



ИПМ им.М.В.Келдыша РАН • Электронная библиотека

Препринты ИПМ • Препринт № 84 за 2012 г.



Павловский В.Е., Шелике А.Г.

Нейросетевые системы
локализации для
андроидного робота

Рекомендуемая форма библиографической ссылки: Павловский В.Е., Шелике А.Г. Нейросетевые системы локализации для андроидного робота // Препринты ИПМ им. М.В.Келдыша. 2012. № 84. 16 с. URL: <http://library.keldysh.ru/preprint.asp?id=2012-84>

Ордена Ленина
ИНСТИТУТ ПРИКЛАДНОЙ МАТЕМАТИКИ имени М.В.Келдыша
Российской академии наук

В.Е.Павловский, А.Г.Шелике

**НЕЙРОСЕТЕВЫЕ СИСТЕМЫ ЛОКАЛИЗАЦИИ
ДЛЯ АНДРОИДНОГО РОБОТА**

Москва, 2012 г.

УДК 531.1: 004.89

В.Е.Павловский¹, А.Г.Шелике²

¹ Институт прикладной математики им. М.В.Келдыша РАН (ИПМ)

² Механико-математический факультет МГУ им.М.В.Ломоносова

НЕЙРОСЕТЕВЫЕ СИСТЕМЫ ЛОКАЛИЗАЦИИ ДЛЯ АНДРОИДНОГО РОБОТА

АННОТАЦИЯ

Показано решение локализационных (навигационных) задач для андроидного робота в нейросетевом базисе.

Ключевые слова и выражения: робот, андроид, нейронная сеть, задача локализации, навигационная задача, модель вестибулярного аппарата.

Работа частично поддержана грантами РФФИ 10-07-00409-а, 10-01-00160-а.

V.E.Pavlovsky¹, A.G.Shelike²

¹ Keldysh Institute of Applied Mathematics of RAS (KIAM)

² Lomonosov State university mechanics-mathematics department

NEURAL LOCALIZATION SYSTEMS FOR ANDROID

ABSTRACT

The solution of localization problems for an android in neural network basis is shown.

Key words and phrases: robot, android, neural network, localization problem, navigation problem, model of a vestibular mechanism

The work is partially supported by the RFBR grants 10-07-00409-a, 10-01-00160-a.

Оглавление

1. Введение.....	3
2. Метод локализации аппарата в пространстве	3
2.1. Постановка задачи	3
2.2. Описание модели	3
2.3. Методика расчетов.....	4
2.4. Определение архитектуры сети	6
2.5. Результаты численного моделирования и анализ чувствительности	8
3. Метод локализации головы относительно корпуса.....	10
3.1. Постановка задачи	10
3.2. Модель движения головы, модель измерений	11
3.3. Методика расчетов.....	12
3.4. Результаты численного моделирования и анализ чувствительности	13
4. Заключение	15
Литература	16

1. Введение

Решение навигационной задачи является важным этапом построения управления роботом. В работе рассматриваются две задачи. Первая состоит в определении положения двуногого робота в окружающем пространстве по измерениям углов в шарнирах ног. Вторая — в определении позы головы робота относительно корпуса по измерениям ускорений в двух характерных точках головы. Обе задачи решаются в предположении, что роботу также известна местная вертикаль.

Часть определяемых параметров не может быть измерена непосредственно, а их прямое вычисление затруднительно, если измерения проведены с ошибкой. Затруднения возникают из-за несовместности соотношений, связывающих определяемые параметры с измерениями.

Построено решение этой задачи в нейросетевом базисе [1-4]. Проведен анализ применимости метода и его чувствительности к изменениям параметров задачи (характеристики ошибок измерений, геометрические параметры). Построены сети, определяющие навигационные параметры для систем с разным уровнем погрешностей датчиков.

2. Метод локализации аппарата в пространстве

Решается локальная задача локализации для андроидного аппарата.

2.1. Постановка задачи

Решается задача локализации для двуногого шагающего аппарата: определение геометрии позы и ориентации в окружающем пространстве. Задача рассматривается в следующих предположениях:

1. Робот находится в фазе стояния, его опорные точки находятся в горизонтальной плоскости и неподвижны.
2. Координаты опорных точек известны.
3. Прямым измерениям доступны углы в сочленениях ног и корпуса.

Измерения проведены с некоторыми ошибками.

Для решения задачи будем применять аппарат искусственных нейронных сетей. Требуется также оценить точность метода и его чувствительность к изменению параметров задачи.

2.2. Описание модели

Опишем модель формально. На рис. 1 приведена геометрическая схема модели.

Пусть A, B — опорные точки ног робота. Точки R и L будем условно называть "коленками", а точку P — "тазом" робота, $AR = BL = l_1$ и $RP = LP = l_2$ — длины звеньев ног робота, $l = l_1 + l_2$ — общая длина ноги. В расчетной модели $l_1 = 60$ см и $l_2 = 40$ см, $l = 100$ см.

Введем абсолютную систему координат $OXYZ$, где точка O — середина отрезка, соединяющего опорные точки A и B . Ось OZ направлена вертикально вверх, ось OY сонаправлена с вектором AB (см. рис. 1).

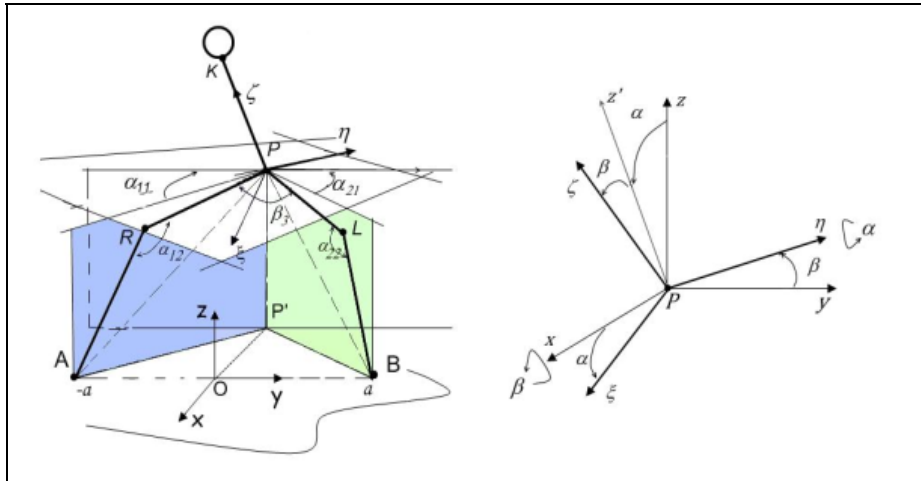


Рис. 1. Модель аппарата и параметры геометрии корпуса.

Относительную систему координат $P\xi\eta\zeta$ свяжем с корпусом робота. Ось $P\zeta$ направлена вдоль корпуса, как это показано на рис. 1. Примем, что корпус робота не может поворачиваться вокруг оси $P\zeta$ и, таким образом, имеет две степени свободы. Тогда ось $P\xi$ расположена в плоскости, параллельной OXZ , а ось $P\eta$ образует с ними правую тройку.

Координаты опорных точек A, B в системе координат $OXYZ$ известны и равны соответственно $(0, -a, 0)$ и $(0, a, 0)$. Будем также считать, что шарниры в "коленках" имеют одну степень свободы, т.е. каждая "нога" лежит в одной плоскости с точкой P_1 — ортогональной проекцией "таза" на плоскость OXY .

Опишем угловые параметры.

Углы α_{11} и α_{21} характеризуют углы поворота плоскостей каждой ноги в абсолютной системе координат (так как вертикаль известна, их измерение не составляет труда), α_{12} и α_{22} углы в сочленениях ног (коленках). Углы $\theta_1, \theta_2, \theta_3$ — углы между $P\zeta$ и PR , $P\zeta$ и PL , PR и PL соответственно. В качестве навигационных углов рассматриваются углы Крылова: крен, тангаж и рыскание (см. рис.1 справа). Угол тангажа соответствует наклону корпуса вперед и назад (углу α поворота вокруг оси PY), угол крена — наклону корпуса вправо и влево (углу β поворота вокруг оси $P\xi$), угол рыскания (угол поворота корпуса вокруг оси $P\zeta$) в рассматриваемом случае равен нулю, так как вращения вокруг оси $P\zeta$ нет.

Будем считать, что, исходя из углов α_{ij}, θ_i и координат точек A и B необходимо определить набор (x, y, z, α, β) , в который входят координаты (x, y, z) точки P и навигационные углы α, β , определяющие ориентацию относительной системы отсчета.

2.3. Методика расчетов

Возможным методом определения навигационных параметров для шагающего аппарата может служить нейросетевой метод. В этой схеме данные с датчиков углов в шарнирах робота и координаты опорных точек поступают на входы нейронной сети, выходом сети являются текущие значения координат и навигационных углов, определяющих систему $P\xi\eta\zeta$ в

системе $OXYZ$. Нейросеть, решающая навигационную задачу, должна решать систему нелинейных уравнений:

$$(x, y, z, \alpha, \beta) = F(\alpha_{i,j}, \theta_i, a) , \quad (1)$$

где α_{ij}, θ_i - измеренные углы в шарнирах, возможно, неточные, x, y, z — координаты точки P корпуса робота в системе $OXYZ$, α, β — навигационные углы корпуса робота, $2a$ — расстояние между точками опоры, F — нелинейное отображение измеряемых (определяющих) параметров в определяемые.

Для решения поставленной задачи была выбрана искусственная нейронная сеть прямого распространения с одним скрытым слоем. Такие сети хорошо зарекомендовали себя в задачах аппроксимации функций.

Для корректной работы НС ее необходимо предварительно настроить. Для этого строится специальная обучающая выборка, состоящая из некоторого набора входов и соответствующих им (в смысле (1)) выходов. Сравнивая полученный отклик с желаемым на одном и том же наборе входных данных, сеть корректирует синаптические веса, настраиваясь на аппроксимацию конкретной функции. Такая настройка называется обучением НС с учителем. Остановимся подробнее на построении обучающей выборки для настройки рассматриваемой НС, так как от нее кардинально зависит качество работы полученной сети.

Определяемые и определяющие параметры связаны следующими нелинейными соотношениями (жирным шрифтом отмечены векторы, обычным — скалярные величины):

$$\begin{aligned} AP^2 &= x^2 + (y + a)^2 + z^2 , \\ BP^2 &= x^2 + (y - a)^2 + z^2 , \\ \mathbf{P}_1\mathbf{A} &= (-x, -a - y, 0) , \quad \mathbf{P}_1\mathbf{B} = (-x, a - y, 0) , \\ \cos(\alpha_{11}) &= \frac{(\mathbf{P}_1\mathbf{A}, \mathbf{e}_y)}{P_1A} , \quad \cos(\alpha_{21}) = \frac{(\mathbf{P}_1\mathbf{B}, \mathbf{e}_y)}{P_1B} , \\ \cos(\alpha_{12}) &= \frac{l_1^2 + l_2^2 - AP^2}{2l_1l_2} , \quad \cos(\alpha_{22}) = \frac{l_1^2 + l_2^2 - BP^2}{2l_1l_2} , \\ \cos(\theta_1) &= \frac{(\mathbf{PK}, \mathbf{PR})}{PK \cdot PR} , \quad \cos(\theta_2) = \frac{(\mathbf{PK}, \mathbf{PL})}{PK \cdot PL} , \quad \cos(\theta_3) = \frac{(\mathbf{PR}, \mathbf{PL})}{PR \cdot PL} , \\ \mathbf{PK} &= \sin(\alpha) \mathbf{e}_x - \sin(\beta) \mathbf{e}_y + \cos(\beta) \cos(\alpha) \mathbf{e}_z . \end{aligned} \quad (2)$$

Решить обратную задачу, т.е. определить входы по выходам, проще, чем прямую, поэтому при построении обучающей выборки будем исходить из известных выходов и соответствующих им входов.

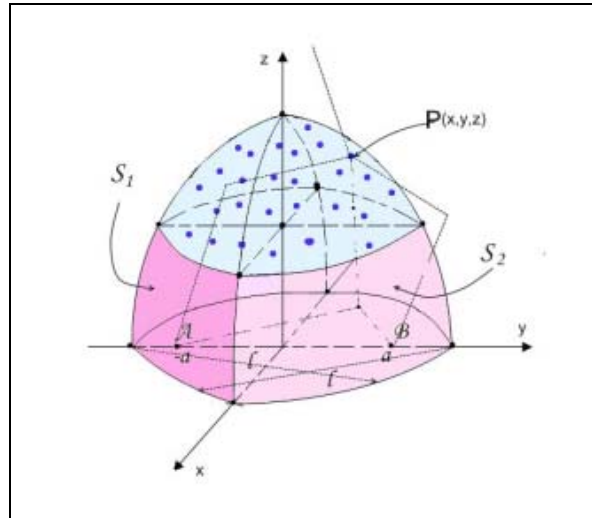


Рис. 2. Обучающее пространство.

Так как опорные точки неподвижны и длина ноги фиксирована, положение таза P не может быть произвольным — расстояния AP и BP не должны превосходить l . Таким образом, множество допустимых положений точки P представляет собой пересечение внутренних областей двух сфер S_1 и S_2 , как показано на рис. 2. Сфера S_1 имеет центр в точке B , сфера S_2 — в точке A . Радиусы обеих сфер равны полной длине ноги l .

Для построения обучающего множества использовалось обучающее пространство, соответствующее верхней области на рис. 2 при различных значениях параметра a . Это положения точки P . Навигационные углы для обучения брались в пределах от $-\pi/4$ до $\pi/4$.

Точки обучающего множества выбирались случайным образом, что обеспечивает лучшее качество работы и скорость обучения сети по сравнению с равномерной сеткой.

2.4. Определение архитектуры сети

Для определения конкретной структуры сети был проведен ряд численных экспериментов. Рассматривались сети, содержащие различное число нейронов на скрытом слое в пределах от 10 до 20. Для каждой сети проводилась настройка на обучающих множествах разной мощности от 7 тысяч точек до 20 тысяч точек. По результатам тестов оценивались 2 критерия качества: точность и обобщающая способность полученной сети. Точность характеризует ошибку, с которой сеть аппроксимирует функцию в случае, когда тестовое множество мало отличается от обучающего, а способность к обобщению — качество аппроксимации на входных данных, сильно отличающихся от тех, на которых сеть обучалась.

Использовались тестовые множества трех видов:

1. Входные данные содержат малые ошибки (до 0.3 градуса).
2. Входные данные содержат большие ошибки (от 0.3 до 1 градуса).
3. Входные данные сильно отличаются от обучающих.

Для оценки точностей определения координат таза и навигационных углов использовался стандартный аппарат математической статистики. Матрицу входов будем называть **Inputs**, матрицу выходов сети — **Outputs**, матрицу истинных значений выходных параметров — **Targets**. Тогда

$$\mathbf{Errors} = \mathbf{Targets} - \mathbf{Outputs}$$

— матрица отклонений. Эксперименты показывают, что для выборки в 10000 точек отклонения по каждой компоненте выходного вектора имеют симметричное распределение, близкое к нормальному с нулевым средним, как показано на рис. 3.

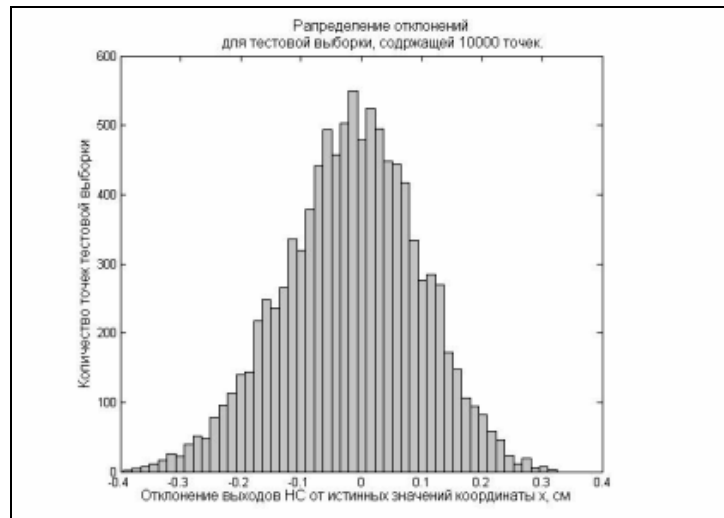


Рис. 3. Распределение точности по уровням погрешности датчиков.

Для оценки дисперсии этого распределения использовалась несмещенная выборочная дисперсия:

$$S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2, \quad (3)$$

В качестве оценки точности были выбраны границы 99% симметричного доверительного интервала. По итогам тестов были выбраны две сети следующих конфигураций:

1. 17 нейронов на скрытом слое, обучающая выборка содержит 9000 точек.
2. 15 нейронов на скрытом слое, обучающая выборка содержит 7000 точек.

Первая сеть имеет лучшие показатели точности при малых ошибках измерений (по результатам тестов первого типа), вторая менее чувствительна к росту ошибок и выходу за границы обучающего пространства (по результатам тестов второго и третьего типа). Графики зависимости точности от различных параметров приведены ниже на рис. 4.

Так как в задаче предполагается, что ошибки датчиков не превосходят 0.2 градуса, то для этой ситуации более интересна первая сеть. В результате был сделан выбор: нейронная сеть для решения задачи локальной навигации корпуса робота представляет собой сеть прямого распространения с одним скрытым слоем, содержащим 17 нейронов, с 8 входами и 5 выходами.

2.5. Результаты численного моделирования и анализ чувствительности

В этом разделе представлены результаты численного моделирования построенной нейронной сети в системе MATLAB.

На рис. 4 наглядно представлен способ определения точности сети. Считая шаг между ногами равным $a=30$ см, пользуясь соображениями, высказанными в предыдущем разделе о характере поведения отклонений, построим доверительные интервалы для отклонений с доверительными вероятностями от 70% до 100%. В качестве условия точности взяты границы 99-процентного доверительного интервала. Как видно на графиках, точность по координате y несколько хуже, чем по x и z . Это связано со свойствами обучающего пространства: по этой координате оно является более протяженным, чем по двум другим.

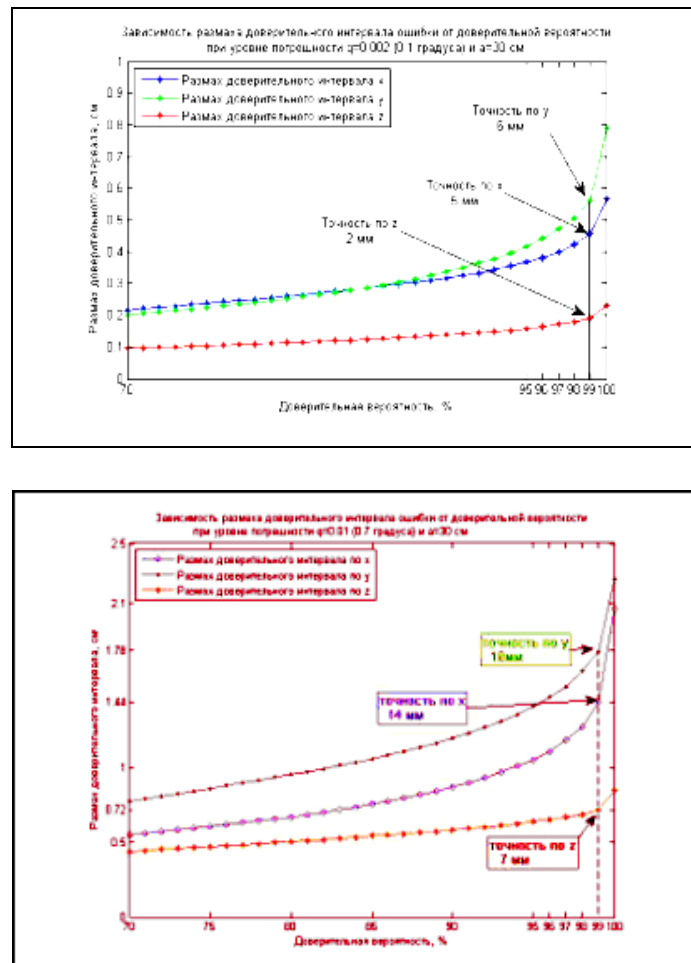


Рис. 4. Точность нейронной сети при уровне погрешности 0.1 и 0.7 градуса.

Эксперименты показывают, что зависимость точности от уровня шума при постоянном растворе ног практически линейная (рис. 5). Линейность сохраняется при относительно небольших погрешностях, дальше точность ухудшается быстрее. Зависимости точностей по угловым координатам также линейны.

Помимо чувствительности модели к шуму интересна также ее чувствительность к изменениям величины раствора ног a (рис. 6). Оказывается, что вдали от границ обучающего пространства ($a=20$ см и $a=60$) точность практически не зависит от a .

На рис. 6 видно, что вблизи значения $a=20$ см точность по y заметно хуже, чем около $a=30 - 50$ см, что объясняется как близостью границы обучающего пространства, так и геометрическими соображениями, вытекающими из свойств обучающего пространства.

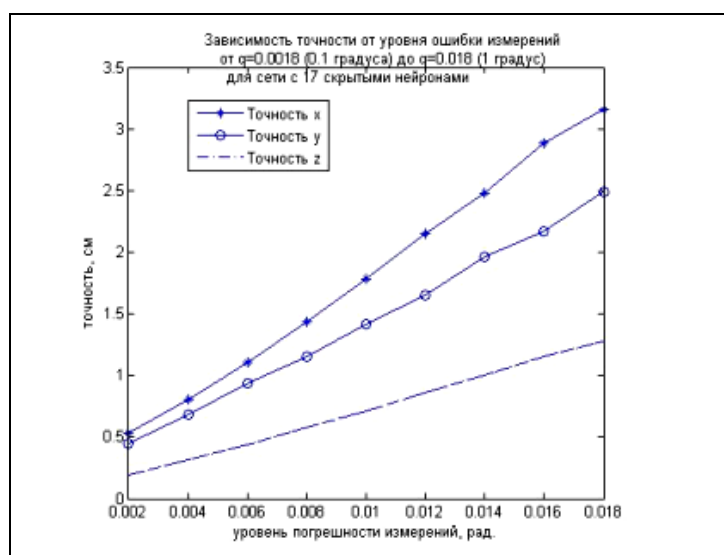


Рис. 5. Зависимость точности от уровня измерительных погрешностей (уровня шума измерений).

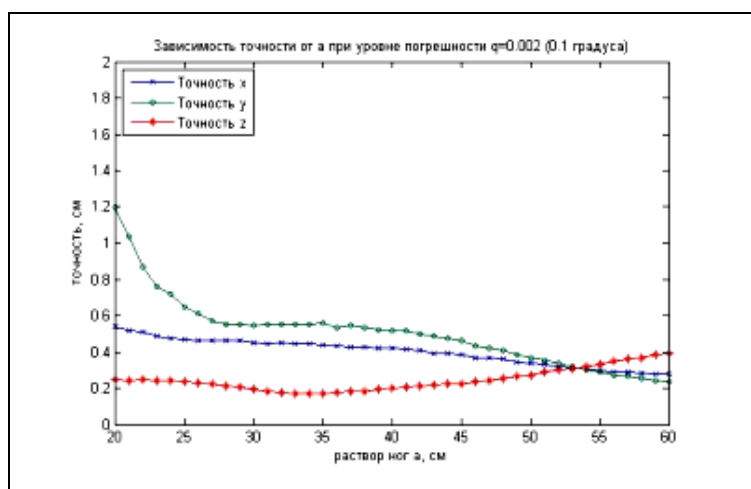


Рис. 6. Зависимость точности от раствора ног.

Кроме того, эксперименты показали, что точность практически не зависит от области пространства, в которой ведутся вычисления.

3. Метод локализации головы относительно корпуса

Задача состоит в восстановлении позы "головы", а именно — в определении углов, характеризующих ее ориентацию относительно корпуса. Голова представляет собой твердое тело, закрепленное в одной точке (в точке крепления к корпусу). Измерениям доступны векторы линейных ускорений в двух точках головы. Эта схема моделирует работу вестибулярного аппарата человека (рис. 7) по определению ориентации головы в пространстве.

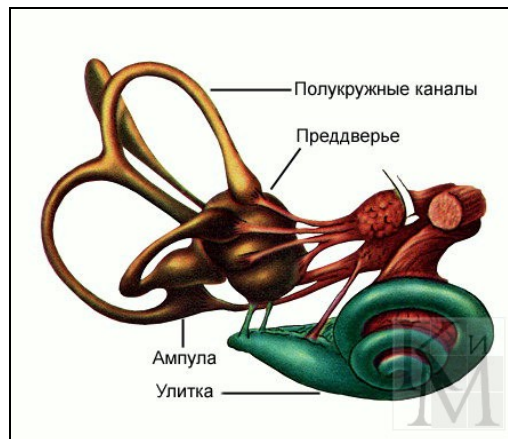


Рис. 7. Схема вестибулярного аппарата человека.

Известно (см. [5, 6], рис. 7 заимствован из [6]), и можно считать, что вестибулярный аппарат доставляет нервной системе в том числе ускорения двух точек, расположенных в левом и правом внутреннем ухе человека. Эта естественная биологическая схема является прототипом нейронной конструкции, описываемой ниже.

3.1. Постановка задачи

Будем считать, что измерениям доступны ускорения в двух точках головы, измерения допускают некоторую ошибку, которую мы будем считать некоррелированной во времени.

Схема движения головы показана на рис. 8.

K — точка опоры головы. Датчики, измеряющие линейные ускорения, находятся в характерных точках M и N . Точка C — центр головы.

Геометрические параметры: $R=15$ см, $\rho=7$ см.

$K\zeta\eta\zeta$ — абсолютная система координат, ее оси сонаправлены с осями системы координат, связанными с корпусом робота.

$Kxyz$ — относительная система координат, связанная с головой. Ось Kz направлена вдоль оси головы KC , ось Kx сонаправлена с вектором MN , а ось Ky дополняет их до правой тройки. В этой системе координат голова неподвижна.

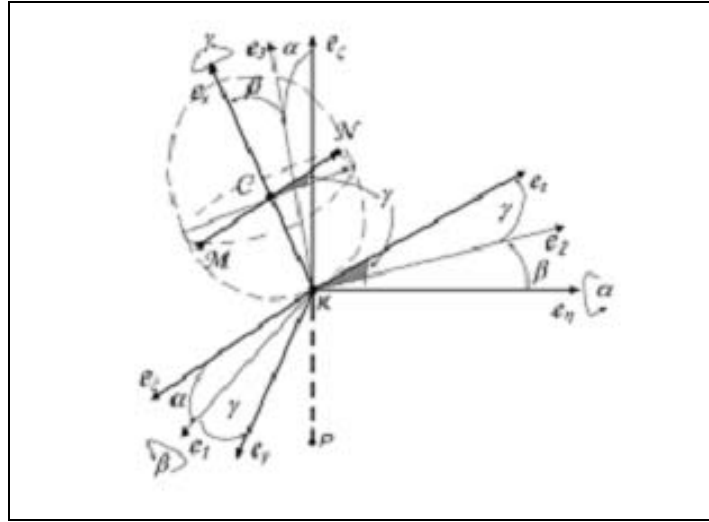


Рис. 8. Схема движения и ориентации головы.

3.2. Модель движения головы, модель измерений

В качестве определяемых параметров выбраны углы Крылова. Движение головы в системе координат $K\xi\zeta\zeta$ представляет собой композицию трех последовательных поворотов: на угол α вокруг оси $K\eta$, на угол β вокруг получившегося образа оси $K\xi$ и затем вокруг собственной оси Kz . Углы Крылова связаны с координатами характерных точек следующими соотношениями.

$$\begin{aligned} \mathbf{e}_2 &= \frac{(y_C, -x_C, 0)}{\sqrt{x_C^2 + y_C^2}}, \quad \mathbf{e}_1 \perp \mathbf{e}_2, \quad \mathbf{e}_1 \perp \mathbf{e}_z, \\ \cos(\gamma) &= \frac{(\mathbf{e}_2, \mathbf{MN})}{2\rho}, \\ \cos(\beta) &= (\mathbf{e}_2, \mathbf{e}_\eta), \quad \cos(\alpha) = (\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_\xi). \end{aligned} \quad (4)$$

Измерения ускорений в точках M и N происходят в одни и те же моменты времени с частотой $\omega = 100$ Гц. Относительная погрешность акселерометров — 1–5%

В момент времени t_k имеем:

$$\begin{aligned} \mathbf{a}_1(t_k) &= \mathbf{a}_1^*(t_k) + \mathbf{q}_1(t_k), \\ \mathbf{a}_2(t_k) &= \mathbf{a}_2^*(t_k) + \mathbf{q}_2(t_k), \end{aligned} \quad (5)$$

где $\mathbf{a}_{1,2}(t_k)$ — векторы измерений в точках M и N , $\mathbf{a}_{1,2}^*(t_k)$ — истинные значения ускорений этих точек, $\mathbf{q}_{1,2}(t_k)$ — векторы, компоненты которых соответствуют погрешностям датчиков.

Требуется восстановить позу головы, то есть найти:

$$\begin{aligned} \alpha(t_k) &= \alpha^*(t_k) + r_1(t_k), \\ \beta(t_k) &= \beta^*(t_k) + r_2(t_k), \\ \gamma(t_k) &= \gamma^*(t_k) + r_3(t_k), \end{aligned} \quad (6)$$

где $\alpha(t_k)$, $\beta(t_k)$, $\gamma(t_k)$ суть истинные значения навигационных углов, $\alpha^*(t_k)$, $\beta^*(t_k)$, $\gamma^*(t_k)$ — их численные аппроксимации, а также оценить ошибки вычислений $r_{1,2,3}(t_k)$.

3.3. Методика расчетов

Алгоритм вычислений кратко можно описать так:

Шаг 1. Интегрируя ускорения в характерных точках, получаем их координаты.

Шаг 2. Зная координаты характерных точек, пользуясь соотношениями (4), находим навигационные углы.

Для решения поставленной задачи была выбрана рекуррентная нейронная сеть типа NARX [4], состоящая из 7 блоков. Общая схема архитектуры сети показана на рис. 9. Первые 6 блоков имеют одинаковую структуру и назначение, при помощи специальных обратных связей каждый такой блок преобразует одну из компонент линейных ускорений точек M и N в соответствующую ей координату, т.е. выполняет численное интегрирование. Эти координаты поступают на вход 7-го блока, который преобразует их в навигационные углы.

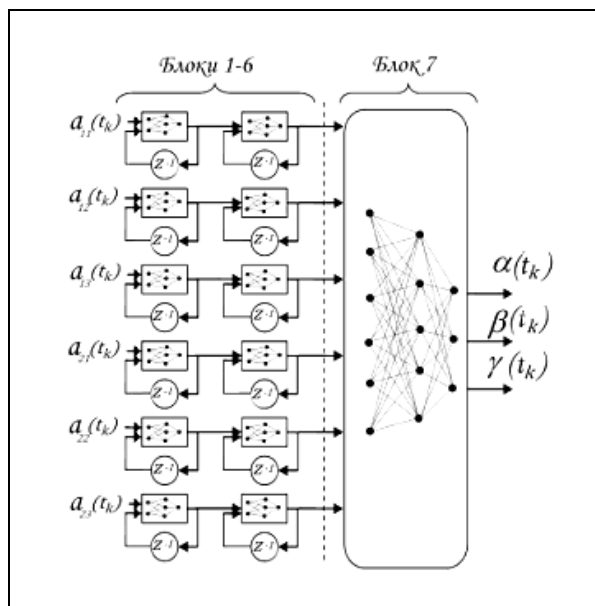


Рис. 9. Рекуррентная сеть для двойного интегрирования ускорений.

Рассмотрим подробнее, как устроены интегрирующие блоки. Схема одного из них (они одинаковы) изображена на рис. 10.

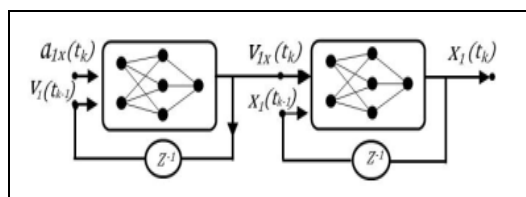


Рис. 10. Блок интегрирующей сети.

Блок представляет собой две последовательно соединенные сети Джордана, каждая из которых выполняет (однократную) операцию интегрирования. В момент времени t_k на вход первой из этих сетей поступает $a_{11}(t_k)$ — первая координата ускорения, измеренного в точке M , и значение $v_{11}(t_{k-1})$ — приближенное значение первой координаты скорости точки M , вычисленное сетью на предыдущем шаге и переданное на вход по линии обратной связи. На выходе сети имеем $v_{11}(t_k)$ — приближенное значение скорости в момент времени t_k . Вторая сеть действует аналогично, преобразуя входную скорость $v_{11}(t_k)$ в текущий момент времени и приближенное значение координаты $x_1(t_{k-1})$ в $x_1(t_k)$ — приближенное значение координаты x_1 точки M в момент времени t_k .

Таким образом, первые 6 блоков параллельно покомпонентно интегрируют ускорения точек M и N , давая на выходе приближенные значения их координат. Эти координаты поступают на вход второго блока, который выполняет нелинейное преобразование в углы ориентации "головы". Второй блок представляет собой сеть прямого распространения с одним скрытым слоем.

Более формально работу сети можно описать следующими уравнениями:

$$\begin{aligned}
 v_{ij}(t_k) &= F_{ij}(a_{ij}(t_k), v_{ij}(t_{k-1})), \\
 x_i(t_k) &= G_{i1}(v_{i1}(t_k), x_i(t_{k-1})), \\
 y_i(t_k) &= G_{i2}(v_{i2}(t_k), y_i(t_{k-1})), \\
 z_i(t_k) &= G_{i3}(v_{i3}(t_k), z_i(t_{k-1})), \\
 (\alpha(t_k), \beta(t_k), \gamma(t_k)) &= H(x_1(t_k), x_2(t_k), y_1(t_k), y_2(t_k), z_1(t_k), z_2(t_k)).
 \end{aligned} \tag{7}$$

Начальные значения $x_{1,2}(t_0)$, $y_{1,2}(t_0)$, $z_{1,2}(t_0)$ берутся из предварительной калибровки аппарата, а $v_{i,j}(t_0)$ считаются нулевыми. Благодаря указанной блочной структуре сети каждый блок можно обучать отдельно от остальных.

При обучении сеть можно настроить на подавление определенного (небольшого) уровня ошибок во входных данных. Для этого необходимо во входные данные обучающей выборки добавить шум, оставив выходные данные без изменений.

3.4. Результаты численного моделирования и анализ чувствительности

Обучение и тестирование сети проводилось на базовых движениях головы, представляющих собой композиции гармонических колебаний по одному, двум или трем углам. Для улучшения характеристик подавления шума на входах каждого блока установлены так называемые "шумовые пороги", которые позволяют не учитывать слишком малые входные данные и считать их нулевыми. Примеры работы сети приведены ниже, рис. 11-13.

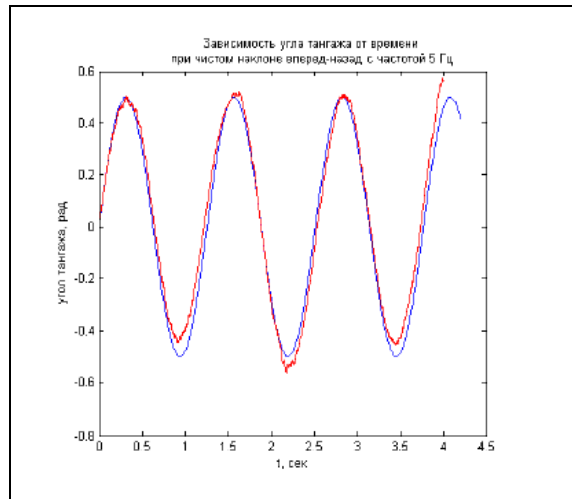


Рис. 11. Зависимость угла тангажа от времени при чистом наклоне вперед-назад.

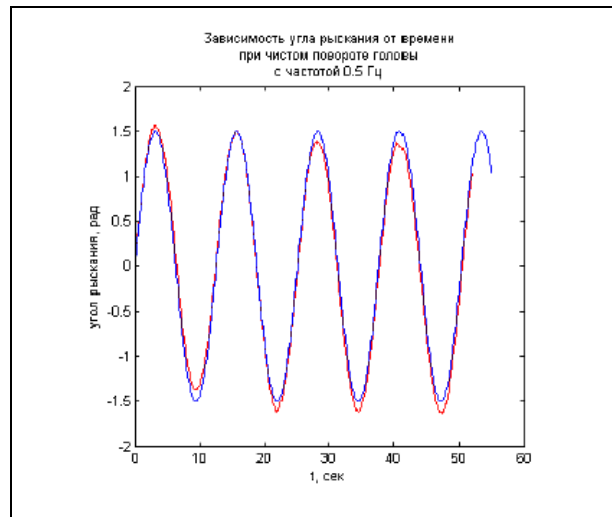


Рис. 12. Зависимость угла рыскания от времени при чистом повороте головы.

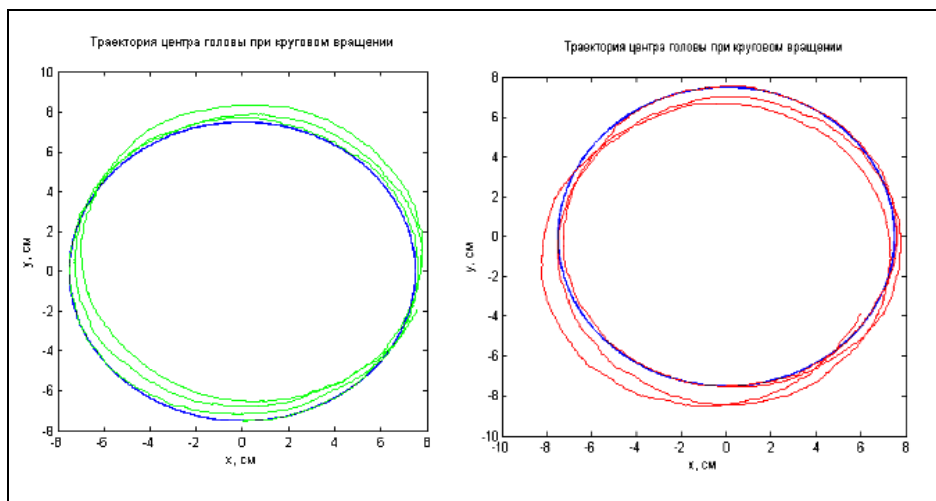


Рис. 13. Траектория центра головы при круговом вращении.

Основным недостатком построенной сети является постепенная потеря точности, как это видно на графиках. Накопление ошибки свойственно многим методам численного интегрирования. Однако стоит отметить, что благодаря специальной настройке с подавлением шума, точность сети все же не хуже (или лучше), чем точность некоторых одношаговых методов аппроксимации решений дифференциальных уравнений. Сравнение проводилось с методом Рунге-Кутты 4 порядка. Этот метод показывает лучшую точность при условии более частых измерений (в зависимости от уровня шума — от 400 до 2000 Гц), однако при ограничении на минимальный шаг в 0.01 сек (что соответствует модельной частоте измерений 100 Гц), накопленная ошибка оказывается больше, чем у нейронной сети, и потеря точности происходит быстрее.

4. Заключение

По результатам численного моделирования можно уверенно сказать, что нейросетевой метод применим к решению задачи определения положения и позы двуногого аппарата по проприоцептивным данным, и является достаточно точным и эффективным.

При заданном уровне погрешностей угломерных датчиков $q=0.1^\circ$ нейронная сеть, построенная для локализации двуногого робота, определяет положение и ориентацию корпуса с точностью до 5 мм по координатам и 0.2° по углам. Анализ чувствительности этой сети к изменениям уровня погрешностей и некоторых других параметров выявил линейную зависимость точности от уровня погрешности, а также хорошую обобщающую способность построенной сети.

При заданном уровне погрешностей акселерометров и частоте измерений 100 Гц нейронная сеть двойного интегрирования определяет ориентацию головы относительно корпуса с точностью $0.5-1^\circ$, однако характеризуется постепенным накоплением ошибки. Скорость накопления, однако, может быть сделана малой.

Все это позволяет сделать вывод о достаточной точности нейросетевой навигационной системы и эффективном решении локализационной задачи в нейросетевом базисе.

Литература

1. В.Е.Павловский, А.Г.Шелике. Нейросетевые навигационные системы для андроидного робота // Тр. VI-й Международной научно-практической конференции "Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте", 16-19 мая 2011 г., Коломна. М.:Физматлит, т.1, с.427-439.
2. Голубев Ю.Ф. Нейросетевые методы в мехатронике. Издательство МГУ, 2007 г. 158 с.
3. Хайкин С. Нейронные сети: Полный курс. Пер. с англ. Куссуль Н.Н., Шелестова А.Ю.; под ред. Куссуль Н.Н. Изд. 2-е, Изд-во Вильямс, 2006. 1104 с.
4. Siegelmann H.T., B.G. Home and C.L. Giles. Computational capabilities of recurrent NARX neural networks // Systems, Man and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 1997, vol. 27, p. 208-215.
5. Электронный ресурс:
http://ru.wikipedia.org/wiki/Вестибулярный_аппарат
6. Электронный ресурс:
<http://megabook.school-club.ru/DescriptionImage.asp?MID=414895&AID=593856>