

УДК 004.032.26

Д. Хорват, кандидат технических наук
Институт прикладной механики и мехатроники машиностроительного факультета
Словацкого технического университета в Братиславе

ПОДСИСТЕМА УПРАВЛЕНИЯ МОБИЛЬНОГО РОБОТА, РЕАЛИЗОВАННАЯ НА БАЗЕ НЕЙРОНОВ

В статье описано программное и аппаратное решение для математической модели нейрона. Предложена подсистема управления мобильного робота, реализованная на базе аппаратных нейронов, которые построены на операционных усилителях. Преимущество аппаратного нейрона заключается в параллельной обработке входных данных, что делает систему управления более быстрой по сравнению с последовательным или псевдопараллельным методом обработки данных. Предложена система управления 3Pi-робота с использованием сигмоидальной передаточной функции или передаточной функции гиперболического тангенса.

Ключевые слова: подсистема управления, нейронная сеть, обучение Хебба, операционный усилитель.

Введение

В настоящее время подсистемы управления роботом работают на принципе обработки данных, поступающих от входных датчиков (сенсоров) робота, с использованием логических условий типа «if», «switch», с помощью которых от входных данных получают выходные параметры, требуемые, например, для управления электродвигателем. Другой принцип реализации подсистемы управления роботом заключается в использовании нейронных сетей. В процессе обучения нейронов с учетом данных от входных датчиков (входных векторов) и ожидаемых выходов рассчитывают так называемые веса (память нейронов). В процессе эксплуатации робота подсистема управления, на базе весов и входных векторов, рассчитывает реакцию робота на входные данные. Преимущество нейронной сети проявляется при обработке большого количества данных, поступающих от входных датчиков, поскольку в них осуществляется параллельная, а не последовательная обработка входных данных. Например, если робот имеет восемь входных датчиков, у него будет 256 возможных

реакций на поступающие входные данные. Программирование такого количества комбинаций уже является сложным и, как следствие, требует больше времени. Учитывая, что современные роботы имеют десятки входных датчиков, использование нейронных сетей представляется более выгодным.

С учетом вышеизложенного главной задачей настоящей работы было заменить программные нейроны в подсистеме управления мобильного робота аппаратными нейронами. В частности, программная модель нейрона была заменена операционным усилителем (ОУ).

Биологический нейрон

Нейроны являются основными строительными блоками нервной системы. Каждый нейрон соединен с сотнями и даже тысячами других нейронов. Отдельные нейроны связаны между собой через нервные окончания, так называемые синапсы. В результате нейроны образуют пространственную сеть, аналогичную вычислительной. Нейроны служат для обработки, хранения и передачи информации [1–3].

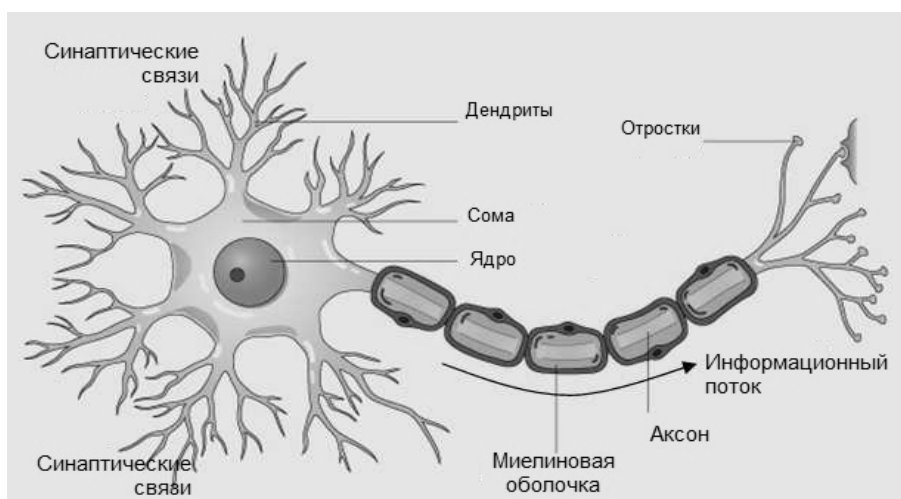


Рис. 1. Схематическое изображение нейрона [4]

Технический нейрон – перцептрон

Технический нейрон представляет собой значительно упрощенную форму биологического нейрона. Технический нейрон является основной структурной

и вычислительной единицей искусственной нейронной сети. Самая распространенная модель искусственного нейрона (перцептрон) представляется как пороговая величина (элемент), в которой использу-

ется так называемая скачкообразная передаточная сигма-функция (рис. 3). В этой модели нейрон получает данные от других внешних источников и вычисляет «взвешенную» сумму n входных сигналов x и формирует на выходе сигнал величины 1, если эта сумма превышает определенный порог, и 0, если она его не превышает [5].

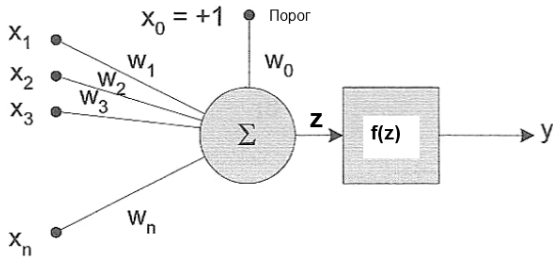


Рис. 2. Схема технического нейрона [6]

Нейрон перерабатывает входную информацию и выдает выходную информацию наиболее часто в соответствии с выражением [7]:

$$z = \sum_{i=0}^n w_i x_i + b \quad (1)$$

или

$$z = \sum_{i=0}^n w_i x_i + b, \quad (2)$$

где $b = w_0 x_0$; z – выходная информация; $f(z)$ – передаточная сигма-функция (линейная и сигмоидальная); x_i – входные сигналы (входные данные); w_i – синаптические веса входных сигналов; b – порог чувствительности.

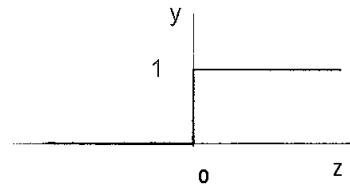


Рис. 3. Скачкообразная передаточная функция [8]

Значения скачкообразной передаточной сигма-функции:

$$f(z) = 0 \text{ при } z \leq 0;$$

$$f(z) = 1 \text{ при } z > 0.$$

Выражение (3) для бинарного порогового элемента является уравнением прямой линии, перпендикулярной к вектору w синаптического веса входного сигнала:

$$z = \sum_{i=0}^n w_i x_i + b = 0. \quad (3)$$

Прямая задается уравнением

$$w_1 x_1 + w_2 x_2 + b = 0. \quad (4)$$

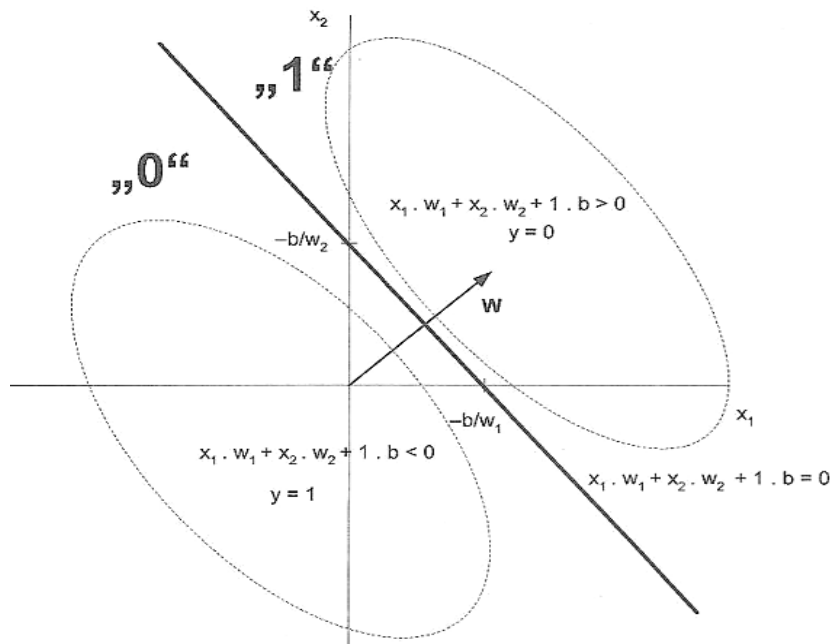


Рис. 4. Разделение плоскости входного пространства (пороговой величины) прямой линией на два класса (0 и 1) для случая нейрона с двумя входами [9]

В случае искусственного нейрона (нейронной сети) применяются следующие способы обучения: обучение с «учителем» (сравнение выходящего сигнала с заданным значением) и обучение «без учителя» (самообучение). Обучение представляет собой процесс, с помощью которого получают весовые значения

входных сигналов (вектора w), позволяющие разделить их на два требуемых класса. Самым распространенным методом обучения является обучение Хебба (алгоритм Хебба), которое было создано по принципу обучения биологических систем, в процессе обучения которых происходит модификация весов.

Алгоритм обучения включает [10]:

- инициализацию (определение) весов (небольшими случайными значениями);
- постепенное (последовательное) представление входного сигнала и заданного выходного сигнала;
- расчет потенциала нейрона;
- расчет весов;
- выход = заданный выход: $w_i(t+1)=w_i(t)$ (конец расчета);
- выход = 0, но должен был быть 1: $w_i(t+1)=w_i(t)+n_i*delta*x_i(t)$;
- выход = 1, но должен был быть 0: $w_i(t+1)=w_i(t)-n_i*delta*x_i(t)$;
- повторение процесса обучения (до получения нулевого или минимального отклонения выходного значения от ожидаемого).

При определении весов конкретные значения отдельных весов и порогов чувствительности находятся из интервала $<0, 1>$. Значение $x_0 = 1$.

Обучение весов производится в соответствии с выражением [11]:

$$w_i(t+1) = w_i(t) + n_i * delta * x_i(t),$$

где n_i – коэффициент обучения из интервала $0 < n_i \leq 1$. Иногда используется коэффициент ni , значения которого изменяются (уменьшаются) в зависимости от времени, а именно: $n_i = k / t$, где k – постоянная, а t – время; $delta$ – разница между реальным (ожидаемым) и рассчитанным значением.

Следует отметить, что однослойные нейронные сети могут быть использованы только для решения так называемых линейно разделимых задач (И/AND, ИЛИ/OR). Для решения линейно неразделимых задач (XOR) необходимо использовать многослойную нейронную сеть [12, 13].

Аппаратные средства

Комплект *CY8CKIT-059 PSoC5LP* фирмы *Cypress*

На рис. 5 представлена электронная плата комплекта *CY8CKIT-059 PSoC5LP* фирмы *Cypress* [14].

В состав комплекта входят:

- 32-битовый MCU;
- 80 МГц ARM Cortex-M3 CPU;
- 256 Кб Flash;
- 64 Кб SRAM;
- операционные усилители и компараторы;
- два 12-битовых аналого-цифровых преобразователя (АЦП) SAR
- 20-битовый аналого-цифровой преобразователь (АЦП) Delta Sigma;
- 12-битовый цифроаналоговый преобразователь (ЦАП);
- последовательные коммуникационные модули I2C, SPI, UART;
- 16-битовые ШИМ (PWM) модули
- 32-битовые таймеры/счетные модули (каналы) *3Pi-робот*

На рис. 6 и 7 показан вид робота сверху и снизу соответственно.

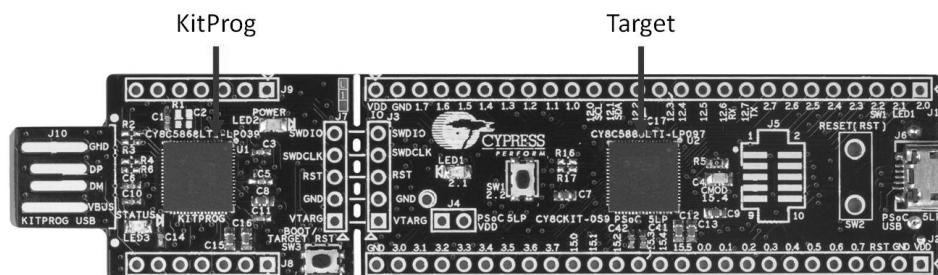


Рис. 5. Электронная плата комплекта *CY8CKIT-059 PSoC5LP* [15]

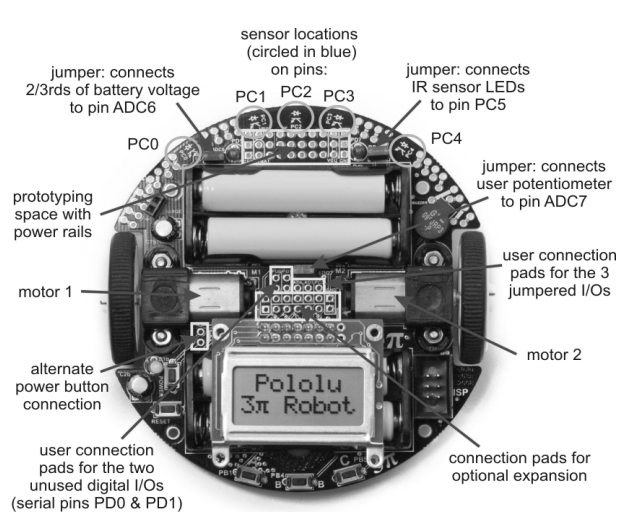


Рис. 6. 3Pi-робот: вид сверху [16]

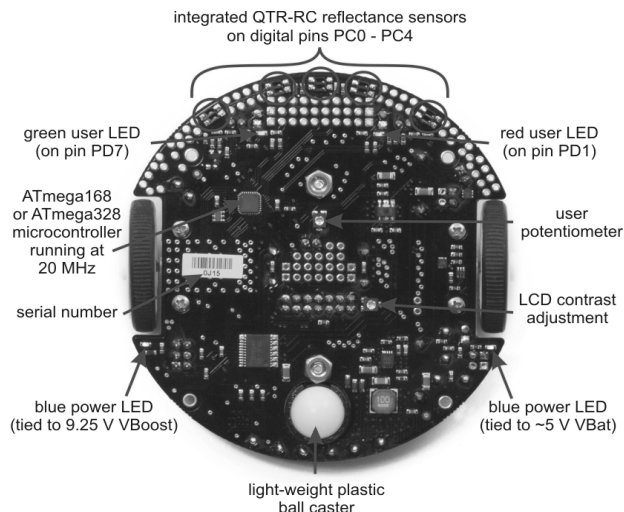


Рис. 7. 3Pi-робот: вид снизу [17]

В состав робота входят:
 – центральное процессорное устройство (ЦПУ) ATmega328, 20 МГц;
 – два электродвигателя постоянного тока;
 – пять инфракрасных датчиков (сенсоров) отражения;
 – LCD-дисплей.

Сумматор

На рис. 8 представлена схема сумматора.

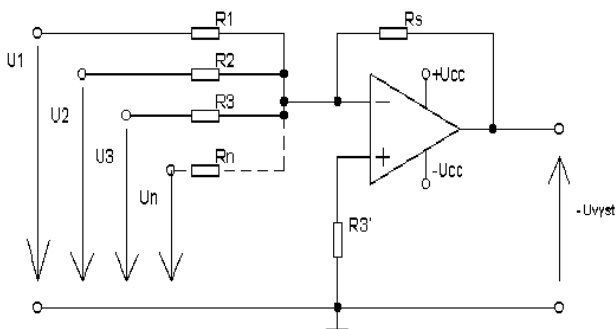


Рис. 8. Схема сумматора [18]

Сумматор, или операционный усилитель (далее ОУ), служит для формирования на выходе напряжения, пропорционального сумме всех входных напряжений N . На суммирующий узел подается ток I_1, I_2, \dots, I_n , проходящий через резисторы R_1, R_2, \dots, R_n . В результате подачи конкретных напряжений на инвертирующий вход получаем обратное (инверсное) выходящее напряжение U_v в соответствии с выражением

$$U_v = -R_s(U_1/R_1 + U_2/R_2 + \dots + U_n/R_n) . \quad (5)$$

Резистор R_3' служит для минимизации колебания нуля, и его расчет производится следующим образом:

$$1/R_3' = 1/R_1 + 1/R_2 + \dots + 1/R_n . \quad (6)$$

Усиление отдельных выходов ОУ определяется из выражения:

$$A_i = R/R_i . \quad (7)$$

Общее (суммирующее) усиление ОУ дано выражением:

$$A = R/R_0 + R/R_1 + \dots + R/R_n . \quad (8)$$

Подсистема управления мобильного робота на базе аппаратного нейрона, реализованная с использованием операционного усилителя Аппаратный нейрон

При аппаратной реализации математической модели нейрона с использованием аппаратных элементов программный сумматор был заменен сумматором, реализованным с помощью ОУ. При этом исходили из предположения, что усиление отдельных выходов ОУ равняется абсолютному значению весов отдельных входных сигналов нейрона [19]:

$$A_i = abs(W_i) . \quad (9)$$

К минусу на входе операционного усилителя подключены отдельные входные резисторы R_0, R_1 и R_2 . Между отрицательным входом и выходом операционного усилителя подключено сопротивление R обратной связи. Общее (суммирующее) усиление операционного усилителя дано в выражении (8). Суммирующее выходное напряжение SUM_U_v дано в выражении (5). Усиление R/R_i соответствует абсолютному значению весов W_i нейрона (9). С учетом этого следует, что

$$Z = \sum X_i \cdot W_i = \sum \pm U_i \cdot A_i = \sum \pm U_i \cdot R/R_i ; i = 0 - n, \quad (10)$$

где n – количество входов нейрона.

Следует подчеркнуть, что, если значение некоторого веса W_i является отрицательным, напряжение U_i на соответствующем входе X_i тоже будет отрицательным, поскольку сопротивление не может принимать отрицательные значения.

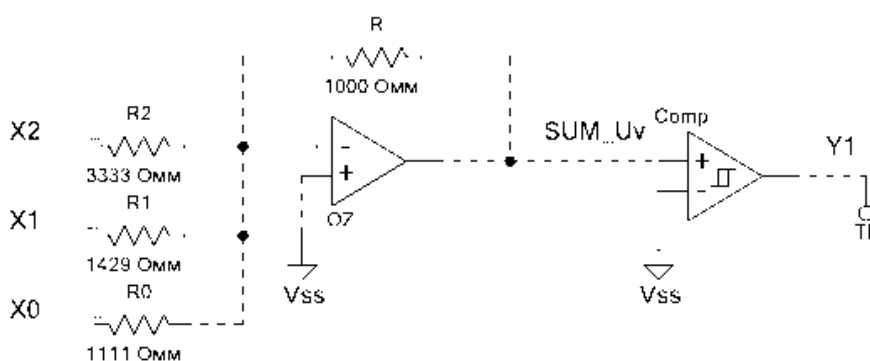


Рис. 9. Аппаратный нейрон с передаточной функцией сигма, реализующий логическую операцию AND (И)

Таблица 1. Логическая операция AND (И), реализованная с помощью аппаратного нейрона с входным напряжением ± 1 В и передаточной функцией сигма $ni = 0,5$

AND	X2=1B	X1=1B	X0=-1B	Z	Y	SUM U _v	Y1
1	0	0	1	-0,9	0	0,89	1
2	0	1	1	-0,2	0	0,2	1
3	1	0	1	-0,6	0	0,6	1
4	1	1	1	0,1	1	-0,09	0
	W2 = 0,3	W1 = 0,7	W0 = -0,9				

Выходные значения Z, Y рассчитаны с помощью обучения Хебба [20], а суммирующее выходное напряжение SUM_U_v представляет собой величину на выходе операционного усилителя.

$$A_2 = W_2 = R/R_2;$$

$$A_1 = W_1 = R/R_1;$$

$$A_0 = W_0 = R/R_0;$$

$$R = 1000 \text{ Ом}, U_i = \pm 1 \text{ В};$$

$$R_2 = R/W_2 = 1000/0,3 = 3333 \text{ Ом};$$

$$R_1 = R/W_1 = 1000/0,7 = 1429 \text{ Ом};$$

$$R_0 = R/W_0 = 1000/0,9 = 1111 \text{ Ом}.$$

Из табл. 1 видно, что измеренные выходные напряжения (SUM_Uv) операционного усилителя практически равны ожидаемым значениям Z. Знаки в столбцах Z, SUM_Uv и Y, Y1 являются обратными (инверсными) вследствие использования инвертирующего сумматора. При использовании иного входного напряжения, нежели ± 1 В, сопротивления R_i необходимо умножить на величину входного напряжения, например 5 В.

В столбце Z находятся данные, полученные на выходе математического нейрона после завершения операции его обучения, а в столбце Y приведены данные, полученные на выходе передаточной сигма-функции. Столбец SUM_Uv содержит данные, полученные на выходе сумматора, а в столбце Y1 приведены данные на выходе передаточной сигма-функции.

Значение «1» в столбцах X2, X1 и X0 (табл. 1) указывает на подачу напряжения ± 1 В на входах X_i . Значение «0» в столбцах X2, X1 и X0 (табл. 1) означает отсутствие напряжения на входах X_i .

Графоповторитель

На основании вышеизложенной теории была реализована подсистема управления малого мобильного робота. Для следования (повторения) по черной линии использовали инфракрасные датчики (сенсоры) отражения, подсоединенные к штыревым разъемам PC1, PC2 и PC3 микропроцессора ATmega328, расположенного на 3Pi-роботе [21–24].

Подсистема управления содержит два нейрона, для решения математической модели которых использовали аппаратуру [25], т. е. два операционных усилителя, для каждого электродвигателя один, резисторы (резисторные сборки) на входах нейронов для входных векторов и резистор обратной связи. Резисторы $R_{0,0}$ и $R_{1,0}$ представляют собой порог чувствительности для отдельных нейронов. Каждый нейрон образован инвертирующим сумматором и инвертором. Выход из нейронов является цифровым, что обеспечено аналогово-цифровым преобразователем, разработанным фирмой Sures компллекта CY8CKIT-059 PSoC5LP. Конечный сигнал для отдельных электродвигателей (M1 и M2) был рассчитан при помощи широтно-импульсной модуляции (ШИМ) и послан через UART-кабель к 3Pi-роботу.

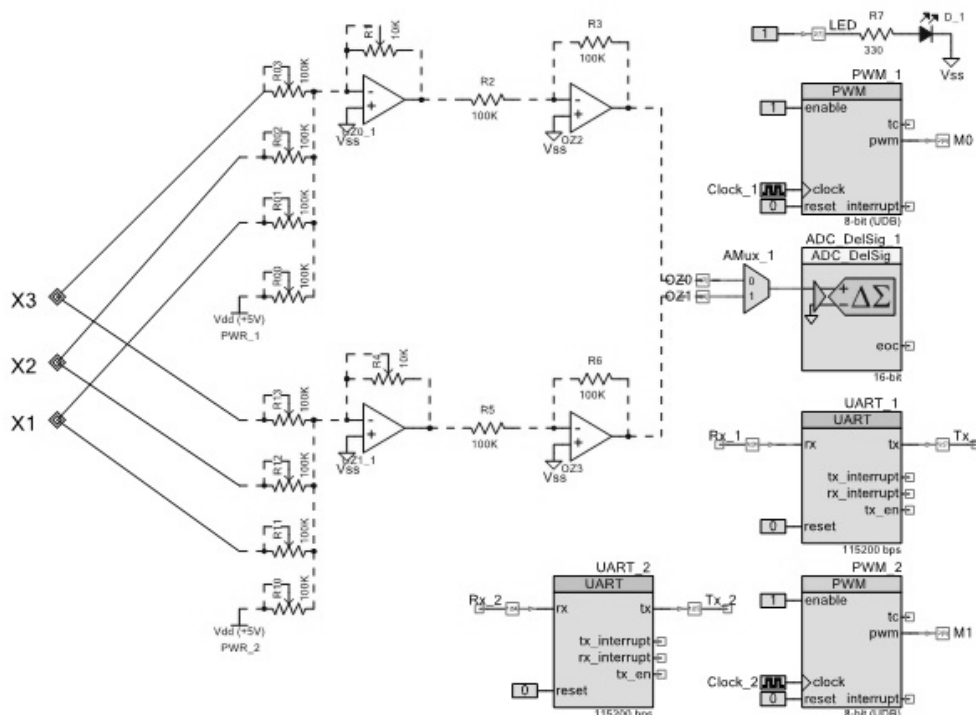


Рис. 10. Схема подсоединения подсистемы управления 3Pi-робота

На рис. 11 приведены комбинации перемещения 3Pi-робота при движении по линии. Красные квадраты указывают на положение инфракрасных датчиков отражения по отношению к траектории движения робота. Причем при нахождении красного квадрата на черном поле входы X1, X2 и X3 рав-

няются логической 1, а при нахождении красного квадрата на белом поле входы X1, X2 и X3 равняются логическому 0. Входной вектор (входная информация с инфракрасных датчиков отражения) в соответствии с рис. 11 направлен на входы отдельных нейронов.

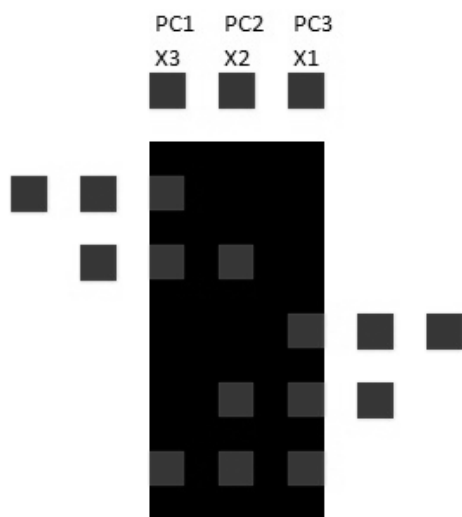


Рис. 11. Комбинации движения 3Pi-робота по линии

Рассчитанные веса входящих сигналов для электродвигателя M1 (нейрон 0) имели следующие значения:

$$w_{0,3} = 0,17; w_{0,2} = 0,07; w_{0,1} = 0,01; w_{0,0} = 0,39.$$

Величины сопротивления для отдельных весов (сопротивление резистора R1 обратной связи равнялось 1000 Ом) находили из выражений:

$$R_{0,3} = (R1/w_{0,3}) \cdot 5 = 29412 \text{ Ом};$$

$$R_{0,2} = (R1/w_{0,2}) \cdot 5 = 71428 \text{ Ом};$$

$$R_{0,1} = (R1/w_{0,1}) \cdot 5 = 500000 \text{ Ом};$$

$$R_{0,0} = (R1/w_{0,0}) \cdot 5 = 12820 \text{ Ом}.$$

Рассчитанные веса входных сигналов для электродвигателя M2 (нейрон 1) имели следующие значения:

$$w_{1,3} = 0; w_{1,2} = 0,03; w_{1,1} = 0,13; w_{1,0} = 0,44.$$

Величины сопротивления для отдельных весов (сопротивление резистора R4 обратной связи равнялось 1000 Ом) находили из выражений:

$$R_{1,3} = (R4/w_{1,3}) \cdot 5 = \text{не подсоединен, потому что } w_{1,3} = 0;$$

$$R_{1,2} = (R4/w_{1,2}) \cdot 5 = 166667 \text{ Ом};$$

$$R_{1,1} = (R4/w_{1,1}) \cdot 5 = 38462 \text{ Ом};$$

$$R_{1,0} = (R4/w_{1,0}) \cdot 5 = 11364 \text{ Ом}.$$

Табл. 2 содержит входные векторы для нейронов, ожидаемые (o-M1, o-M2) и рассчитанные с помощью обучения Хебба (y-M1 и y-M2) значения сигналов для электродвигателей M1 и M2. При расчетах использовали линейную передаточную функцию сигма при следующих параметрах обучения: $n_i = 0,1$, ошибка обучения $\delta = 0,2$. Из столбцов δ -M1 и δ -M2 видно, что ошибка обучения была меньше, чем 0,2.

Таблица 2. Входные векторы, веса и значения резисторов

X3	X2	X1	X0	Ожидаемый - M1	y - M1	delta M1	ШИМ-M1	Ожидаемый - M2	y - M2	delta M2	ШИМ-M2
0	0	0	1	0,5	0,39	0,11	99,45	0,5	0,44	0,06	112,2
0	0	1	1	0,5	0,4	0,1	102	0,75	0,57	0,18	145,35
0	1	0	1	0,5	0,46	0,04	117,3	0,5	0,47	0,03	119,85
0	1	1	1	0,5	0,47	0,03	119,85	0,5625	0,6	-0,0375	153
1	0	0	1	0,75	0,56	0,19	142,8	0,5	0,44	0,06	112,2
1	0	1	1	0,5	0,57	-0,07	145,35	0,5	0,57	-0,07	145,35
1	1	0	1	0,5625	0,63	-0,0675	160,65	0,5	0,47	0,03	119,85
1	1	1	1	0,5	0,64	-0,14	163,2	0,5	0,6	-0,1	153
w0,3	w0,2	w0,1	w0,0								M1
0,17	0,07	0,01	0,39								
R0,3 [Омм]	R0,2 [Омм]	R0,1 [Омм]	R0,0 [Омм]								
29412	71428	500000	12820								
w1,3	w1,2	w1,1	w1,0								M2
0	0,03	0,13	0,44								
R1,3 [Омм]	R1,2 [Омм]	R1,1 [Омм]	R1,0 [Омм]								
NC	166667	38462	11364								

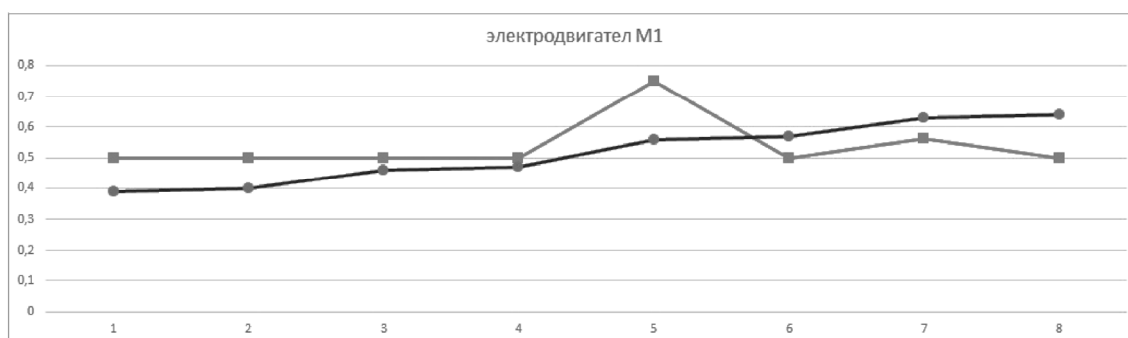


Рис. 12. Ожидаемые (линия с кружками) и рассчитанные (линия с квадратами) значения перемещения электродвигателя M1 в соответствии с табл. 2

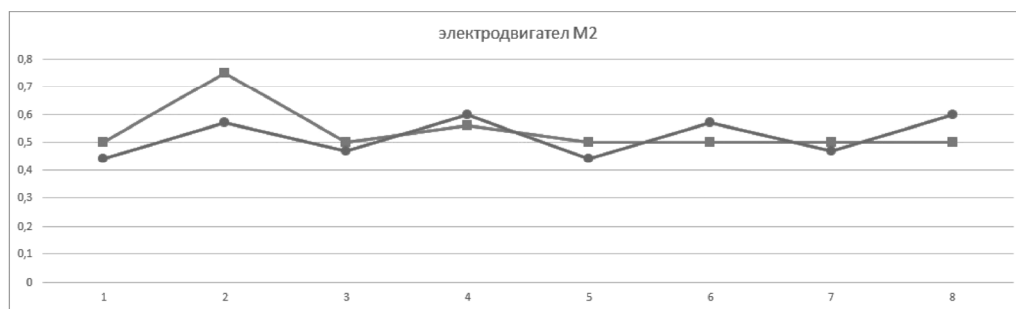


Рис. 13. Ожидаемые (линия с кружками) и рассчитанные (линия с квадратами) значения перемещения электродвигателя M2 в соответствии с табл. 2

Управление электродвигателями постоянного тока 3Pi-робота осуществляли с помощью ШИМ-сигналов [26], которые генерировали восьмибитовые таймеры микропроцессора ATmega328 [27], встроенного в 3Pi-робот. Таймер T0 микропроцессора ATmega328 управляет электродвигателем M1, а таймер T2 микропроцессора ATmega328 – электродвигателем M2. Значения скоростей электродвигателя M1 и M2 находятся в интервале от 0 до 1. Значение конечного ШИМ-сигнала для отдельных электродвигателей представляет собой максимальное значение ШИМ-сигнала (255), умноженное на соответствующее значение из столбцов y -M1 или y -M2, которое соответствует входному вектору (значения $X3$, $X2$ и $X1$). Например, для входного вектора $X3 = 0$, $X2 = 0$, $X0 = 0$ ШИМ-сигнал для электродвигателя M1 = $255 \cdot 0,39 = 99$ и ШИМ-сигнал для электродвигателя M2 = $255 \cdot 0,44 = 112$.

Перемещение 3Pi-робота по линии является идентичным в случае подсистем управления, реализованных как на базе программного (с использованием программы), так и аппаратного (с использования аппаратуры) решения математической модели нейрона (см. табл. 2).

Заключение

Точность полученных результатов зависит от точности сопротивления резисторов и стабильности величины напряжения. Преимущество аппаратного нейрона (нейронной сети) заключается в параллельной, а не последовательной обработке входных данных, что делает систему управления более быстрой по сравнению с последовательным или псевдопараллельным методом обработки данных. Более видимое отличие достигается при более сложной структуре нейронной сети. Идеальным решением поставленной задачи было бы использование самостоятельного процессора для каждого аппаратного нейрона. В таком случае отдельный нейрон не был бы зависимым от главного вычислительного устройства (компьютера). А если бы нейрон производил и расчеты весов в соответствии с заданными предполагаемыми табличными данными, не требовались бы дополнительные внешние расчеты, то его обслуживание бы упростилось. Эффективность использования аппаратных нейронов возможно повысить за счет применения цифровых резисторов (автор в настоящее время работает над этим). Интегрирование аппаратных нейронов в микропроцессоре позволило бы значительно сократить нейронную сеть и уменьшить ее массу.

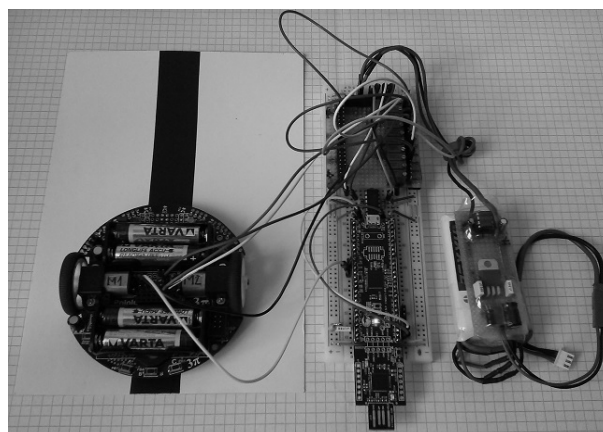


Рис. 14. Подсоединение 3Pi-робота к аппаратному нейрону

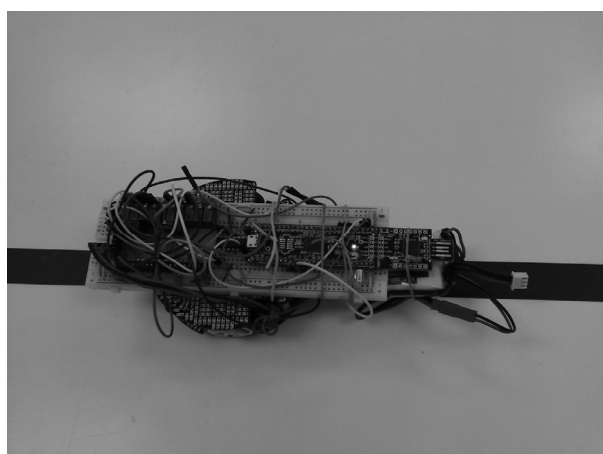


Рис. 15. 3Pi-робот – графоповторитель

Предложенная система управления 3Pi-робота надежно работает и при использовании сигмоидальной передаточной функции или передаточной функции гиперболического тангенса. Однослойная нейронная сеть, реализованная с помощью обучения Хебба, является наиболее простой. В случае более сложных систем используют иные типы сетей. Например, карты Кохонена, многослойные типы сетей и тому подобное. В многослойных сетях с большим числом входов нет возможности вручную определить параметры такой сети, поэтому в этих случаях пользуются некоторыми существующими вычислительными алгоритмами.

Библиографические ссылки

1. URL: <http://vu2021.admin.web.ispu.ru/images/UMKMAG/KT/Neuro02.ppt>.
2. Umelé neurónové siete. – URL: <http://dai.fmph.uniba.sk/courses/ICI/References/benuskova.UNS.pdf>.
3. URL: http://www2.fiit.stuba.sk/~kvasnicka/Free books/Uvod do teorie neuronovych sieti_all.pdf.
4. URL: <http://vu2021.admin.web.ispu.ru/images/UMKMAG/KT/Neuro02.ppt>.
5. Petr Novák: Mobilní roboty (1. diel) Praha: 2005. 247 strán. ISBN 80-7300-141-1.
6. Ibid.
7. Ibid.
8. Ibid.
9. Ibid.
10. Ibid.
11. Ibid.
12. Ibid.
13. Neurónové siete Inžiniersky prístup (1. diel). – URL: http://ics.upjs.sk/~novotnyr/home/skola/neuronove_siete/nn_sincak_andrejkoiva/neuronky1.pdf.
14. URL: <http://www.cypress.com/file/157971/download>.
15. Ibid.
16. URL: <https://www.pololu.com/docs/pdf/0J21/3pi.pdf>.
17. Ibid.
18. URL: http://nika.informacie.sk/kp/2kp_oz1.pdf.
19. Dušan Horváth Математическая модель нейрона, полученная с помощью операционного усилителя // Интеллектуальные системы в производстве. – 2014. № 2 (24). – ISSN 1813-7911.
20. Petr Novák: Mobilní roboty (1. diel) Praha: 2005. 247 strán. ISBN 80-7300-141-1.
21. URL: <https://www.pololu.com/docs/pdf/0J21/3pi.pdf>.
22. URL: http://www.mladyvedec.sk/download/04/01_robotika.pdf.
23. URL: http://www.mladyvedec.sk/download/05/04_robotika2.pdf.
24. URL: http://www.mladyvedec.sk/download/06/02_robotika.pdf.
25. Dušan Horváth Математическая модель нейрона, полученная с помощью операционного усилителя // Интеллектуальные системы в производстве. – 2014. № 2 (24). – ISSN 1813-7911.
26. Petr Novák: Mobilní roboty (1. diel) Praha: 2005. 247 strán. ISBN 80-7300-141-1.
27. URL: http://www.atmel.com/images/Atmel-8271-8-bit-AVR-Microcontroller-ATmega48A-48PA-88A-88PA-168A-168PA-328-328P_datasheet_Complete.pdf.

D. Khorvat, PhD in Engineering, Slovak Technical University in Bratislava

Subsystem of Mobile Robot Control Implemented by Neurons

This article describes the software and hardware solution to a mathematical model of a neuron. A subsystem of the mobile robot control is proposed, implemented on the basis of hardware neurons, which are built with operational amplifiers. The advantage of hardware neuron is in parallel processing of the input data, which makes the control system faster compared with a sequential method or pseudo-parallel processing of data. The 3Pi robot control system using a sigmoidal transfer function or a hyperbolic tangent transfer function is proposed.

Keywords: control subsystem, neural network, Hebbian learning, operational amplifier.

Получено: 25.08.16