

Заединов Руслан Вильданович

**УПРАВЛЕНИЕ РОБОТАМИ НА ОСНОВЕ
БЫСТРОМЕНЯЮЩЕЙСЯ ИНФОРМАЦИИ**

Специальность 05.02.05 — Роботы, мехатроника и
робототехнические системы

Автореферат
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Москва — 2003

Работа выполнена в Московском государственном техническом
университете им. Н. Э. Баумана

Научный руководитель:

доктор физико-математических
наук, профессор кафедры РК-10
МГТУ им. Н.Э. Баумана
Зенкевич Станислав
Леонидович

Официальные оппоненты:

доктор технических наук, профессор
Платонов Александр
Константинович

кандидат технических наук, доцент
Еремин Дмитрий
Михайлович

Ведущая организация:

Институт машиноведения им. А. А.
Благонравова РАН, г. Москва

Защита состоится «27» мая 2003 г. на заседании
Диссертационного Совета Д 212.141.02 Московского государственного
технического университета им. Н. Э. Баумана по адресу:

107005, г. Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5.

Ваши отзывы в двух экземплярах, заверенные гербовой печатью,
просьба высылать по указанному адресу.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке МГТУ им. Н. Э.
Баумана.

Автореферат разослан «25» апреля 2003 г.

Ученый секретарь
Диссертационного Совета
к.т.н., доцент



Иванов В.

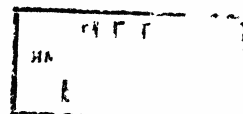
Актуальность работы. В последнее время робототехника применяется все больше и больше в непроизводственной сфере. Актуальным является создание робототехнических систем для таких задач как автономное сопровождение и техническое обслуживание различных объектов, функционирующих в экстремальных средах, например, в космосе, спасение людей и т.п.

Проблема создания таких систем лежит не только в области роботизации, но и в области автоматизации, обеспечения большей автономности роботов по сравнению с современными образцами, управляемыми человеком-оператором. Частично проблемы автоматизации могут быть сняты за счет размещения человека-оператора в непосредственной близости к месту функционирования робота или снабжения его большим количеством информации. Но, во-первых, такие методы могут быть не применимы. Например, размещение человека-оператора в месте функционирования робота может быть невозможно из-за крайней агрессивности среды, где производятся работы, или из-за необходимости действовать быстро, не тратя время на привлечение и транспортировку к месту работ квалифицированного сотрудника. Во-вторых, характеристики среды могут быть такими, что применение традиционных подходов к управлению будет безуспешным. В частности, при работе в быстроменяющейся среде многим современным роботам не удастся успешно функционировать по причине недостаточного быстрогодействия. Традиционные сенсорные системы, например системы технического зрения, также могут оказаться неприменимыми из-за неполноты и зашумленности предоставляемой ими информации.

Таким образом, основная проблема при создании систем управления для рассматриваемого класса робототехнических систем заключается в невозможности непосредственного управления в реальном масштабе времени на основе текущих наблюдений из-за их неполноты, зашумленности, быстрого изменения состояния объекта наблюдений и инерционности объекта управления.

Данная диссертационная работа посвящена разработке метода управления манипулятором на основе оценки предсказания состояния объекта наблюдений при условии согласованного с ним движения. В свете указанных проблем, встречающихся при создании автономных робототехнических систем, разработка таких методов является актуальной.

Важным является также поиск таких задач, которые, являясь обобщением названных, позволили бы провести математическое моделирование разработанных методов с целью проверки их



работоспособности в различных условиях функционирования реальных систем. В качестве такой задачи рассматривается создание игрового тренажера.

Цель и задачи работы. Целью диссертационной работы является создание комплекса методов для управления манипуляционными роботами на основе быстроменяющейся информации о состоянии внешней среды. В работе были поставлены и решены следующие задачи:

1. Создание метода предсказания состояния объекта наблюдений на основе априорной информации о данном объекте и сведений о его текущем состоянии, полученных в реальном масштабе времени. При этом данные о текущем состоянии объекта наблюдений могут быть зашумлены и неполны.
2. Разработка метода управления манипуляционным роботом на основе предсказанного состояния объекта наблюдений с обеспечением согласованного движения схвата манипулятора и объекта наблюдений.
3. Исследование обоих методов с целью определения их работоспособности в реальных условиях путем математического моделирования на ЭВМ.

Методы исследования. При решении задачи создания метода предсказания состояния объекта наблюдений автором были использованы методы теории рекуррентной фильтрации. При разработке метода управления использовались методы планирования траектории на основе интерполяционных многочленов, теория нейроуправления, теория нечетких множеств. Также использовались методы кинематического исследования манипуляционных роботов. Разработка программных средств велась с использованием технологии объектно-ориентированного программирования.

Исследование разработанных методов проводилось путем математического моделирования на ЭВМ в среде Matlab, а также на языке C++ под управлением операционных систем QNX 4.25 и Windows.

Научная новизна работы. В процессе исследований был получен метод предсказания фазового вектора линейной, возможно, нестационарной динамической системы. На основании численного эксперимента проверена его работоспособность для некоторого класса нелинейных систем. Метод позволяет получать в некоторый момент времени t оценку предсказания фазового вектора, которая относится к моменту $t + \tau$, $\tau > 0$. Оценка предсказания строится одновременно с

оценкой фильтрации по, возможно, неполным и зашумленным наблюдениям за рассматриваемой динамической системой.

Был также разработан нейросетевой метод планирования траектории движения манипулятора при условии согласованности этого движения с движением объекта наблюдений, а также с учетом кинематических ограничений манипулятора. При разработке метода был создан модифицированный алгоритм обратного распространения ошибки для обучения нейронной сети, который позволяет обучить нейронную сеть при отсутствии набора эталонных выходных образов, но при известных ограничениях, наложенных на эти образы.

При разработке нейросетевого метода планирования траектории был разработан метод инициализации весов нейронной сети, который существенно улучшает работу модифицированного метода обратного распространения ошибки, что приводит к генерации более плавных траекторий, чем при случайной инициализации весов сети до обучения. Метод инициализации весов основан на теории нечетких множеств и предполагает построение экспертных оценок вида траектории на различных ее участках.

Практическая ценность работы. Результаты данной диссертационной работы могут быть использованы для решения различных научных и технических задач, связанных с управлением на основе быстроменяющейся информации, в области робототехники и в смежных областях.

Метод предсказания фазового вектора динамической системы может быть использован для предсказания положения и скорости динамического неуправляемого объекта, например, потерявшего управление космического аппарата. Свойства восстановления полноты информации и фильтрации шумов в наблюдениях делают данный метод применимым в экстремальных средах.

Нейросетевой метод планирования траектории согласованного с объектом наблюдений движения объекта управления может быть применен при решении задач спасения и технического обслуживания в автономном режиме. При совместном использовании разработанных методов предсказания состояния и нейросетевого планирования траектории отпадает необходимость в человеке-операторе на самом ответственном участке работ, а именно, при захвате объекта наблюдений схватом манипулятора.

Внедрение. Проведенные исследования являются частью фундаментальных исследований в области теории рекуррентной

фильтрации и теории управления, которые проводились в научно-учебном центре «Робототехника» МГТУ им. Н. Э. Баумана в течение последних лет.

Результаты диссертационной работы внедрены в учебный процесс кафедры «Робототехнические системы» МГТУ им. Н. Э. Баумана при обучении по направлению 210300 «Роботы и робототехнические системы».

Апробация работы. Основные результаты работы докладывались на 12-й и 13-й научно-технических конференциях «Экстремальная робототехника» в Государственном Научном Центре ЦНИИ РТК (г. Санкт-Петербург) в 2001 и 2002 гг., на Всероссийской научной школе-конференции «Мобильные роботы и мехатронные системы» в Институте механики МГУ им. М. В. Ломоносова в 2001 г., а также на научных семинарах научно-учебного центра «Робототехника» МГТУ им. Н. Э. Баумана.

Публикации. Основное содержание диссертации опубликовано в четырех печатных работах.

Объем работы. Диссертация состоит из введения, пяти глав, заключения, списка использованных источников из 42 наименований, трех приложений. Основное содержание работы составляет 166 печатных страниц, включая рисунки и список литературы.

СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность темы диссертационной работы, определена область исследования, обозначены основные проблемы в данной области, сформулированы задачи работы. Кроме того, показано практическое значение диссертационной работы, описана ее структура.

В первой главе дан обзор существующих нейросетевых методов предсказания и управления. В обзоре показаны основные принципы работы биологического нейрона и его математической модели, проведено сравнение основных свойств и возможностей биологических нейронных систем и широко применяемых в настоящее время ЭВМ на основе машины фон Неймана. Показано превосходство нейронных систем над машиной фон Неймана благодаря таким их свойствам как массовый параллелизм, распределенное представление информации и вычисления, способность к обучению и способность к обобщению, адаптивность, свойство контекстуальной обработки информации, толерантность к ошибкам,

низкое энергопотребление. Описаны основные архитектуры искусственных нейронных сетей (ИНС), методы их обучения, классификация ИНС. Даны сравнительная характеристика ИНС, и исторический обзор их развития. Показана возможность эффективной реализации управляющих алгоритмов на основе нейронных сетей. В данной работе в качестве инструмента для планирования траектории движения схвата манипулятора приняты многослойные персептроны, как наиболее применимые ИНС.

В данной главе также освещены общие вопросы построения сенсорной и управляющей систем робота с предсказанием состояния объекта наблюдений и управлением на основе предсказания. На примере игрового тренажера выработаны конкретные требования к сенсорной и управляющей системам такого робота. Основная особенность системы управления по предсказанию — это жесткая привязка действий робота к определенному расписанию, что делает неприменимым традиционные оптимизационные критерии планирования траектории: минимизация времени движения и минимизация затраченной энергии.

Во второй главе описан метод предсказания фазового вектора линейной, возможно, нестационарной динамической системы. Метод основан на существующем методе рекуррентной фильтрации — фильтре Калмана и используется для предсказания скорости и положения объекта наблюдений в составе игрового тренажера (теннисного мяча).

Пусть объект наблюдения описывается следующим уравнением

$$\dot{x}(t) = A(t)x(t) \quad (1)$$

где $A(t)$ — матрица, характеризующая поведение системы, а измерение имеет вид

$$z(t) = H(t)x(t) + \xi(t) \quad (2)$$

где $H(t)$ — матрица измерений, $\xi(t)$ — гауссов белый шум со следующими характеристиками:

$$E\xi(t) = 0, \quad E(\xi(t)\xi^T(t')) = R(t)\delta(t - t'),$$

где символом E обозначено математическое ожидание, а $R(t)$ — матрица ковариации сигнала шума. Заметим, что мы рассматриваем невозмущенный объект.

Задача состоит в получении оценки $\hat{x}_\tau = \hat{x}(T|t), T = t + \tau, \tau > 0$. Это означает, что в каждый момент времени нас интересует, где будет находиться система через заданный временной интервал.

Известно, что оценка предсказания $\hat{\mathbf{x}}(T, t)$, т.е. наилучшая оценка вектора состояния системы $\mathbf{x}(T)$ на момент времени T по измерениям, сделанным к моменту $t < T$, имеет вид

$$\hat{\mathbf{x}}(T, t) = \Phi(T, t)\hat{\mathbf{x}}(t) \quad (3)$$

где $\hat{\mathbf{x}}(t)$ – оценка, полученная в результате применения методов теории рекуррентной фильтрации, $\Phi(T, t)$ – матрица Коши системы (1).

Использование этого результата сопряжено с трудностями при нахождении матрицы Коши, что особенно актуально для нестационарных систем.

Дифференцируя соотношение (3) по времени, используя известные свойства матрицы Коши, а также выражение фильтра Калмана для оценки фильтрации, получим следующее выражение для оценки предсказания:

$$\dot{\hat{\mathbf{x}}}_r(t) = \mathbf{A}(T)\hat{\mathbf{x}}_r(t) + \Phi(T, t)\mathbf{P}(t)\mathbf{H}^T(t)\mathbf{R}^{-1}(t)[\mathbf{z}(t) - \mathbf{H}(t)\hat{\mathbf{x}}(t)] \quad (4)$$

Введем матрицу $\mathbf{L}(t)$, связанную с матрицей ковариации ошибки оценки фильтрации $\mathbf{P}(t)$ следующим образом:

$$\mathbf{L}(t) = \Phi(T, t)\mathbf{P}(t) \quad (5)$$

Заметим, что матрица $\mathbf{L}(t)$ не является матрицей ковариации ошибки предсказания. Дифференцируя соотношение (5) по t с учетом известного выражения для $\mathbf{P}(t)$ после несложных преобразований получим:

$$\dot{\mathbf{L}}(t) = \mathbf{A}(T)\mathbf{L}(t) + \mathbf{L}(t)\mathbf{A}^T(t) - \mathbf{L}(t)\mathbf{H}^T(t)\mathbf{R}^{-1}(t)\mathbf{H}(t)\mathbf{P}(t) \quad (6)$$

Таким образом, оценка предсказания фазового вектора находится из соотношений (4) и (6), а также известных формул оценки фильтрации:

$$\begin{cases} \dot{\hat{\mathbf{x}}}_r(t) = \mathbf{A}(T)\hat{\mathbf{x}}_r(t) + \mathbf{L}(t)\mathbf{H}^T(t)\mathbf{R}^{-1}(t)[\mathbf{z}(t) - \mathbf{H}(t)\hat{\mathbf{x}}(t)] \\ \dot{\mathbf{L}}(t) = \mathbf{A}(T)\mathbf{L}(t) + \mathbf{L}(t)\mathbf{A}^T(t) - \mathbf{L}(t)\mathbf{H}^T(t)\mathbf{R}^{-1}(t)\mathbf{H}(t)\mathbf{P}(t) \\ \dot{\hat{\mathbf{x}}}(t) = \mathbf{A}(t)\hat{\mathbf{x}}(t) + \mathbf{P}(t)\mathbf{H}^T(t)\mathbf{R}^{-1}(t)[\mathbf{z}(t) - \mathbf{H}(t)\hat{\mathbf{x}}(t)] \\ \dot{\mathbf{P}}(t) = \mathbf{A}(t)\mathbf{P}(t) + \mathbf{P}(t)\mathbf{A}^T(t) - \mathbf{P}(t)\mathbf{H}^T(t)\mathbf{R}^{-1}(t)\mathbf{H}(t)\mathbf{P}(t) \end{cases} \quad (7)$$

где $\hat{\mathbf{x}}_r(t)$ – оценка предсказания фазового вектора рассматриваемой линейной динамической системы, $\hat{\mathbf{x}}(t)$ – оценка фильтрации фазового вектора, $\mathbf{A}(t)$ – матрица линейной системы, $\mathbf{H}(t)$ – матрица измерений, $\mathbf{z}(t)$ – вектор измерений, $\mathbf{P}(t)$ – матрица ковариации ошибки оценки фильтрации, $\mathbf{L}(t)$ – матрица, связанная с $\mathbf{P}(t)$ соотношением (5), $\mathbf{R}(t)$ – матрица ковариации сигнала шума.

Отдельный вопрос представляет выбор начальных условий интегрирования системы (7), т.к. значения элементов векторов $\hat{\mathbf{x}}_r(t_0)$ и

$\hat{x}(t_0)$ должны быть заданы «одинаково неточно». На рисунке 1 показано влияние несогласованности начальных условий интегрирования системы (7) при оценке высоты полета сферического тела в воздухе: а — реальная высота; б — наблюдаемые значения высоты; в — фильтрационная оценка высоты; г — оценка предсказания высоты.

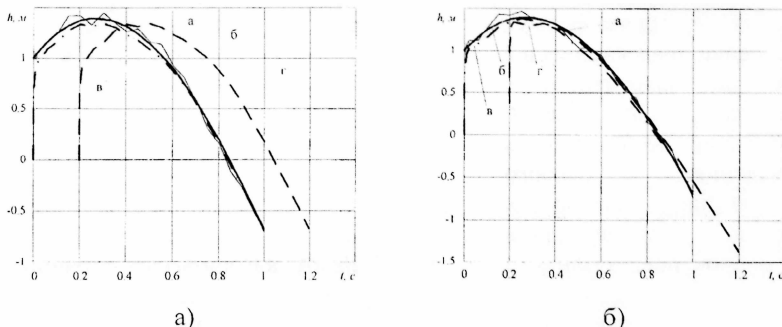


Рис. 1. Согласование начальных условий для предсказания:
а) без согласования; б) с согласованием

Разработан алгоритм согласования начальных условий, основанный на предварительных наблюдениях за объектом без предсказания. Применение данного алгоритма вносит в оценку предсказания некоторую методическую погрешность, однако, как показывают экспериментальные исследования, при разумном выборе условия остановки наблюдений эта погрешность незначительна и не влияет на работоспособность метода.

Экспериментально показано, что соотношения (7) могут быть верны и для нелинейных систем вида

$$\dot{x}(t) = f(t, x(t)),$$

в случае если все остальные условия соблюдены. В частности, было проведено моделирование предсказания значений фазового вектора модели полета тонкостенного сферического тела в воздухе, матрица системы пересчитывалась в каждой точке интегрирования системы (7):

$$A(t) = \left. \frac{\partial f(t, x)}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}(t)}$$

Результат работы метода представлен на рисунке 2.

Отличительные особенности метода предсказания фазового вектора: отсутствие необходимости интегрировать систему (1) для формирования оценок предсказания после получения оценок фильтрации; не требуется поиск матрицы Копи системы (1); в формулах (7) сохранены преимущества методов рекуррентной фильтрации (необходимость хранения всего одного значения фазового вектора; фильтрация

аддитивного шума в наблюдениях; способность к восстановлению полного фазового вектора системы по наблюдениям за его компонентами).

К недостаткам метода можно отнести следующее: повышение порядка формул для оценки предсказания в 2 раза по сравнению с формулами для оценки фильтрации; необходимость проведения особого согласования начальных условий интегрирования для оценок предсказания и фильтрации; возможность присутствия аддитивного шума только в канале наблюдения, шумы самого объекта не могут быть учтены.

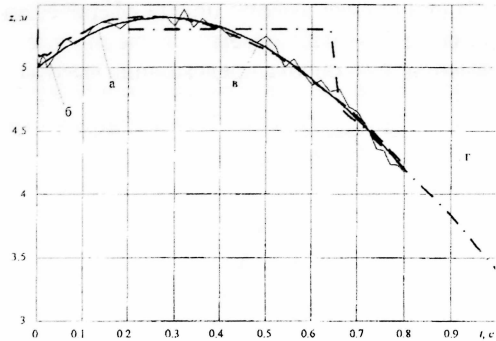


Рис. 2. Работа алгоритма фильтрации и формирования предсказаний: изменение координаты $z(t)$

В третьей главе описан метод планирования траектории схвата манипулятора в составе игрового тренажера на основе предсказания фазового вектора объекта наблюдений. Входной информацией для такого метода служат краевые условия, которым должна удовлетворять траектория, а именно, начальные положение и скорость схвата и конечные положение и скорость схвата, согласованные с положением и скоростью объекта наблюдений. Проведен анализ существующего метода планирования траектории с использованием интерполяционных многочленов. На примере трехзвенного манипулятора показано, что данный метод имеет ограничения при необходимости учета кинематических ограничений манипулятора или препятствий, которые могут присутствовать во внешней среде.

Разработан метод, который позволяет генерировать сами интерполяционные точки на основании требований, которые наложены на начальное и конечное положения манипулятора, и его кинематических ограничений. В основе метода лежит нейронная сеть, т. к. выдача решения нейронной сетью проводится за детерминированное время. Обучение сети проводится на основе известных данных о кинематических ограничениях объекта управления. Такой подход требует модификации существующих или разработки новых алгоритмов обучения нейронных сетей, т.к.

существующие алгоритмы обучения требуют наличия эталонных образов, которые в данном случае отсутствуют.

Поскольку форма планируемой траектории будет зависеть не только от начального и конечного положений манипулятора, но и от его кинематических ограничений, окончательно задача планирования траектории формулируется в обобщенных координатах манипулятора.

Вид нейронной сети показан на рисунке 3. Работа метода рассматривается на примере кинематической схемы манипулятора РМ-01.

Алгоритм обучения нейронной сети построен на известном алгоритме обучения на основе обратного распространения ошибки. Основная идея разработанного метода заключается в том, что в условиях отсутствия эталонных образов для обучения сгенерированная на предыдущем шаге обучения траектория должна быть модифицирована в точках, в которых имеется нарушение тех или иных кинематических ограничений. Точки траектории, удовлетворяющие ограничениям, изменяться не должны. Полученная таким образом траектория считается эталонной на данной итерации обучения. Обучение продолжается, пока все точки траектории не будут удовлетворять кинематическим ограничениям.

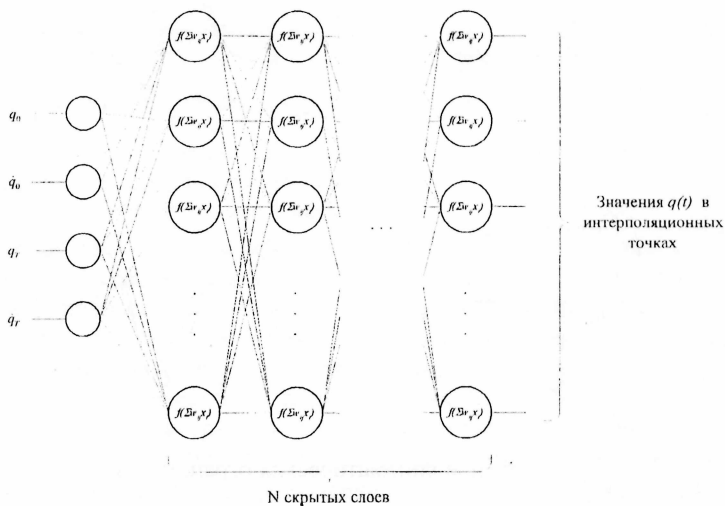


Рис. 3. Нейронная сеть для генерации траектории

Рассмотрение различных случаев нарушения кинематических ограничений показано на рисунке 4.

Выведены следующие формулы для модификации точек траектории:

– нарушение ограничений по положению:

$$\Delta_k^- = (1+r)[q(t_k) - q_{\max}], \quad \Delta_l^+ = (1+r)[q_{\min} - q(t_l)],$$

где r — коэффициент безопасности, $0 < r < 1$.

Эталонные значения в указанные моменты времени выражаются так:

$$q^*(t_k) = q(t_k) - \Delta_k^-, \quad q^*(t_l) = q(t_l) + \Delta_l^+$$

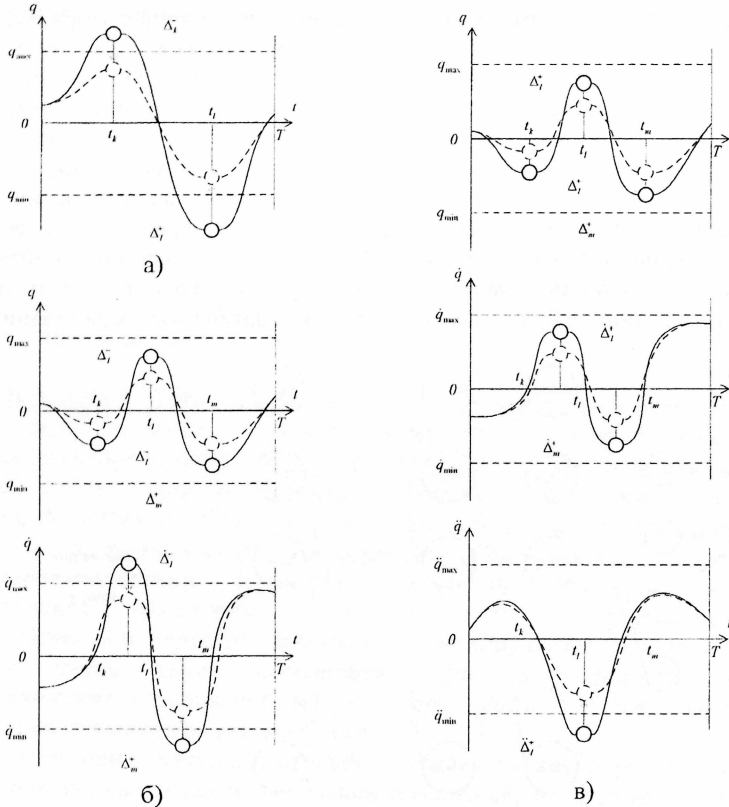


Рис. 4. Нарушение кинематических ограничений:
а) по положению; б) по скорости; в) по ускорению

– нарушение ограничений по скорости:

$$\Delta_l^- = \frac{1}{4}[q(t_l) - q(t_k) - (t_l - t_k)(1 - \text{sign}(\dot{q}_{\max})r)\dot{q}_{\max}] \quad (8)$$

$$\Delta_m^+ = \frac{1}{4}[q(t_l) - q(t_m) + (t_m - t_l)(1 + \text{sign}(\dot{q}_{\min})r)\dot{q}_{\min}] \quad (9)$$

Эталонные значения в случае несоблюдения верхнего предела ограничений выражаются так:

$$q^*(t_k) = q(t_k) + \Delta_l^-, \quad q^*(t_l) = q(t_l) - \Delta_l^-$$

Эталонные значения в случае несоблюдения нижнего предела ограничений выражаются так:

$$q^*(t_m) = q(t_m) + \Delta_m^+, \quad q^*(t_l) = q(t_l) - \Delta_m^+$$

– нарушение ограничений по ускорению:

В случае нарушения верхнего предела ограничений по ускорению имеем:

$$\Delta_m^- = \frac{1}{2} \left\{ q(t_m) - q(t_l) - \frac{(t_m - t_l)}{2} \left[\dot{q}(t_{k,l}) + \dot{q}(t_{l,m}) + \frac{(t_{l,m} - t_{k,l})}{2} [\ddot{q}(t_{k,m}) + (1 - \text{sign}(\ddot{q}_{\max})r)\ddot{q}_{\max}] \right] \right\} \quad (10)$$

$$\Delta_l^- = \frac{1}{2} \left\{ q(t_k) - q(t_l) + \frac{(t_l - t_k)}{2} \left[\dot{q}(t_{k,l}) + \dot{q}(t_{l,m}) - \frac{(t_{l,m} - t_{k,l})}{2} [\ddot{q}(t_{k,m}) + (1 - \text{sign}(\ddot{q}_{\max})r)\ddot{q}_{\max}] \right] \right\} \quad (11)$$

Эталонные значения в интерполяционных точках определяются следующим образом:

$$q^*(t_k) = q(t_k) - \Delta_l^-, \quad q^*(t_l) = q(t_l) + \Delta_l^-, \quad q^*(t_m) = q(t_m) - \Delta_m^-$$

В случае нарушения нижнего предела ограничений по ускорению имеем:

$$\Delta_m^+ = \frac{1}{2} \left\{ q(t_l) - q(t_m) + \frac{(t_m - t_l)}{2} \left[\dot{q}(t_{k,l}) + \dot{q}(t_{l,m}) + \frac{(t_{l,m} - t_{k,l})}{2} [\ddot{q}(t_{k,m}) + (1 + \text{sign}(\ddot{q}_{\min})r)\ddot{q}_{\min}] \right] \right\} \quad (12)$$

$$\Delta_l^+ = \frac{1}{2} \left\{ q(t_l) - q(t_k) - \frac{(t_l - t_k)}{2} \left[\dot{q}(t_{k,l}) + \dot{q}(t_{l,m}) - \frac{(t_{l,m} - t_{k,l})}{2} [\ddot{q}(t_{k,m}) + (1 + \text{sign}(\ddot{q}_{\min})r)\ddot{q}_{\min}] \right] \right\} \quad (13)$$

При этом эталонные значения в интерполяционных точках определяются следующим образом:

$$q^*(t_k) = q(t_k) + \Delta_l^+, \quad q^*(t_l) = q(t_l) - \Delta_l^+, \quad q^*(t_m) = q(t_m) + \Delta_m^+$$

Формулы (8 — 13) не обеспечивают попадание значений скорости и ускорения в допустимый диапазон с первой итерации обучения, но придают процессу изменения весов в сети более плавный характер.

При обучении нейронных сетей веса их связей инициализируются случайными значениями. В таком случае разработанный алгоритм обучения настраивает сеть таким образом, что 80% времени каждое из звеньев манипулятора проводит практически без движения, а за оставшиеся 20% выбирает имеющееся рассогласование между текущими и требуемыми значениями положения и скорости. Для устранения этого недостатка была построена экспертная оценка вида траектории для различных комбинаций знаков начального и конечного положения звена манипулятора. На основании этой оценки выработаны правила нечеткого вывода (рисунок 5), которые используются для генерации эталонных траекторий.

Данные эталонные траектории используются для предварительного обучения сети по алгоритму обратного распространения ошибки. Настроенная таким образом сеть обучается уже по модифицированному алгоритму.

Для проверки метода был проведен численный эксперимент. Рабочее пространство робота было равномерно заполнено случайными точками встречи с объектом наблюдений, в каждой из которых задавался случайный по величине и направлению вектор скорости. Проводилось обучение нейронной сети для каждого из звеньев манипулятора. Результаты обучения представлены на рисунке 6. Для ясности представлены результаты обучения только для одной из точек встречи и только для одного (третьего) звена манипулятора. Буквами обозначены траектории после 100 (а), 1000 (б) и 5000 (в) итераций обучения.

В результате получен метод планирования такой траектории, которая удовлетворяет краевым условиям, удовлетворяет кинематическим ограничениям всех звеньев манипулятора, удовлетворяет оценочным ограничениям по ускорениям звеньев манипулятора, что приводит к более плавному их перемещению и косвенно учитывает динамику манипулятора. Данный метод планирования траектории формирует траекторию за заранее известное время, что позволяет использовать его в задачах управления по предсказанию.

В четвертой главе выведены математические соотношения, которые обеспечивают работу сенсорной подсистемы в составе игрового тренажера. Поскольку в процессе полета объект наблюдений (мяч) испытывает соударения необходимы формулы преобразования величины и направления скорости мяча в момент удара.

Пусть тонкостенное сферическое тело массы m и радиуса R непосредственно перед ударом обладает линейной и угловой скоростями $\mathbf{v}$

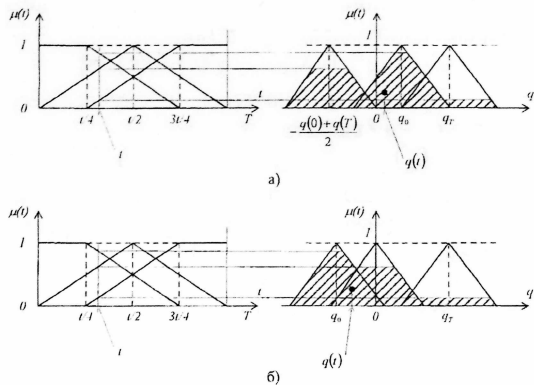


Рис. 5. Правила генерации эталонных траекторий: а) при одинаковых знаках координаты на концах; б) при разных знаках координаты на концах

и ω соответственно. Требуется определить векторы его линейной и угловой скоростей после удара: v' и ω' .

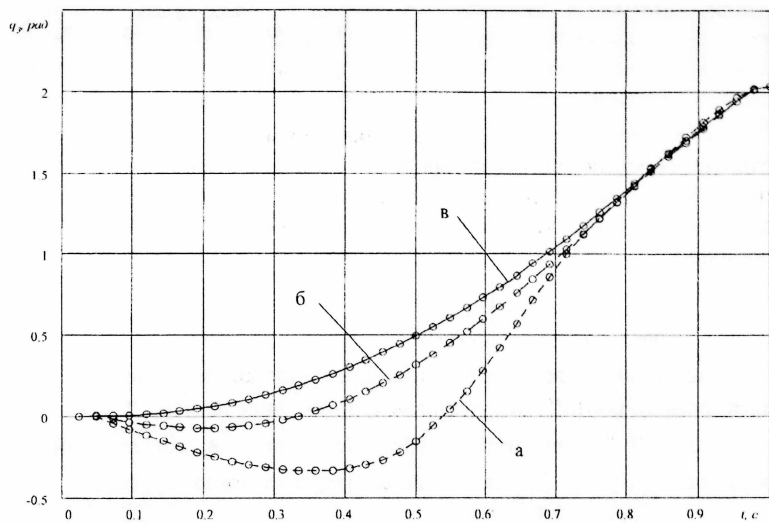
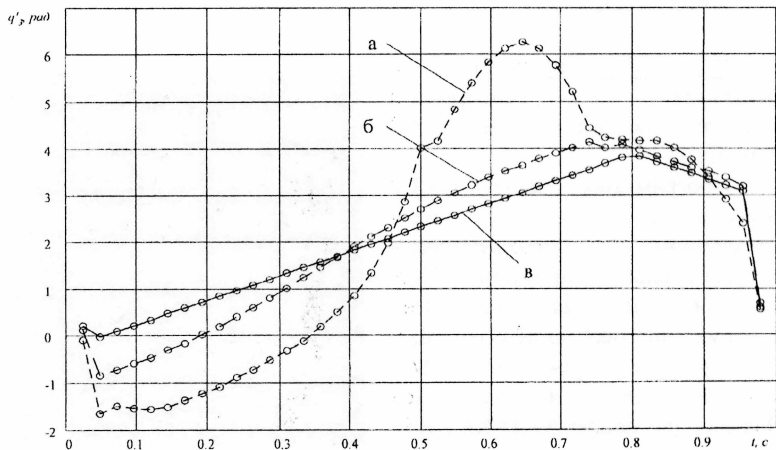


Рис. 6. Результат обучения

В результате получены следующие соотношения:

$$v' = v - \mu v_N(k+1) \left(e_{v_x} + e_{v_y} - \frac{1}{\mu} e_z \right) \quad \begin{cases} \omega'_x = \omega_x - \frac{3}{2} \frac{\mu v_N(k+1)}{R} (e_{v_{rx}} + e_{v_{cx}}) \\ \omega'_y = \omega_y - \frac{3}{2} \frac{\mu v_N(k+1)}{R} (e_{v_{ry}} + e_{v_{cy}}) \\ \omega'_z = \omega_z \end{cases}$$

Кроме того, в данной главе приведены математические соотношения, которые обеспечивают калибровку трехмерной видеосистемы, а также описан алгоритм калибровки. Результатом его работы являются матрицы перехода от систем координат видеокамер к абсолютной системе координат:

$$T_i = \left(\begin{array}{c|c} R_i & r_i \\ \hline 000 & 1 \end{array} \right) \quad T_b = \left(\begin{array}{c|c} R_b & r_b \\ \hline 000 & 1 \end{array} \right)$$

Выведены также формулы для преобразования двумерных координат некоторой точки М, полученные с двух видеокамер, $I_i = (x_i \ y_i \ f)^T$ и $I_b = (x_b \ y_b \ f)^T$ в ее трехмерные координаты в абсолютной системе координат $I_M = (x \ y \ z)^T$ на основании результатов калибровки:

$$I_M = \frac{k_i R_i I_i + r_i + k_b R_b I_b + r_b}{2},$$

где f — фокусное расстояние видеокамеры, а коэффициенты k_i и k_b определяются из уравнения:

$$k_i R_i I_i - k_b R_b I_b = r_b - r_i$$

В пятой главе описана реализация сенсорной подсистемы в виде стерео СТЗ (рисунки 7).

Программная часть СТЗ написана на языке C++ под управлением операционной системы реального времени QNX 4.25. Аппаратная часть основана на двух платах видеозахвата, использующих микросхему Vt878. Для вычислений используется ЭВМ с процессором AMD K6 550 МГц.

В составе стерео СТЗ реализованы следующие модули: драйвер устройств видеозахвата,

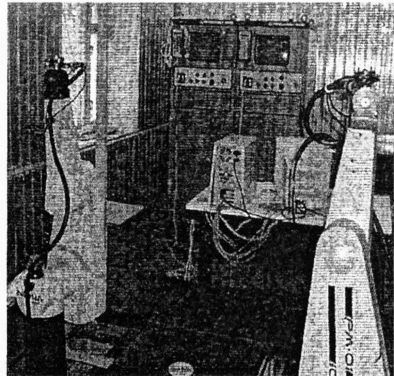


Рис. 7. Комплекс стерео СТЗ

позволяющий загружать цифровое изображение в память ЭВМ, не нагружая центральный процессор; модуль двумерного слежения, реализующий процедуры поиска объекта наблюдений и синхронизации видеозахвата с двух видеокамер; модуль трехмерного слежения, формирующий трехмерные координаты объекта наблюдений; драйвер устройства управления манипулятором, использующийся СТЗ на этапе калибровки для позиционирования схвата в реперных точках; модуль визуализации. Обобщенная схема СТЗ показана на рисунке 8.

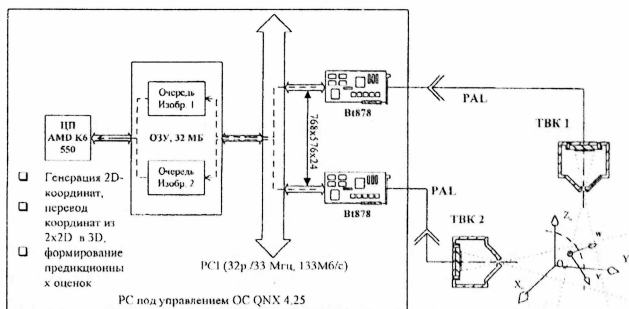


Рис. 8. Реализация системы технического зрения

В заключении перечислены основные результаты диссертационной работы.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В диссертации получены следующие основные научно-технические результаты:

- 1) Разработан метод предсказания фазового вектора линейной нестационарной динамической системы, позволяющий получить оценку ее состояния в будущем. Основными преимуществами метода являются: отсутствие необходимости поиска матрицы Коши, фильтрация шумов в канале наблюдения и восстановление полноты информации. На основании численного эксперимента показано, что данный метод работоспособен и для некоторого класса нелинейных систем.
- 2) Разработан нейросетевой метод генерации траектории схвата манипулятора, обеспечивающий встречу с объектом наблюдений. Основными преимуществами метода являются: функционирование по предсказанию и учет кинематических ограничений манипулятора.

Отсутствие эталонных траекторий для обучения нейронной сети вызвало создание специального метода обучения.

- 3) Предложен метод предварительной настройки весов нейронной сети, позволяющий повысить качество генерируемой траектории. Метод построен на основе нечеткой логики и экспертных оценках вида траектории в различных ситуациях.
- 4) Выведены соотношения для обновления оценок скорости объекта наблюдений при его соударении с объектами внешней среды, что позволяет учитывать скачкообразное изменение фазового вектора.
- 5) Реализована трехмерная система технического зрения для слежения за подвижными объектами. В ее составе реализованы процедуры калибровки и преобразования двумерных координат изображений объекта в его трехмерные координаты.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ ДИССЕРТАЦИИ ОТРАЖЕНЫ В СЛЕДУЮЩИХ РАБОТАХ:

1. Заединов Р.В., Зенкевич С.Л., Фаттяхов Р.Р. Слежение за быстро движущимися объектами с целью управления манипулятором в не полностью детерминированной среде // Экстремальная робототехника: Материалы XII всероссийской научной конференции. — СПб.: 2001. — С. 70-78.
2. Зенкевич С. Л., Заединов Р. В. Робот для игры в настольный теннис: особенности проектирования сенсорной подсистемы // Мобильные роботы и мехатронные системы: Материалы всероссийской научной школы-конференции. — СПб.: 2001. — С. 238 – 251.
3. Заединов Р. В. Эффективный алгоритм калибровки трехмерной видеосистемы // Экстремальная робототехника: Материалы XIII всероссийской научной конференции. — СПб.: 2002. — С. 44-50.
4. Зенкевич С.Л., Заединов Р.В. Об оценке предсказания фазового вектора непрерывных линейных динамических систем // Вестник МГТУ. Серия «Приборостроение». — 2002. — № 3. — С. 72-80.

Подписано к печати 16.03.2003 Зак. 457 Объем 1.0 п.л. Тир. 100 экз.
Типография МГТУ им. Н. Э. Баумана.