкретного оборудования [2]. Центральная проблема данного перехода связана с корректной интерпретацией непрерывных потоков данных с датчиков вибрации, температуры, акустической эмиссии и других параметров, подверженных влиянию шумов, временных перегрузок или внешних воздействий. Классические частотные статистические методы, базирующиеся на интерпретации вероятности как предельной частоты событий в длительной серии гипотетически идентичных испытаний, зачастую оказываются малоэффективными в подобных сценариях, поскольку текущее состояние конкретного станка является уникальным и не повторяется в точности.

В рамках частотного подхода вероятность события принимается как предельное значение его относительной частоты при неограниченном числе повторений эксперимента в неизменных условиях [3]. Это предполагает существование стабильной генеральной совокупности, что редко выполняется в условиях реального производства, где оборудование стареет,

режимы работы меняются, а внешние факторы вносят нестационарные помехи. Кроме того, частотные методы часто опираются на проверку статистических гипотез с фиксированными уровнями значимости (например, 5%), что не позволяет гибко учитывать предшествующие знания о системе или последовательно обновлять оценку риска по мере поступления новых данных. В результате такие методы могут давать либо излишне консервативные решения (частые ложные тревоги), либо запаздывающие реакции на реальные угрозы, особенно в случае редких, но критичных отказов.

Байесовский подход, названный в честь английского математика и статистика XVIII века Томаса Байеса, предлагает альтернативную, субъективно-объективную трактовку вероятности [4]. В его основе лежит интерпретация вероятности не как фиксированной частоты, а как численной меры уверенности в истинности той или иной гипотезы о состоянии системы, которая последовательно корректируется по мере поступления новых эмпирических данных. Данная особенность оптимально отвечает запросам инженера-диагноста: в его распоряжении всегда находится первоначальное предположение или априорная оценка (основанная на исторической статистике отказов, модельных характеристиках оборудования, условиях эксплуатации и экспертных заключениях), подлежащая последовательному уточнению на основе актуальных измерений с датчиков. Актуальность использования байесовской методологии в современном производстве подкрепляется экспоненциальным ростом объемов данных, собираемых с помощью IoT-датчиков, а также увеличением вычислительных мощностей современных компьютеров и облачных платформ. Это дает возможность выполнять даже сложные байесовские расчеты, включая Марковские цепи Монте-Карло (методы МСМС-симуляций), в режиме реального времени

непосредственно на производственных площадках [5]. Формула Байеса составляет ядро данного метода: $P(A|B) = [P(B|A) \times P(A)] / P(B)$.

Применительно к задачам технической диагностики эта формула приобретает следующую интерпретацию:

- $P(A)$ — Это вероятность или исходная степень уверенности в справедливости гипотезы A (например, «подшипник шпинделя неисправен»). Она определяется на основе исторических данных: средней наработки на отказ, условий эксплуатации (нагрузка, температура, скорость) и экспертных оценок. Для редких, но критически важных событий, таких как катастрофический отказ, эта вероятность обычно мала (например, 0,01 или 1%), но принципиально не равна нулю, что отражает реальную возможность возникновения инцидента.

- $P(B|A)$ — Вероятность наблюдения конкретных данных B (например, уровень вибрации, превышающий установленный порог, или аномальный спектр частот) при условии, что гипотеза A верна. Этот параметр характеризует точность диагностической системы: высокое значение правдоподобия при наличии неисправности ($P(\text{Тревога}|\text{Неисправен}) \approx 0,95$) свидетельствует о хорошей чувствительности метода, а низкое значение при исправном состоянии ($P(\text{Тревога}|\text{Исправен}) \approx 0,05$) — о высокой специфичности, что сокращает число ложных тревог.

- $P(B)$ — Это общая частота, с которой наблюдается тревожный сигнал (тот же скачок вибрации), как из-за реальных проблем, так и из-за случайных помех. Эта величина служит «нормализатором», чтобы итоговая оценка риска была взвешенной и реалистичной.

- $P(A|B)$ — Итоговая, обновленная вероятность после учета новых данных B . Именно этот показатель становится ключевым выходным параметром для принятия решений: он дает количественную оценку риска в

текущий момент времени, которую можно напрямую интегрировать в системы управления производством.

Приведем пример применения формулы Байеса и рассчитаем вероятность. Рассматривается гипотеза A , которая состоит в том, что подшипник неисправен. На основании исторических данных, где 1 из 100 станков имеет скрытую неисправность, вероятность этой гипотезы оценивается как $P(A)=0,01$. В качестве новых данных выступает событие B : система вибромониторинга выдала сигнал «Тревога». То есть вероятность получения этого сигнала при условии, что гипотеза верна и подшипник действительно неисправен, задаётся чувствительностью системы и равна $P(B|A)=0,95$. При этом вероятность наблюдать те же данные при ложности гипотезы, то есть вероятность ложной тревоги $P(B|\neg A)$ при исправном подшипнике, составляет 0,05, что следует из специфичности системы в 95%. Для применения формулы Байеса необходимо найти полную вероятность события B , которая вычисляется как $P(B)=P(B|A)\times P(A)+P(B|\neg A)\times P(\neg A)$. Подставив значения, получаем $P(B)=(0,95\times 0,01)+(0,05\times 0,99)=0,059$. Тогда итоговая апостериорная вероятность того, что подшипник неисправен при условии срабатывания сигнала тревоги: $P(A|B)=(0,95\times 0,01)/0,059\approx 0,161$, что соответствует примерно 16,1%.

Интерпретация: после получения первого тревожного сигнала вероятность неисправности подшипника возросла с 1% (априорная) до 16,1% (апостериорная). Это недостаточно для немедленной остановки, но достаточно для усиления мониторинга. Если поступит второй последовательный сигнал «Тревога», новая апостериорная вероятность станет априорной для следующего расчета. Повторный расчет с $P(A)=0,161$ и теми же $P(B|A)$, $P(B|\neg A)$ даст $P(A|B)\approx 0,786$ (78,6%), что является четким основанием для плановой остановки [6].

Проанализируем типичную ситуацию в производственном цехе: автоматизированная система вибромониторинга на фрезерном станке с ЧПУ [7] зафиксировала сигнал «Тревога» по параметру вибрации шпинделя. Какие стратегии реагирования доступны оператору?

- Подход 1: Реактивный (действие по факту поломки): проигнорировать сигнал до появления явных признаков брака на обрабатываемых деталях или полной остановки станка. Его недостатки: высокий риск развития катастрофического отказа, что влечет за собой значительные затраты на экстренный ремонт, длительный простой и потенциальные претензии со стороны заказчика.

- Подход 2: Жесткое пороговое правило (на основе частотной статистики): немедленно остановить станок при любом превышении установленного порога. Этот подход эквивалентен работе только с функцией правдоподобия $P(B|A)$, полностью игнорируя априорную вероятность и контекст эксплуатации. Его недостатки: в условиях неизбежных ложных срабатываний, вызванных шумами, временными перегрузками или внешними вибрациями, это приводит к частым необоснованным остановкам, потерям производительности [8], дополнительному износу оборудования из-за частых циклов пуска-остановки, а также к формированию «синдрома мальчика, кричавшего «волки», когда персонал перестает реагировать на действительно серьезные угрозы.

- Подход 3: Байесовский (интеграция априорных знаний и последовательных данных). Как показано, при низкой априорной вероятности отказа ($P(A)=0,01$) и вероятности ложной тревоги 5% первый сигнал повышает апостериорный риск лишь до приблизительно 16,1%. Этого значения недостаточно для немедленной остановки, однако достаточно для перевода станка в режим «повышенного внимания» с усиленным сбором и анализом данных. Второй последовательный сигнал уже существенно

увеличивает апостериорную вероятность до примерно 78,6%, что дает четкое технико-экономическое обоснование для плановой остановки оборудования в ближайшее технологическое окно, минимизируя производственные потери.

В чем заключаются принципиальные преимущества байесовского подхода именно в контексте инженерной практики?

1. Интеграция экспертных знаний и контекстуальной информации: Метод позволяет формализовать и количественно учесть ценный контекст — историческую частоту отказов узлов ($P(A)$), экспертные оценки и специфику эксплуатационных условий. Частотные методы, напротив, фокусируются исключительно на анализе данных, игнорируя эту важную информацию [9].

2. Количественная оценка неопределенности: вместо бинарного вывода «исправен/неисправен» байесовский метод предоставляет точное численное значение $P(A|B)$, на основе которого могут быть построены гибкие политики управления. Например: при $P < 10\%$ — продолжить нормальную эксплуатацию; при $10\% < P < 60\%$ — запланировать детальную инспекцию на ближайшие выходные; при $P > 60\%$ — инициировать остановку в конце текущей смены.

3. Естественность итеративного обновления оценок: апостериорные вероятности, рассчитанные на основе сегодняшних данных, автоматически становятся априорными для расчетов завтрашнего дня. Это создает основу для построения адаптивных, самообучающихся систем мониторинга, которые постоянно совершенствуют свои прогнозы.

4. Экономическая обоснованность решений: метод позволяет прямо сопоставлять и балансировать затраты — стоимость превентивного вмешательства (разборка, замена компонентов) со стоимостью простоя и ущербом от внезапного отказа. Это способствует оптимизации общих затрат на жизненный цикл оборудования с учетом дисконтирования будущих рисков [10].

Использование теоремы Байеса нацелено не на излишнее усложнение процессов диагностики, а на их практическую оптимизацию и рост эффективности в повседневной работе инженеров. В рамках данной статьи подход рассматривается в качестве практического, внедряемого инструмента для управления фундаментальной неопределенностью, присущей инженерной деятельности. В условиях, где цена ошибки может исчисляться сотнями тысяч долларов из-за простоев, брака и контрактных штрафов, полагаться исключительно на интуицию и упрощенные пороговые правила становится недостаточным.

Байесовская методология предоставляет строгий математический аппарат, который обеспечивает последовательное решение следующих задач:

1. Учет накопленного опыта в виде исторической статистики отказов и эксплуатационных данных (априорное распределение).

2. Объективная интерпретация неоднозначных, зашумленных данных с датчиков, эффективное выделение полезного сигнала на фоне шума (через функцию правдоподобия).

3. Принятие экономически обоснованных решений, направленное на поиск оптимального баланса между риском аварийной поломки, стоимостью превентивных мероприятий и общей надежностью производственного процесса (на основе апостериорного распределения и функций потерь).

Таким образом, внедрение байесовской статистики преобразует систему мониторинга из источника тревожных, но зачастую малопонятных и неоднозначных сигналов в мощный, прозрачный и точный инструмент прогнозирования и управления остаточным ресурсом ключевых активов современного предприятия - его высокоточного технологического оборудования. Ключевое достоинство метода состоит в предоставлении строгого вероятностного «языка», на котором инженеры, техники и менеджеры могут точно описывать текущее состояние сложных технических

систем, последовательно уточнять эти описания новыми данными и взаимодействовать на единой количественной основе.

В отличие от традиционных частотных методов, опирающихся на долгосрочную статистику, Байесовский метод более адаптивный для поддержки принятия решений в условиях неполной информации, высокой стоимости ошибок и динамично изменяющихся эксплуатационных факторов. Это формирует базис для внедрения интеллектуальных систем предиктивного обслуживания, нацеленных на минимизацию простоев оборудования и оптимизацию затрат на протяжении всего его жизненного цикла.

Конечной целью использования байесовского вывода в производственной среде является устранение растущего разрыва между экспоненциально увеличивающимся объемом «цифрового шума» от датчиков (петабайты данных ежегодно) и необходимостью принятия качественных, экономически эффективных управленческих решений на их основе. Байесовский подход обеспечивает переход от расплывчатых интуитивных предположений («кажется, вибрация усилилась, но, возможно, это связано с повышенной нагрузкой») к четким, количественно обоснованным утверждениям («с апостериорной уверенностью 87% ресурс подшипника выработан на 80%, с учетом анализа последних трех сигналов»). Следовательно, он представляет собой ключевой компонент при построении интеллектуальных, надежных и экономичных систем предиктивного обслуживания. Реализация подобных систем превращается в обязательное условие для высокотехнологичных отраслей, таких как авиастроение, энергетика или автомобилестроение, где цена ошибки исключительно высока и напрямую влияет на конкурентоспособность и устойчивость предприятия.

Литература

1. Гордеев Ю.И. Оборудование, технологии, инструмент для станков с ЧПУ. Инфра-М, 2026. 154 с.
2. Савин А.Г. Автоматизация синтеза виртуальных моделей технологического оборудования в системах автоматизированного программирования многокоординатных станков с ЧПУ // Инженерный вестник Дона, 2017, №1. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n1y2017/4045
3. Гмурман В.Е. Теория вероятностей и математическая статистика. М.: Юрайт, 2026. 479 с.
4. Gelman A. Bayesian Data Analysis. Chapman & Hall, 2016. 656 p.
5. McElreath R. Statistical Rethinking: A Bayesian Course with Examples in R and Stan. Chapman and Hall/CRC, 2020. 612 p.
6. Нгуен Куан. Байесовская оптимизация. АЛИСТ, 2024. 416 с.
7. Ловыгин А.А., Теверовский Л.В. Современный станок с ЧПУ и CAD/CAM система. М.: ДМК Пресс, 2015. 286 с.
8. Ключков Ю.П. «Бережливое производство»: понятия, принципы, механизмы // Инженерный вестник Дона, 2012, №2. URL: ivdon.ru/magazine/archive/n2y2012/812
9. Де Гроот М. Оптимальные статистические решения. М.: Мир, 2005. 494 с.
10. Моррис У. Наука об управлении. Байесовский подход. М.: Москва, 2000. 321 с.

References

1. Gordeyev YU.I. Oborudovaniye, tekhnologii, instrument dlya stankov s CHPU [Equipment, technologies, tools for CNC machines]. Infra-M, 2026. 154 p.
 2. Savin A.G. Inzhenernyj vestnik Dona, 2017, №1. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n1y2017/4045
-



3. Gmurman V.Ye. Teoriya veroyatnostey i matematicheskaya statistika [Probability Theory and Mathematical Statistics]. M.: Yurayt, 2026. 479 p.
4. Gelman A. Bayesian Data Analysis. Chapman & Hall, 2016. 656 p.
5. McElreath R. Statistical Rethinking: A Bayesian Course with Examples in R and Stan. Chapman and Hall/CRC, 2020. 612 p.
6. Uyen Kuan. Bayyesovskaya optimizatsiya [Bayesian optimization]. ALIST, 2024. 416 p.
7. Lovygin A.A., Teverovskij L.V. Sovremennyy stanok s CHPU i CAD/CAM Sistema [Modern CNC machine and CAD/CAM system]. M.: DMK Press, 2015. 286 p.
8. Klochkov YU.P. Inzhenernyj vestnik Dona, 2012, №2. URL: ivdon.ru/magazine/archive/n2y2012/812
9. De Groot M. Optimal'nyye statisticheskiye resheniya [Optimal statistical solutions]. M.: Mir, 2005. 494 p.
10. Morris U. Nauka ob upravlenii. Bayyesovskiy podkhod [Management Science. A Bayesian Approach]. M.: Moskva, 2000. 321 p.

Дата поступления: 8.01.2026

Дата публикации: 24.02.2026