

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПОКАЗАТЕЛЕЙ НАДЕЖНОСТИ ОБЪЕКТОВ НЕФТЕПЕРЕРАБОТКИ С УЧЕТОМ ЧЕЛОВЕЧЕСКОГО ФАКТОРА

Сластеннов И.В., Кушников В.А.

Институт проблем точной механики и управления РАН, Саратов, Россия
igor.slastenov@phystech.edu, kushnikoff@yandex.ru

Белова А.С.

Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, Москва, Россия
belova@ipu.ru

Аннотация. Представлен методический подход к прогнозированию деградации и динамики надёжности оборудования нефтеперерабатывающих предприятий во времени. В отличие от традиционных вероятностных методов, предложенный подход учитывает человеческий фактор, поскольку решения и действия операторов существенно влияют на работу системы, но с трудом поддаются формализации в рамках стандартных математических моделей. Для описания этих взаимодействий используется методология системной динамики, позволяющая отразить неявные и нелинейные зависимости и временные задержки, присущие рассматриваемым системам. Разработанная модель служит инструментом для анализа изменения надёжности в различных условиях эксплуатации и способствует выработке стратегий повышения как технической эффективности, так и организационной устойчивости нефтеперерабатывающих установок.

Ключевые слова: надёжность, нефтепереработка, человеческий фактор, системная динамика.

Введение

Нефтеперерабатывающая промышленность занимает системообразующее место в экономической структуре Российской Федерации. Выходя за рамки производственного сектора, она выполняет стратегическую функцию, обеспечивая энергетическую независимость, макроэкономическую стабильность и социальное благополучие. Продукция нефтеперерабатывающих заводов является основой функционирования топливно-энергетического комплекса, транспорта и химической промышленности, а также напрямую определяет доступность моторных топлив, энергетических ресурсов и широкого спектра товаров народного потребления [1]. Соответственно, эффективность и, что особенно важно, бесперебойность работы нефтеперерабатывающих предприятий являются необходимым условием реализации национальных стратегий развития, поддержания экономической устойчивости и обеспечения энергетической безопасности. Сбои в их функционировании – будь то технические отказы, аварии или ошибки персонала – способны инициировать каскадные последствия, варьирующие от значительных финансовых потерь до системных кризисов с социальными и экологическими измерениями [2].

Повышенный уровень риска нефтеперерабатывающих заводов закреплён в Федеральном законе «О промышленной безопасности опасных производственных объектов», согласно которому они классифицируются как объекты повышенной опасности. Данный статус определяется специфическими особенностями технологических процессов, включающих обращение с большими объёмами горючих, токсичных и взрывоопасных углеводородных сред, а также эксплуатацию оборудования в условиях высоких давлений и температур. Совокупность этих факторов формирует постоянный потенциал катастрофических происшествий, таких как крупномасштабные пожары, взрывы парогазовых смесей и выбросы токсичных веществ, представляющие непосредственную угрозу для жизни персонала, населения прилегающих территорий и состояния окружающей среды. К типичным инициирующим событиям относятся утечки в трубопроводах, отказы арматуры, гидравлические удары и перегрев реакторов или теплообменного оборудования.

Высокая аварийность отрасли дополнительно обусловлена исключительной сложностью и взаимозависимостью технологических цепочек, представляющих собой непрерывные энергоёмкие многостадийные процессы – от первичной переработки и дистилляции нефти до каталитического крекинга, риформинга и гидроочистки. Для минимизации этих рисков в отрасли действует комплекс строгих нормативных требований, регламентирующих проектирование, монтаж, эксплуатацию и техническое обслуживание оборудования, а также процедуры реагирования на аварийные ситуации. Особое внимание уделяется повышению компетенций операторского персонала [3], в том числе с использованием компьютерных тренажёрных комплексов (КТК), позволяющих отрабатывать действия как в штатных, так и в аварийных режимах. Тем не менее человеческий фактор наряду с техническими отказами и сбоями программного обеспечения остаётся одной из основных причин аварий [4].

В этом контексте в настоящем исследовании предлагается инновационный алгоритм прогнозирования ключевых показателей надёжности технологического оборудования нефтеперерабатывающих предприятий, основанный на принципах системной динамики. В отличие от классических подходов теории надёжности, опирающихся на статические вероятностные модели, предложенная методология рассматривает показатели надёжности не как фиксированные константы, а как динамические переменные, изменяющиеся во времени под влиянием внешних и внутренних факторов. К числу таких факторов относятся режимы эксплуатации, качество технического обслуживания, управленческие решения и, в особенности, человеческий фактор, традиционно слабо поддающийся формализации.

Актуальность данного исследования усиливается в современных условиях, характеризующихся ростом негативных факторов: санкционным давлением, разрывом кооперационных связей с зарубежными поставщиками критически важного оборудования и программного обеспечения, снижением рентабельности и ростом стоимости ремонтных работ, а также запасных частей, инструментов и принадлежностей (ЗИП). Интеграция предложенного алгоритма в программный модуль позволит не только оценивать текущее состояние надёжности оборудования, но и заблаговременно прогнозировать приближение критических параметров к пороговым значениям. Это создаёт методологическую основу для перехода от планово-предупредительных ремонтов к обслуживанию по техническому состоянию, оптимизирует распределение ресурсов на ремонт и модернизацию и, в конечном счёте, существенно повышает устойчивость и надёжность работы всего производственного комплекса.

1. Постановка задачи

Текущую надёжность нефтеперерабатывающего объекта целесообразно описывать с помощью вектора состояния:

$$\xi = (\xi_1, \dots, \xi_{n_\xi}), \quad (1)$$

где ξ_i , $i = 1, \dots, n_\xi$, – показатели надёжности; n_ξ – их количество.

Анализ динамики реальных параметров надёжности показывает, что они взаимосвязаны и одновременно подвержены воздействию внешней среды. Эти внешние влияния можно разделить на два класса:

- возмущения $\zeta = (\zeta_1, \dots, \zeta_{n_\zeta})$, обусловленные факторами вне системы и недоступные для корректировки в рамках управления надёжностью;
- управляющие воздействия $\eta = (\eta_1, \dots, \eta_{n_\eta})$, которые трактуются как независимые переменные и позволяют целенаправленно влиять на динамику показателей надёжности.

С практической точки зрения задача управления надёжностью сводится к удержанию параметров надёжности вблизи заданных целевых значений ξ^* , одновременно минимизируя интенсивность прикладываемых управляющих воздействий. Для количественного выражения этого условия вводится следующая штрафная функция:

$$R(\eta, \zeta, \xi^{(0)}, t_0, t_1) = \frac{1}{t_1 - t_0} \int_{t_0}^{t_1} \left[\frac{1}{n_\xi} \sum_{i=1}^{n_\xi} K(\lambda_i, \xi_i(t, \zeta(t), \eta(t)) - \xi_i^*) + \frac{1}{n_\eta} \sum_{j=1}^{n_\eta} \mu_j \eta_j(t) \right] dt, \quad (2)$$

где $[t_0; t_1]$ – интервал управления надёжностью; $\xi^{(0)}$ – начальное значение вектора состояния; λ_i, μ_j – весовые коэффициенты соответствующих компонентов возмущений и управляющих воздействий; функция K , задающая штраф за отклонение показателей от целевых значений, определяется выражением:

$$K(a, \theta) = |a| e^{(\max(\text{sign}(a) \cdot \theta, 0))^2} - 1 \quad (3)$$

Эволюция параметров надёжности $\xi_i(t, \zeta(t), u(t))$ описывается системой дифференциальных уравнений:

$$\begin{cases} \frac{d\xi_1}{dt} = f_1(\xi, \zeta, \eta), \\ \dots \\ \frac{d\xi_{n_\xi}}{dt} = f_{n_\xi}(\xi, \zeta, \eta); \end{cases} \quad (4)$$

с начальными условиями

$$\begin{cases} \xi_1(t_0, \zeta(t_0), \eta(t_0)) = \xi_1^{(0)}, \\ \dots \\ \xi_{n_\xi}(t_0, \zeta(t_0), \eta(t_0)) = \xi_{n_\xi}^{(0)}. \end{cases} \quad (5)$$

Таким образом, задача управления сводится к нахождению оптимального вектора управляющих воздействий $\hat{\eta}(t)$, минимизирующего штрафную функцию на заданном интервале времени:

$$\hat{\eta}(t) = \underset{\eta(t)}{\operatorname{argmin}} R(\eta, \zeta, \xi^{(0)}, t_0, t_1) \quad (6)$$

При этом, как правило, на значения показателей надёжности накладываются ограничения вида:

$$\begin{cases} \xi_1^{(min)} \leq \xi_1(t, \zeta(t), \eta(t)) \leq \xi_1^{(max)}, \\ \dots \\ \xi_{n_\xi}^{(min)} \leq \xi_{n_\xi}(t, \zeta(t), \eta(t)) \leq \xi_{n_\xi}^{(max)}. \end{cases} \quad \forall t \in [t_0, t_1] \quad (7)$$

2. Общий подход к решению

Технологическая установка нефтеперерабатывающего предприятия представляет собой высокоорганизованную иерархическую систему, включающую в себя как аппаратные, так и программные компоненты. Аппаратная часть охватывает основные элементы технологического оборудования (реакторы, теплообменники, насосы, трубопроводная арматура), исполнительные механизмы, контрольно-измерительные приборы, устройства автоматизации, включая программируемые логические контроллеры (ПЛК), системы электроснабжения и коммуникационную инфраструктуру. Программное обеспечение включает управляющие алгоритмы, реализованные в ПЛК, интерфейсы человек–машина (мнемосхемы и панели операторов), а также подсистемы мониторинга, диагностики и противоаварийной защиты.

Функционирование установки немыслимо без участия различных категорий персонала: операторов, осуществляющих управление процессами в реальном времени; специалистов по техническому обслуживанию и ремонту оборудования; инженеров и программистов, обеспечивающих эксплуатацию автоматизированных систем управления технологическими процессами (АСУ ТП). Таким образом, надёжность установки формируется как интегральное свойство, возникающее в результате совместного функционирования технических и программных компонентов в сочетании с деятельностью персонала, что отражает сложное и динамическое взаимодействие множества разнотипных элементов.

Высокая структурная и функциональная сложность установки существенно ограничивает применимость классических методов теории надёжности. Традиционные модели предполагают статичность параметров надёжности, независимость элементов и их неизменность во времени. Однако в условиях реальной эксплуатации параметры подвержены влиянию широкого спектра факторов: условий внешней среды, качества и периодичности обслуживания, уровня компетентности персонала, степени износа оборудования и ряда других переменных. Это обстоятельство предопределяет необходимость использования более гибких методологических подходов к моделированию.

Применение стандартных вероятностных моделей требует построения математического описания высокой размерности, с явным учётом множества взаимосвязей, значительная часть которых трудно формализуема и сопряжена с высокой неопределённостью, особенно в случаях, связанных с человеческим фактором. В связи с этим в настоящем исследовании предлагается использование системно-динамического подхода для прогнозирования показателей надёжности. Данный метод позволяет выделить ключевые переменные, определяющие состояние системы, и установить причинно-следственные зависимости между ними, формализуемые в виде системы дифференциальных уравнений (4), описывающих эволюцию параметров во времени [5].

Системная динамика предоставляет эффективный методологический инструментарий для исследования временной эволюции показателей надёжности технологической установки с учётом совокупного воздействия технических, программных, организационных и человеческих факторов, а также внешних возмущений. Применение данного подхода обеспечивает более точную предиктивную оценку наступления критических состояний, позволяет формализовать и оптимизировать расписания технического обслуживания и ремонтов, а также способствует повышению устойчивости и живучести

производственной системы за счёт учёта обратных связей, временных задержек и нелинейных взаимозависимостей.

Методология системной динамики получила широкое распространение при моделировании поведения сложных и масштабных систем – от отдельных предприятий до отраслевых и региональных комплексов. Имеются многочисленные примеры её использования для анализа достижимости заданных целевых значений ключевых показателей в условиях сложных параметрических взаимосвязей (например, в фармацевтической промышленности [6]). Проведение вычислительных экспериментов на базе системно-динамических моделей даёт возможность проводить сценарный анализ: выявлять наборы внешних и внутренних условий, при которых достижение целевых ориентиров оказывается возможным в заданные сроки, – что зачастую недоступно при использовании классических методов экстраполяции временных рядов.

С практической точки зрения аналитическое задание функций f_i в системе (4) в явном виде часто невозможно. Поэтому в работе применяется техника линеаризации правых частей системы относительно фиксированной рабочей (точки линеаризации) v^* , выбранной по начальному состоянию переменных, возмущений и управляющих воздействий. К линеаризованной модели вводятся корректирующие функции, позволяющие учесть нелинейные эффекты [7]; в результате уравнения системы (4) получают следующий вид:

$$\frac{d\xi_i}{dt} = c_i^{(0)} + \sum_{v \in \{\xi, \zeta, \eta\}} \sum_{j=1}^{n_v} c_{i,j}^{(v)} \varphi_{i,j}^{(v)}(\xi, \zeta, \eta)(v_j - v_j^*) \quad (8)$$

Здесь $c_i^{(0)}$, $c_{i,j}^{(\cdot)}$ – константы линеаризованной модели; $\varphi_{i,j}^{(v)}(\xi, \zeta, \eta)$ – корректировочные функции; v_j^* – компоненты точки расширенного фазового пространства, относительно которой проводится линеаризация.

Корректировочные функции $\varphi_{i,j}^{(v)}$ вводятся в факторизованном виде для учёта мультипликативных эффектов взаимодействия переменных:

$$\varphi_{i,j}^{(v)}(\xi, \zeta, u) = \prod_{z \in \{\xi, \zeta, \eta\}} \prod_{k=1}^{n_z} \psi_{i,j,k}^{(v,z)}(z_k) \quad (9)$$

Здесь $v \in \{\xi, \zeta, \eta\}$ – переменная, к линейному коэффициенту которой ищется поправка; $j = 1, \dots, n_v$ – индекс этой переменной; $i = 1, \dots, n_\xi$ – номер уравнения в системе (4); $\psi_{i,j,k}^{(v,z)}(z_k)$ – поправка по z_k к коэффициенту при v_j в линеаризованной модели, для которой должно выполняться следующее условие в точке линеаризации:

$$\psi_{i,j,k}^{(v,z)}(z_k^*) = 1 \quad (10)$$

Поскольку аналитическое задание функций $\psi_{i,j,k}^{(v,z)}$ затруднено из-за их высокой сложности и отсутствия явного математического выражения, предлагается выполнить их аппроксимацию с использованием многочленов. Для этого применяются методы регрессионного анализа, основанные на доступных статистических данных:

$$\psi_{i,j,k}^{(v,z)}(z_k) = 1 + \sum_{p=1}^{m_{i,j,k}^{(v,z)}} b_{i,j,k,p}^{(v,z)} z_k^p \quad (11)$$

Здесь $m_{i,j,k}^{(v,z)}$ – степени многочленов; $b_{i,j,k,p}^{(v,z)}$ – коэффициенты многочленов; $v, z \in \{\xi, \zeta, \eta\}$, $i = 1, \dots, n_\xi$, $j = 1, \dots, n_v$, $k = 1, \dots, n_z$.

При этом из-за большого количества таких функций и, как часто бывает на практике, ограниченного объема доступных данных зачастую бывает невозможным с достаточной достоверностью определить все коэффициенты многочленов, если принимать в рассмотрение все возможные поправочные функции $\psi_{i,j,k}^{(v,z)}$. В связи с этим производится выбор лишь тех функций, которые обладают наибольшей статистической значимостью и демонстрируют отчетливую взаимосвязь с моделируемыми параметрами. Остальные функции, влияние которых не выражено явно или не подтверждено статистически, приравниваются к единице, что эквивалентно допущению об отсутствии их влияния на соответствующий элемент линеаризованной модели. Этого можно достигнуть следующим образом. Изначально степени всех многочленов установить равными нулю, что соответствует линейной форме системы уравнений, и выполнить регрессию линейных коэффициентов. Затем итеративно увеличивать степень на единицу поочередно для каждого многочлена, и после каждой такой итерации заново рассчитывать все коэффициенты модели, отслеживая динамику коэффициента детерминации как на

обучающей, так и на тестовой выборке. Если прирост коэффициента детерминации наблюдается на обеих выборках, новая степень многочлена сохраняется и рассматривается возможность ее дальнейшего повышения. Если же хотя бы на одной из выборок коэффициент детерминации снижается, то изменение степени отменяется, а соответствующий многочлен исключается из дальнейшего рассмотрения.

3. Модельный пример

Модель прогнозирования показателей надёжности исследуемых технологических установок была сформирована на основе обобщённой статистической выборки, предоставленной ООО «Центр цифровых технологий». Исходный массив данных включал реестры отказов и восстановительных операций, а также временные ряды сопутствующих факторов, влияющих на надёжность, собранные по нескольким газофракционирующим установкам, эксплуатируемым на различных нефтеперерабатывающих заводах в период наблюдений. Предварительный статистический анализ позволил выделить совокупность показателей, обладающих практической значимостью для задач мониторинга и управления надёжностью [8], – именно они были использованы в качестве переменных состояния модели.

Переменные состояния классифицированы в три функциональные группы, отражающие основные составляющие надёжности рассматриваемых объектов. К первой группе, обозначенной как параметры комплекса технических средств (КТС), относятся:

- ξ_1 – средняя наработка между отказами (mean time between failures, MTBF);
- ξ_2 – среднее время восстановления (mean time to repair, MTTR);
- ξ_3 – средние затраты труда на восстановление;
- ξ_4 – вероятность успешного перехода на резервное оборудование.

Вторая группа характеризует надёжность программного обеспечения:

- ξ_5 – частота появления программных ошибок;
- ξ_6 – средние убытки из-за ошибок;
- ξ_7 – среднее время восстановления после программных сбоев.

Третья группа отражает вклад человеческого фактора и в рассматриваемой работе ограничена влиянием действий оперативного персонала:

- ξ_8 – компетентность оперативного персонала.

Параметр ξ_8 рассматривается как интегральная характеристика, объединяющая знания оператора и его практические навыки, и по своей природе трудно формализуем. В качестве объективного прокси-показателя для оценки этой характеристики использованы отчёты о прохождении операторами тренажёрных и экзаменационных процедур на компьютерных тренажёрных комплексах (КТК). Такое решение обосновано тем, что КТК дают возможность воспроизводить операционные сценарии, близкие к реальным условиям, и позволяют количественно оценивать поведенческие и процедурные навыки персонала, в отличие от простых тестовых или стендовых испытаний [9].

В качестве внешних (неконтролируемых) факторов, учитываемых в модели как вектор возмущений, выделены следующие переменные:

- ζ_1 – доступность ЗИП для КТС;
- ζ_2 – затраты на обслуживание КТС;
- ζ_3 – возможность закупки необходимого ПО;
- ζ_4 – валютный курс (доллара США), влияющий на стоимость импорта комплектующих и услуг.

Набор управляющих воздействий включает:

- η_1 – наличие ЗИП на складе;
- η_2 – пробег между плановыми ремонтами;
- η_3 – среднее превышение нормативных значений для качественных показателей производимой продукции;
- η_4 – интенсивность обучения оперативного персонала на КТК.

Выбор указанных возмущений и управляющих величин обоснован предметной экспертизой и доступностью соответствующих временных рядов в предоставленных данных.

Избыточное число потенциальных причинно-следственных связей между переменными системы в сочетании с ограниченным объёмом эмпирической выборки делает невозможным однозначное выявление всех существующих связей статистическими методами в отрыве от экспертного знания. В связи с этим был проведён предварительный отбор наиболее обоснованных связей с использованием процедуры экспертной оценки: сформирована рабочая группа из десяти специализированных

экспертов в области промышленной автоматизации и проектирования технологических процессов, результаты которой легли в основу структурной спецификации модели. В результате получена структура системы уравнений вида

$$\begin{cases} \frac{d\xi_1}{dt} = \Omega_1(\xi_1, \xi_5, \xi_7, \zeta_2, \eta_2), \\ \frac{d\xi_2}{dt} = \Omega_2(\xi_2, \xi_3, \xi_4, \zeta_1, \eta_1), \\ \frac{d\xi_3}{dt} = \Omega_3(\xi_1, \xi_3, w_2, \zeta_4, \eta_3), \\ \frac{d\xi_4}{dt} = \Omega_4(\xi_4, \xi_5, \eta_3), \\ \frac{d\xi_5}{dt} = \Omega_5(\xi_1, \xi_5, \zeta_3), \\ \frac{d\xi_6}{dt} = \Omega_6(\xi_5, \xi_6, \eta_2, \eta_3), \\ \frac{d\xi_7}{dt} = \Omega_7(\xi_6, \xi_7, \zeta_3), \\ \frac{d\xi_8}{dt} = \Omega_8(\xi_1, \eta_4). \end{cases} \quad (12)$$

Здесь функции Ω_i заданы в виде, приведённом в формуле (8), где v_j^* равны значениям соответствующих переменных в начальный момент времени, а параметры линейной аппроксимации $c_i^{(0)}$, $c_{i,j}^{(\cdot)}$, как и коэффициенты аппроксимации корректирующих функций $b_{i,j,k,p}^{(v,z)}$, определяются на основе регрессионного анализа обезразмеренных годовых значений переменных (табл. 1). Процедура обезразмеривания заключается в делении исходного значения каждой переменной (в её естественных единицах измерения) на ширину характерного диапазона её изменения, что обеспечивает совместимость единиц в суммируемых членах выражения (7) и повышает численную устойчивость расчетов за счет избегания эффекта различия масштаба в используемых численных методах.

Таблица 1. Обезразмеренные значения переменных модели, использованные для определения коэффициентов уравнений системной динамики

Год	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024
ξ_1	0.24	0.31	0.40	0.36	0.37	0.40	0.39	0.38	0.45	0.42	0.41
ξ_2	0.21	0.28	0.23	0.35	0.23	0.43	0.34	0.33	0.63	0.78	0.71
ξ_3	0.08	0.18	0.14	0.30	0.36	0.22	0.26	0.26	0.24	0.79	0.52
ξ_4	0.60	0.65	0.70	0.50	0.60	0.85	0.80	0.85	0.75	0.70	0.60
ξ_5	0.87	0.67	0.57	0.49	0.35	0.31	0.41	0.37	0.26	0.48	0.24
ξ_6	0.60	0.53	0.33	0.57	0.30	0.37	0.40	0.40	0.20	0.33	0.30
ξ_7	0.80	0.60	0.40	0.30	0.20	0.30	0.30	0.40	0.30	0.50	0.20
ξ_8	0.47	0.60	0.50	0.63	0.73	0.73	0.53	0.40	0.30	0.23	0.37
ζ_1	1.00	0.80	0.80	0.90	0.90	0.90	0.70	0.80	0.30	0.50	0.60
ζ_2	0.90	0.80	0.80	0.90	0.80	0.90	0.60	0.70	0.20	0.50	0.60
ζ_3	0.80	0.70	0.80	0.80	0.90	0.80	0.70	0.70	0.50	0.30	0.30
ζ_4	0.19	0.41	0.47	0.38	0.43	0.45	0.52	0.54	0.49	0.65	0.73
η_1	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.80	0.80	0.40	0.60	0.60
η_2	0.48	0.64	0.54	0.92	0.82	0.76	0.60	0.52	0.34	0.42	0.50
η_3	0.47	0.33	0.60	0.27	0.53	0.33	0.53	0.67	0.73	0.73	0.60
η_4	0.86	0.73	0.87	0.91	0.82	0.78	0.33	0.26	0.21	0.55	0.69

Оценка параметров модели осуществлялась в несколько этапов. Сначала выполнялась идентификация структуры модели и начальная оценка линейных коэффициентов посредством множественной регрессии на тренировочной выборке годовых данных; далее к линейной модели по факторам вводились корректирующие мультипликативные функции (11), аппроксимируемые многочленами. Отбор значимых поправочных членов производился итеративно: степени отдельных многочленов увеличивались по одному с контролем изменения коэффициента детерминации как на обучающей, так и на контрольной (тестовой) выборках; сохранившиеся улучшения на обеих выборках принимались, в противном случае соответствующее увеличение откатывалось и данная поправка

исключалась из модели. Такой подход обеспечивал соразмерность модели объёму данных и снижал риск переобучения.

Для иллюстрации возможностей модели была сформулирована и решена оптимизационная задача управления надёжностью в виде (6) при учёте ограничений вида (7). В рамках численного эксперимента смоделирован гипотетический сценарий внешних воздействий на период 2025–2027 гг. В неравенствах (7) заданы предельные значения, отражающие реальные технологические и эксплуатационные ограничения, что увеличивает прикладную значимость расчётов. Для сокращения размерности задачи и приведения её к численно выполнимому виду было принято предположение о том, что компоненты вектора управления $\eta(t)$ являются кусочно-линейными функциями времени с точками перегиба на границах календарных лет — это коррелирует с агрегированностью исходных статистических данных по годам и исключает потребность в моделировании внутригодовой динамики. Вследствие этого оптимизационная задача сводилась к определению значений управляющих воздействий в конечном наборе временных точек (2025, 2026, 2027).

Для численного поиска оптимального управления использовался метод последовательного квадратичного программирования (SQP). Начальные значения управляющих воздействий задавались на этапе инициализации; в качестве переменных оптимизации выступали значения управляющих величин в контрольных годовых точках. Полученные оптимальные траектории управляющих воздействий и ответные изменения ключевых показателей состояния представлены на рис. 1 и 2. Проведённый эксперимент подтвердил практическую применимость предложенной модели и позволил продемонстрировать влияние различных стратегий пополнения запасов, интервалов межремонтных пробегов и интенсивности обучения на динамику показателей надёжности.

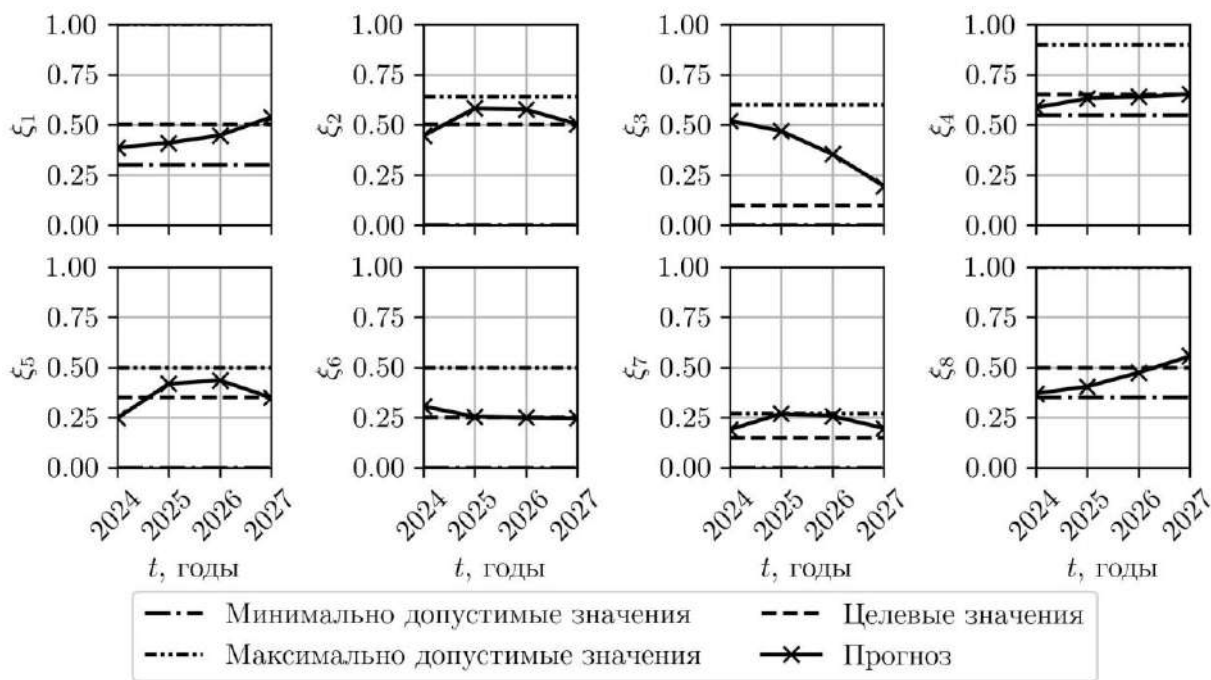


Рис. 1. Предсказанная динамика параметров надёжности, полученная в результате оптимизации

4. Заключение

Предложенный подход к моделированию надёжности технологических установок обеспечивает формализованную и воспроизводимую процедуру интеграции экспертных знаний с эмпирическими статистическими данными. Такая методика обладает адаптивностью, поскольку допускает последующее уточнение и модификацию модели при поступлении новых данных, а также может служить методологической основой для разработки специализированных программных средств поддержки принятия решений в сфере обслуживания и ремонта промышленного оборудования.

Практическая применимость разработанного метода продемонстрирована на примере модели, построенной по статистике отказов и эксплуатационных характеристикам нескольких газодиффузионных установок. Результаты вычислительных экспериментов показали, что модель позволяет с удовлетворительной точностью прогнозировать динамику показателей надёжности при заданных сценариях внешних воздействий, а также определять оптимальные управляющие

воздействия, минимизирующие отклонения этих показателей от целевых значений. Таким образом, методика может быть использована при проектировании систем поддержки принятия решений, направленных на оптимизацию регламентов технического обслуживания и ремонтов, а также на планирование предупредительных мероприятий в нефтеперерабатывающей отрасли.

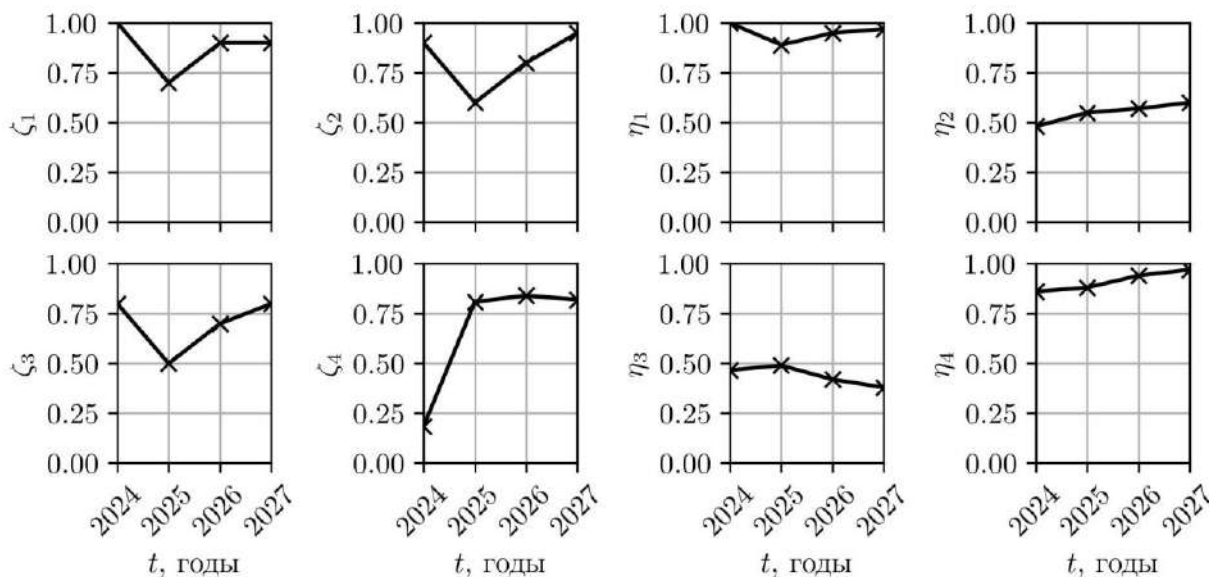


Рис. 2. Сценарий возмущений и управляющие воздействия, найденные в результате оптимизации

Дальнейшее развитие предложенного подхода видится в углублённой валидации модели на разнородных источниках данных, учёте внутригодовой динамики, а также расширении набора параметров, связанных с человеческим фактором, включая компетенции персонала, скорость реакции операторов и качество взаимодействия между звеньями производственного процесса. Дополнительным направлением совершенствования может стать интеграция в модель характеристик, отражающих состояние оборудования и качество проведённых ремонтных мероприятий [10], что позволит повысить её точность и расширить область практического применения.

Литература

1. Подвицнев И.Б. Нефтепереработка и нефтехимия. Вводный курс: учебное пособие. – Долгопрудный: ИД Интеллект, 2020. – 208 с.
2. Безбородова О.Е. Оценка экономического ущерба окружающей среде от производственной деятельности: учебное пособие / О.Е. Безбородова, В. И. Симакин, Д.П. Грузин; Федеральное агентство по образованию, Гос. образовательное учреждение высш. проф. образования «Пензенский гос. ун-т». – Пенза: Изд-во Пензенского гос. ун-та, 2007. – 109 с.
3. Захаров Н.А. Место и роль оператора в эргатической системе // Автоматизация в промышленности. – М.: ИД «ИнфоАвтоматизация», 2020. – №. 1 – DOI: 10.25728/avtprom.2020.01.03.
4. Nnaebue U. Designing a Reliability Maintenance Plan for Refinery Plants: A Case Study of a Nigerian-Based Refinery and its Power Systems // International Journal of Membrane Science and Technology. – 2024. – Vol. 11. – P. 112–129. – DOI: 10.15379/ijmst.v11i1.3561.
5. Strawn G. Mastermind of Systems Dynamics, the Whirlwind Computer, and Core Memory: Jay Forrester // IT Professional. – 2025. – Vol. 27, № 1. – P. 89–91. – DOI: 10.1109/MITP.2025.3529856.
6. Инструменты индикативного планирования: стратегический менеджмент и математическое моделирование / Под ред. д.т.н. О.И. Дранко. – М.: ЛЕНАНД, 2025. – 352 с.
7. Бродский Ю.И. Распределенное имитационное моделирование сложных систем. – М.: ВЦ РАН, 2010. – 156 с.
8. Otozubiomwen Egbe G. et al. Reliability-Centered Maintenance Using Reliability Parameters on Gas Compressors // International Journal of Manufacturing, Materials, and Mechanical Engineering. – 2025. – Vol. 14. – P. 1–31. – DOI: 10.4018/IJMMME.367256.
9. Дозорцев В.М. Компьютерные тренажеры для обучения операторов технологических процессов. М.: СИНТЕГ, 2009. – 372 с.
10. Антонов А.В., Бром А.Е., Сидельников И.Д. Моделирование процессов эксплуатации техники с учетом качества диагностики в региональных сервисных центрах. – М.: ИД «ИнфоАвтоматизация», 2023. – № 6 – DOI: 10.25728/avtprom.2023.06.07.