УДК 656.224: 629.44

А. А. ЕРОФЕЕВ, кандидат технических наук, Белорусский государственный университет транспорта, г. Гомель

ПРИНЦИПЫ ПОСТРОЕНИЯ АПОСТЕРИОРНЫХ МОДЕЛЕЙ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО УПРАВЛЕНИЯ ПЕРЕВОЗОЧНЫМ ПРОЦЕССОМ

Рассмотрены подходы к решению эксплуатационных задач в условиях неопределенности. Предложено при решении задач оперативного управления перевозочным процессом использовать апостериорные модели. В составе апостериорных моделей должны решаться задачи идентификации, прогнозирования и поиска эффективных решений. Приведена общая постановка задачи идентификации на основе модели стохастического программирования. Разработана графическая интерпретация функции поведения объекта управления в ИСУПП. При прогнозировании поведения объектов управления предложено использовать одноэтапные и многоэтапные задачи фильтрации и прогноза. Для поиска эффективных решений обосновано использование модели стохастического управления.

Классические подходы к управлению перевозочным процессом на железнодорожном транспорте предполагают разработку планов работы и последующее их выполнение. Однако на практике реализовать данные планы не всегда возможно: существенно изменилась эксплуатационная обстановка, возник дефицит перевозочных ресурсов, изменилась структура и мощность транспортного потока и др. Основной причиной таких несоответствий является наличие *алеаторной* и *эпистемологической неопределенностей* как в исходной информации, так и в параметрах окружающей среды [1].

Интеллектуальная система управления перевозочным процессом (ИСУПП) обеспечивает снижение неопределенностей и предполагает новый подход к решению эксплуатационных задач, информационная структура которых известна заранее. Процесс разработки управляющего решения (УР) разделяется на два этапа.

Предварительный (нормативный) – строится закон управления, определяются решающие правила или решающие распределения с реализованными значениями и заданными статистическими характеристиками случайных параметров условий задачи. На данном этапе используется преимущественно априорная информация, а решение подобного класса эксплуатационных задач будет описываться ***априорными моделями***. Примерами таких задач является разработка плана формирования поездов (ПФП), разработка нормативного графика движения поездов (НГДП).

Оперативный – на основе анализа функционирования системы производится выбор соответствующих решающих правил оперативного управления. Задачи подобного класса будем называть ***апостериорными***. Например, на основе ПФП разрабатывается детализированный план составообразования, а на основе НГДП – прогнозный ГДП.

В данной статье объектом исследований являются апостериорные модели управления перевозочным процессом, оперирующие информацией, которая становится известной после наступления событий – «после опыта».

Необходимость использования апостериорных моделей определяется следующими причинами:

– сформированные в априорных моделях УР не могут быть реализованы, так как изменились условия функционирования;

– априорные модели не позволили получить УР с необходимым уровнем детализации;

– при разработке априорных планов использовалась информация со значительной величиной погрешности, в связи с чем разработанные УР требуют уточнений.

Преимущественной областью использования апостериорных моделей следует считать процессы оперативного управления. Их целью является обеспечение соответствия поведения ОУ его плановым параметрам.

В апостериорных моделях помимо задачи снижения ***алеаторной*** неопределенности важное место занимает проблематика снижения и компенсации ***эпистемологической*** неопределенности. Для этих целей необходимо особое внимание уделять совершенствованию технологий сбора и обработки информации.

Значительное количество эксплуатационных задач предполагает не только поиск одного эффективного УР, но и постоянное формирование УР в зависимости от складывающейся эксплуатационной обстановки и получаемой апостериорной информации. Например:

– для ведения поезда по нитке графика необходимо выбирать рациональную позицию контроллера локомотива, а при отклонении от графика – изменять станции обгона и скрещения поездов;

– при роспуске вагонов с сортировочной горки необходимо управлять тормозными усилиями замедлителей в зависимости от большого количества видов априорной (масса отцепа, величина отцепа, путь назначения вагона и др.) и апостериорной (направление и сила ветра, сопротивление качению колесных пар вагонов отцепа, скорость впереди идущего отцепа и др.) информации.

В таких случаях целесообразно говорить не об УР, а об управляемом процессе. При этом задача управления разбивается на 3 подзадачи (рисунок 1):

1) идентификация состояния объекта;

2) прогнозирование поведения объекта управления в зависимости от внешних и внутренних факторов;

3) поиск эффективных УР для каждого момента поведения объекта в зависимости от его прогнозируемого состояния.

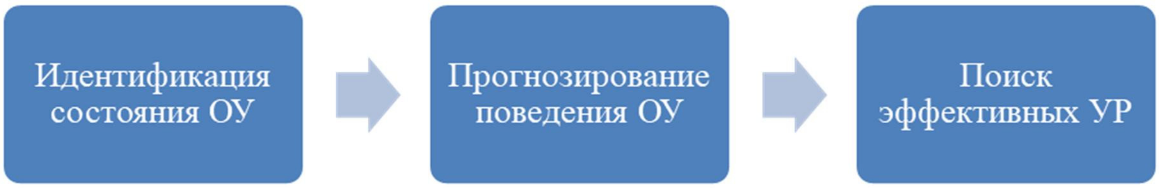

Рисунок 1 – Структура формирования УР в апостериорной модели

Рассмотрим обобщенную математическую постановку решения данных задач.

Идентификация.

Целью идентификации состояния объекта (системы) является определение состояния и актуальных характеристик объекта, типа УР и отнесение их к соответствующему классу (например, при задержке поезда в пути следования в зависимости от величины задержки и ее причины необходимо выбрать УР: пытаться реализовать «нагон» или остановить поезд на промежуточной станции и обеспечить своевременный пропуск остальных поездов). При такой постановке задачи параметры управления $u(t)$ будут зависеть как от эксплуатационной обстановки, так и от локальной цели функционирования системы.

Изменение состояния объекта управления можно описать уравнением [2]

$$x(t+1) = Ax(t) + \omega(t). \quad (1)$$

Матрица A размера $n \times n$ определяет характеристики объекта, подлежащие определению; $x(t)$ – наблюдаемый со случайной погрешностью вектор координат состояния объекта; $\omega(t)$ – случайные возмущения. В ИСУПП характеристики объекта могут задаваться как количественно, так и в виде лингвистических конструкций («плохой бегун», «хорошая видимость» и др.).

Введем дополнительную детерминированную переменную $x_0 \ge 0$. Общая постановка задачи идентификации представляет собой модель стохастического программирования с жесткими ограничениями. Требуется вычислить матрицу A и скаляр x_0, при которых

$$x_0 \to \min, \quad (2)$$

$$-x_0 I(t) \le x(t+1) - Ax(t) - \omega(t) \le x_0 I(t),\ t = 0, 1, \ldots, s-1, \quad (3)$$

$$x_0 \ge 0, \quad (4)$$

где $I(t)$ – заданный n-мерный вектор с положительными составляющими.

Условия (3) должны выполняться при всех реализациях наблюдений $x(t)$ и случайных возмущений $\omega(t)$.

Менее жесткая постановка задачи идентификации объекта может быть представлена в виде следующей задачи стохастического программирования с вероятностными ограничениями.

Требуется вычислить матрицу A и скаляр α, при которых

$$\alpha \to \max, \quad (5)$$

$$P\{-x_0 I(t) \le x(t+1) - Ax(t) - \omega(t) \le x_0 I(t)\} \ge \alpha,$$
$$t = 0, 1, \ldots, s-1, \quad (6)$$

$$0 \le \alpha \le 1. \quad (7)$$

Величина $x_0 \ge 0$ задана.

Возможно рассмотрение задачи, в которой скаляр α, $0 \le \alpha \le 1$, предполагается заданным, а выбору подлежат скаляр $x_0 \ge 0$ и матрица A:

$$x_0 \to \min, \quad (8)$$

$$P\{-x_0 I(t) \le x(t+1) - Ax(t) - \omega(t) \le x_0 I(t)\} \ge \alpha,$$
$$t = 0, 1, \ldots, s-1, \quad (9)$$
$$x_0 \ge 0.$$

Модель станет более адаптивной, если заменить величину α на функцию $\alpha(t)$, $0 \le \alpha(t) \le 1$. Можно также заменить скаляры $\alpha(t)$ на векторы $\alpha(t) = \{\alpha_i(t)\}$; $0 \le \alpha_i(t) \le 1, i = 1, \ldots, n.$ Оператор P в таких случаях применяется построчно.

При формировании апостериорных моделей ИСУПП, как правило, заранее известен ожидаемый диапазон изменения параметров объекта управления на определенные УР $z_i(t)$. Такие ограничения имеют вид

$$z_{1i}(t+1) \le Az_i(t) \le z_{2i}(t+1),\ i = 1, \ldots, r;\ t = 0, 1, \ldots, s-1, \quad (10)$$

где $z_{1i}(t+1)$ и $z_{2i}(t+1)$ – известные функции.

Ограничения вида (10) могут быть учтены в задаче идентификации вида (2)–(4). Менее жесткая форма ограничений (10) имеет вид вероятностных условий

$$P\{z_{1i}(t+1) \le Az_i(t) \le z_{2i}(t+1)\} \ge \alpha_i(t),$$
$$i = 1, \ldots, r;\ t = 0, 1, \ldots, s-1, \quad (11)$$

где $\alpha(t), 0 \le \alpha(t) \le 1$ – скаляры или векторы в зависимости от постановки задачи. Ограничения (11) могут быть учтены в задачах идентификации вида (5)–(7) или (8)–(10).

Отдельные эксплуатационные задачи предполагают использование стохастических матриц характеристик объекта. В этом случае дополнительные ограничения на выбор элементов матрицы определяются условиями

$$\sum_{j=1}^{n} \alpha_{ij} = 1,\ i = 1, \ldots, n;\ 0 \le \alpha_{ij} \le 1,\ i, j = 1, \ldots, n. \quad (12)$$

Приведенные модели идентификации эффективно использовать в рамках решения задач линейного или квадратичного стохастического программирования с жесткими или вероятностными ограничениями. Для задач оперативного управления перевозочным процессом идентификацию предлагается интегрировать непосредственно в процедуру формирования УР. Выделение в отдельную задачу, как правило, упрощает расчеты и организацию управления, но может привести к снижению качества УР.

Прогнозирование поведения объекта управления. Пусть управляемый процесс зависит от поведения некоторой случайной функции $\eta(t)$. Ошибка слежения за процессом приводит к тому, что вместо случайной функции $\eta(t)$ наблюдается случайный процесс $\xi(t)$ (рисунок 2). При решении эксплуатационных задач выбор УР основан на результатах прогноза поведения исходного процесса $\eta(t)$ в некоторые фиксированные моменты времени $t_{\text{п}_1}, ..., t_{\text{п}_n}$ [3].

Рисунок 2 – Функция поведения объекта управления в ИСУПП

Упредительные времена – горизонты прогноза $t_{\text{п}_1}, ..., t_{\text{п}_n}$ – задаются заранее. Эти времена могут определяться как строго установленные интервалы, либо соответствовать наступлению определенных типов событий (например, поступлению сообщений об операциях с вагонами или поездами). Оценки экстраполированных значений исходного процесса $\eta(t)$ – случайных величин $\eta(t_1 + t_{\text{п}_1}), ..., \eta(t_n + t_{\text{п}_n})$ – получают по результатам наблюдения случайной функции $\xi(t)$ на участках времени $t_i - T_i \le t \le t_i, i = 1, ..., n.$ $T_i -$ наблюдательное время, отвечающее моменту t_i. Интервалы $(T_i - t_i, t_i)$ при различных i, в общем случае могут пересекаться. Для упрощения записи будем считать, что $T_i = T_j = T$.

Можно рассмотреть две постановки задачи сглаживания и прогноза: одноэтапную и многоэтапную. В одноэтапной постановке по известным статистическим характеристикам процессов $\eta(t)$ и $\xi(t)$ определяются априорные или апостериорные решающие правила, необходимые для управления наборы $\zeta = \{\zeta_i\}, i = 1, ..., n,$ сглаженных или упрежденных точек – оценок $\eta(t_i + t_{\text{п}_i})$.

Для вычисления ζ_i необходимо задать:

а) класс управляющих решений, из которых выбираются структуры механизма связи ζ_i со значениями $\xi(t)$ на $(t_i - T, t_i)$;

б) показатель качества прогноза $R(\zeta)$;

в) область Q определения ζ – набор ограничений, определяющих множество допустимых значений.

Все решения о прогнозах, отвечающих моментам $t_1, ..., t_n$, принимаются одновременно. Одноэтапная задача фильтрации и прогноза описывается одноэтапной моделью стохастического прогнозирования. Априорные решающие правила поиска УР определяют структуру зависимости ζ от значений $\xi(t)$ на $\bigcup_i (t_i - T, t_i)$, полностью обусловленную статистическими характеристиками случайных процессов $\eta(t)$ и $\xi(t)$. Апостериорные решающие правила определяют операторы сглаживания и упреждения, зависящие, кроме того, и от реализованной траектории случайного процесса $\xi(t)$ на $\bigcup_i (t_i - T, t_i)$.

В многоэтапной модели фильтрации и прогноза на *i*-м этапе, исходя из предварительно накопленной информации и принятых решений, сглаживается или экстраполируется процесс $\eta(t)$ при $t = t_i$. При этом учитывается, что критерий качества и ограничения задачи связывают между собой все оценки $\zeta_i, i = 1, ..., n.$ Многоэтапная модель фильтрации и прогнозирования может быть представлена в виде многоэтапной задачи стохастического программирования с жесткими или условными статистическими или условными вероятностными ограничениями.

В зависимости от содержательных особенностей эксплуатационной задачи многоэтапная модель, как и одноэтапная, решается в априорных или апостериорных решающих правилах или решающих распределениях.

Рассмотрим общую дискретную модель одноэтапного сглаживания и прогноза [2]. Разобьем наблюдательное время T на s интервалов и будем считать, что наблюдение процесса $\xi(t)$ проводится в соответствующие дискретные моменты времени $t_i-(s-1)\Delta$, $t_i-(s-2)\Delta, ..., t_i-\Delta, t_i, i=1,...,n$. Пусть для каждого i задан оператор $\Phi_i, i=1,...,n$, позволяющий по значениям $\xi(t_i-j\Delta)$ $j=0,1,...,s-1$ и по неизвестному подлежащему определению набору весовых коэффициентов $p_{ij}, j=0,1,...,s-1$ вычислить оценку ζ_i прогноза в соответствующей точке

$$\zeta_i=\Phi_i(\xi(t_i-j\Delta),\ p_{ij})\ j=1,...,n. \qquad (13)$$

Ошибка прогноза в момент t_i

$$\delta_i=\delta(t_i)=\eta(t_i+t_{\text{п}_i})-\zeta(t_i)=\eta_i-\zeta_i\,. \qquad (14)$$

Помимо ***регулируемых ошибок*** прогноза δ_i, определяемых принятой оценкой ζ_i, в практических задачах необходимо учитывать ***нерегулируемые ошибки*** – погрешности прогноза, не зависящие от выбираемых параметров p_{ij} (увеличение продолжительности стоянки пассажирского поезда для посадки-высадки пассажиров; изменение направления и силы ветра при скатывании отцепа с сортировочной горки и др.)

Первые и вторые (корреляционные) моменты регулируемых ошибок прогноза определяются формулами

$$m_i=M\delta_i=\overline{\delta_i}=\overline{\eta_i}-\overline{\zeta_i};\ m=\{m_i\},\ i=1,\ ...,n. \qquad (15)$$

$$k_{ij}=M(\delta_i-m_i)(\delta_j-m_j)\,;\ \ \left\|k_{ij}\right\|=\{k_{ij}\},\ i,\ j=1,...,n. \qquad (16)$$

Предполагается, что первые моменты $\overline{\eta}(t_i)$ и $\overline{\xi}(t_i)$ и корреляционные матрицы $k_{\eta\eta}(t_i,t_j), k_{\eta\xi}(t_i,t_j)$ и $k_{\xi\xi}(t_i,t_j)$ известны и заданы.

В нелинейных моделях прогноза для вычисления моментов оценки прогноза недостаточно знания математического ожидания и корреляционной функции случайного прогресса $\xi(t)$. В общем случае требуется информация о дополнительных статистических характеристиках, а иногда и о системе функций распределения значений $\xi(t)$.

В качестве целевого функционала прогноза выбирается функция от первых и вторых моментов ошибок прогноза $R(\left\|k_{ij}\right\|, m)$. При заданных статистических характеристиках случайных процессов $\xi(t)$ и $\eta(t)$ значения k_{ij} и m_i однозначно определяются вектором оценок $\zeta=\{\zeta_i\}$ упрежденных точек. Последние, в свою очередь, обусловлены значениями параметров $p=\{p_{ij}\}$. Поэтому

$$R(\left\|k_{ij}\right\|,m)=\tilde{R}(\zeta)=\hat{R}(p). \qquad (17)$$

Область Q определения задачи фильтрации и прогноза задается системой ограничений – равенств, неравенств или логических соотношений – на моменты ошибок прогноза или на вероятности попадания точек ζ_i в заранее заданные детерминированные или случайные множества или, наконец, на допустимый диапазон изменения параметров p_{ij}. Факторы, определяющие выбор ограничений, связаны, главным образом, с установлением рационального соотношения между регулируемыми и нерегулируемыми ошибками прогноза и с выполнением технических условий, обеспечивающих реализацию решения задачи фильтром или программой заданной сложности. Область Q определения ζ_i индуцирует область Q_p определения p. Задача фильтрации и прогноза сводится, таким образом, к задаче стохастического программирования

$$\max_{\zeta\in Q} R(\left\|k_{ij}\right\|, m)=\max_{\zeta\in Q}\tilde{R}(\zeta)=\max\hat{R}(p). \qquad (18)$$

Классическая задача сглаживания и экстраполяции по минимуму дисперсии формулируется для случая n = 1. Целевой функционал R задачи – второй момент $k=k_{ij}$ ошибок прогноза (с обратным знаком). Область допустимых планов определяется требованием несмещенности оценки $m=m_i=0$. Механизм сглаживания и прогноза предполагается линейным и определяется (в дискретном случае) набором весовых коэффициентов p_{ij}. Фильтрация по минимуму дисперсии целесообразна при отсутствии нерегулируемых ошибок.

Задача формируется следующим образом:

Требуется вычислить вектор $p=\{p_{ij}\}$, для которого

$$-R(k,m)=k(p)=M\{\eta(t_0+t_{\text{п}})-$$
$$-\sum_{j=0}^{s-1}\xi(t_0-j\Delta)p_j\}^2\to\min \qquad (19)$$

при условии

$$M\{\eta(t_0+t_{\text{п}})-\sum_{i=0}^{s-1}\xi(t_0-j\Delta)p_j\}^2=0\,. \qquad (20)$$

Предполагается, что статистические характеристики $\overline{\eta}, \overline{\xi}, k_{\eta\eta}, k_{\eta\xi}, k_{\xi\xi}$ случайных процессов $\xi(t)$ и $\eta(t)$ заданы.

Задача сводится к минимизации квадратичного функционала

$$\sum_{j=0}^{s-1}k_{\xi\xi}(t_0-j\Delta,t_0-j\Delta)p^2{}_j+2\sum_{j<r=1}^{s-1}k_{\xi\xi}(t_0-j\Delta,t_0-$$
$$-r\Delta)p_jp_r-2\sum_{j=0}^{s-1}k_{\eta\xi}(t_0+t_{\text{п}},t_0-j\Delta)p_j \qquad (21)$$

на гиперплоскости

$$\sum_{j=0}^{s-1}\overline{\xi}(t_0-j\Delta)p_j=\overline{\eta}(t_0+t_{\text{п}})\,. \qquad (22)$$

Задача может быть модифицирована и обобщена в различных направлениях. Жесткое ограничение – несмещенность оценки (равенство нулю систематической ошибки) в большинстве случаев можно заменить диапазоном допустимых отклонений относительно прогнозного значения δ. Область Q определения задачи при этом задается неравенством

$$\beta_1 \le \bar{\eta}(t_0 + t_п) - \sum_{j=0}^{s-1} \bar{\xi}(t_0 - j\Delta) p_j \le \beta_2 , \qquad (23)$$

где β_1, β_2 – заданные константы.

Таким образом, детерминированный эквивалент стохастической задачи сглаживания и прогноза может быть сведен к простейшей задаче квадратичного программирования.

Для ряда эксплуатационных задач допускается вместо детерминированного значения устанавливать область допустимых значений, которая зависит от управляемого процесса $\xi(t)$, в которые должна попасть упрежденная точка с вероятностью, не меньшей заданной (например, при роспуске составов с горки отцеп может остановиться не в конкретной точке пути, а допускается соударение с находящейся на путях группой вагонов со скоростью не выше 5 км/ч).

Тогда дополнительное ограничение будет иметь вид

$$P\{\sum_{j=0}^{s-1} \xi(t_0 - j\Delta) p_j \in G(\xi)\} \ge \alpha, \qquad (24)$$

где $0 \le \alpha \le 1$ – заданная константа, а $G(\xi)$ – область заданной структуры, определяемая траекторией процесса $\xi(t)$ на интервале $(t_0 - T, t_0)$.

Поиск эффективных УР.

Типичная дискретная задача детерминированного оптимального управления имеет вид [4]

$$x^T(s) D_s x(s) \to \min, \qquad (25)$$

$$x(t+1) = Ax(t) + Bu(t),\ t = 0, 1, ..., s-1, \qquad (26)$$

$$|u(t)| \le 1,\ t = 0, 1, ..., s-1. \qquad (27)$$

Здесь $x(t)$ – n-мерный вектор параметров состояния в момент t, $x(0)$ задан, $u(t)$ – m-мерный вектор управления; D_s – симметричная положительно определенная матрица размера $n \times n$; A и B матрицы соответственно размера $n \times n$ и $n \times m$ – характеристики управляемого объекта и управляющего устройства.

В практических задачах сфера приложения детерминированных методов управления ограничена. Обычно объект управления подвергается помимо управляющего воздействия случайному возмущению $\omega(t)$. Кроме того, компоненты вектора $x(t)$ состояния системы измеряются со случайной ошибкой. В цепь обратной связи подаются, таким образом, не значения компонента $x(t)$, а составляющие вектора $z(t)$, отличающегося от $x(t)$ на случайный вектор $\upsilon(t)$. При интеллектуальном управлении перевозочным процессом могут формулироваться эксплуатационные задачи, в которых структура связи между объектами управления меняется случайным образом.

Классическая стохастическая модель управления имеет вид [4]

$$M\{x^T(s) D_s x(s) + \frac{1}{2}\sum_{t=1}^{s}[x^T(t) K_\upsilon x(t) + u^T(t-1) K_\omega u(t-1)]\} \to \min, \qquad (28)$$

$$x(t+1) + \upsilon(t+1) = A[x(t) + \upsilon(t)] + B[u(t) + \omega(t)]. \qquad (29)$$

Здесь $\upsilon(t)$ и $\omega(t)$ – белые гауссовы случайные последовательности с нулевыми математическими ожиданиями и корреляционными матрицами K_υ и K_ω соответственно.

Доказано (см., например, [4]), что приведенную задачу оптимального стохастического управления можно разделить на две: задачу сглаживания и прогноза по минимуму дисперсии ошибок и задачу оптимального детерминированного управления. При более сложном критерии качества управления и при дополнительных ограничениях на переменные состояния и управляющие параметры такое разделение не всегда удается и, его, по-видимому, не всегда целесообразно производить. В таких случаях необходимо с самого начала формулировать задачу управления в условиях неполной информации, как задачу детерминированного управления сглаженными и экстраполированными в соответствии с теми или иными принципами процессами.

Общая задача стохастического управления является задачей стохастического программирования. Закон управления представляет собой решающие правила и решающие распределения. Класс допустимых структур решающих правил или решающих распределений задается заранее, исходя из специфики задачи.

Естественное обобщение задачи (28), (29) допускает случайные матрицы D_s, A и B. Целевой функционал может зависеть не только от конечного состояния системы (от состояния, в котором окажется система при $t = s$), но и от всей траектории, определяемой поведением системы в течение всего процесса ее функционирования. Построение закона управления незначительно усложняется, если заменить в критерии качества (28) стохастического управления $x^T(s) D_s x(s)$ на $\sum_{t=1}^{s} x^T(t) D_t x(t)$.

Помимо условий равенств, определяющих механизм функционирования системы, могут быть заданы статистические, вероятностные или жесткие ограничения на компоненты векторов $x(t)$ и составляющие векторов управления $u(t)$. Ограничения на $x(t)$ исключают нежелательные состояния и траектории системы (см. рисунок 2). Ограничения на $u(t)$ учитывают наличие временных, путевых, перевозочных и других ресурсов и технические возможности управления.

Обобщенная модель стохастического управления представляет собой модель стохастического программирования, в которой требуется минимизировать средний риск или максимизировать среднюю полезность – математическое ожидание некоторой случайной функции от параметров состояния и, возможно, от параметров управления. Эта группа условий определяет механизм функционирования системы. Такие ограничения задаются обычно в жесткой форме. Учитывая, однако, случайные возмущения, возникающие на входе системы, и погрешности наблюдения состояний системы, может оказаться целесообразной замена жестких ограничений, описывающих механизм функционирования устройства, вероятностными. Вторая и третья группы условий фиксируют допустимые области определения переменных состояний и, соответственно, параметров управления в различные моменты времени. В зависимости от содержательных особенностей задачи эти ограничения могут быть статистическими, вероятностными или жесткими.

Выводы.

Использование апостериорных моделей в ИСУПП обеспечивает разработку детализированных УР, направленных на повышение эффективности функционирования системы, снижение эксплуатационных рисков, разработку более адекватных алгоритмов управления. Кроме того, в процессе функционирования апостериорных моделей могут быть выявлены последовательности событий, не принадлежащей исходному множеству сценариев априорных моделей.

При описании системы, характеристики, поведение и влияние окружающей среды которой детерминированы, предшествующий опыт позволяет сформировать детальную априорную модель. При дополнении результатами функционирования апостериорных моделей база знаний ИСУПП становится более полной и достоверной.

Список литературы

1 **Еремеев, А. П.** Построение решающих функций на базе тернарной логики в системах принятия решений в условиях неопределенности / А. П. Еремеев // Известия академии наук. Теория и системы управления. – 1997. – № 5. – С. 138–143.

2 **Юдин, Д. Б**. Математические методы управления в условиях неполной информации / Д. Б. Юдин. – М. : Сов. радио. – 1974. – 400 с.

3 **Ерофеев, А. А.** Интеллектуальное управление перевозочным процессом: от оперативного к плановому / А. А. Ерофеев // Железнодорожный транспорт. – 2017. – № 4. – С. 74–77.

4 **Брайсон, А.** Прикладная теория оптимального управления / А. Брайсон, Хо-Ю-Ши. – М. : Мир, 1972. – 544 с.

Получено 20.05.2020

A. A. Erofeev. Principles of constructions posterior models intellectual transportation process management.

Considers approaches to solving operational problems in the face of uncertainty. It is proposed to use posterior models when solving problems of operational control of the transportation process. As part of a posteriori models, problems of identification, forecasting and the search for effective solutions should be solved. The general statement of the identification problem based on the stochastic programming model is given. The graphic interpretation of the behavior function of the control object in the ISUPP is developed. When forecasting the behavior of control objects, it is proposed to use one-stage and multi-stage filtering and forecasting tasks. To search for effective solutions, the use of a stochastic control model is justified.