

Л. М. ЛЮБЧИК, д-р техн. наук, **О. В. КОСТЮК**, канд. техн. наук,
М. Д. МАХФУЗ, аспирант НТУ «ХПИ»

ЛОКАЛЬНО-ОПТИМАЛЬНОЕ УПРАВЛЕНИЕ ДИСКРЕТНЫМИ СИСТЕМАМИ С ЗАПАЗДЫВАНИЕМ ПРИ НАЛИЧИИ НЕИЗМЕРЯЕМЫХ ВОЗМУЩЕНИЙ

Розглядається задача локально-оптимального керування дискретними системами з запізненням в умовах збурень, що не вимірюються. За допомогою методу внутрішніх моделей синтезується спостерігач збурень. Доведено, що за умов структурної невиродженості можлива побудова розв'язуючого динамічного компенсатора.

Рассматривается задача локально-оптимального управления дискретными системами с запаздыванием при наличии неизмеряемых возмущений. На основе метода внутренних моделей синтезируется наблюдатель возмущений. Показано, что при выполнении условий структурной невырожденности возможно построение развязывающего динамического компенсатора.

The problem of local optimal control of discrete time-delay systems with immeasurable disturbance is considered. Using internal model method, disturbance observer was designed. It was shown, that if the structural nonsingularity conditions takes place, the decoupling compensator design problem is solved.

Введение. Задача управления выходом, под которой понимается обеспечение слежения выходными регулируемым переменными объекта за известным задающим воздействием при одновременной компенсации возмущающих воздействий, является одной из центральных в современной теории управления. Рассматриваемая задача тесно связана с теорией инвариантности [1] и теорией управления в условиях неопределенности [2], однако распространение известных подходов на многомерные системы с неизмеряемыми возмущениями связано с определенными трудностями. В последнее время в теории и практике управления в условиях неопределенности большое распространение получили методы, основанные на использовании регуляторов с внутренними динамическими моделями [3].

Анализ состояния проблемы. Существуют два основных подхода к решению рассматриваемой задачи. Первый, а именно, методы ослабления возмущения, использует имеющуюся априорную информацию о возмущении в статистическом или детерминированном виде. Здесь решение синтеза ищется в классе структур управления с обратной связью и формализуется как оптимизационная задача с дополнительным требованием внутренней устойчивости синтезируемого регулятора. На практике используют показатели качества в виде нормы передаточной функции замкнутой системы, соответствующие решения могут быть получены с использованием H_2 или H^∞ методов оптимального управления. Необходимо подчеркнуть, что системы, оптимальные по отношению к классу возмущений, обычно не

обеспечивают высокой точности для всех реализаций возмущений. Наиболее сложным случаем является ситуация, когда спектры опорного сигнала и возмущений существенно перекрываются.

Второй подход основывается на использовании текущей информации о возмущениях, полученной посредством прямых или косвенных измерений, что является обобщением комбинированного метода управления и управления с прогнозирующими моделями [3]. Здесь динамические модели используются как для оценивания возмущения при помощи косвенных измерений, и для предсказания и компенсации, с целью обеспечения селективно-инвариантных свойств замкнутой системы. Целью настоящей работы является распространение указанного подхода на многомерные системы с запаздыванием.

Постановка задачи. Рассмотрим объект управления в виде линейной дискретной системы, описываемой моделью в переменных состояния

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= Ax_k + B_1 u_k + B_2 w_k, & y_k^1 &= C_1 x_k + D_{11} u_k + D_{12} w_k, \\ y_k^2 &= C_2 x_k + D_{21} u_k + D_{22} w_k, \end{aligned} \quad (1)$$

где $x_k \in \mathbf{R}^n$ - вектор состояний системы в момент времени k ,

$u_k \in \mathbf{R}^{m_1}$ - вектор управляющих воздействий,

$w_k \in \mathbf{R}^{m_2}$ - вектор неизмеряемых возмущений,

$y_k^1 \in \mathbf{R}^{q_1}$, $y_k^2 \in \mathbf{R}^{q_2}$ - векторы управляемых и измеряемых переменных соответственно.

Далее будем считать, что выполнены условия $q_1 = m_1$, $q_2 \geq m_2$.

Введем в рассмотрение матричные параметры Маркова для системы (1):

$$S_{ij}(\gamma) \Big|_{\gamma=0} = D_{ij}, \quad S_{ij}(\gamma) \Big|_{\gamma>0} = C_i A^{\gamma-1} B_j, \quad 0 \leq \gamma \leq n. \quad (2)$$

Обозначим через γ_{ij} относительный порядок соответствующего канала объекта управления, т.е. минимальное целое число $0 \leq \gamma_{ij} \leq n$, такое, что $S_{ij}(\gamma_{ij}) \neq 0$. Величины γ_{ij} определяют запаздывания по соответствующим каналам. Задача управления выходом системы (1) состоит в нахождении последовательности управлений $\{u_k\}$, обеспечивающей слежение за задающим воздействием u_k^* , которое предполагается заранее известным, с одновременной компенсацией влияния неизвестного возмущения w_k .

Косвенное измерение возмущений с использованием внутренних динамических моделей. Идея косвенного измерения возмущения w_k на основе внутренней динамической модели [4] заключается в его оценивании

на основе использования невязки $\tilde{\varepsilon}_k$, представляющей собой разность измеряемых выходных переменных y_k^2 объекта и выходных переменных $\tilde{y}_k$ внутренней динамической модели объекта управления. Введем в рассмотрение внутреннюю динамическую модель объекта с коррекцией по оценке сигнала возмущения в виде:

$$\tilde{x}_{k+1} = A\tilde{x}_k + B_1 u_k + B_2 \hat{w}_k, \quad \tilde{y}_k = C_2 \tilde{x}_k + D_{21} u_k, \quad (3)$$

где оценка возмущения $\hat{w}_k$ определяется выражением вида

$$\hat{w}_k = S_{22}^+(\gamma) \left[y_{k+\gamma}^2 - C_2 A^\gamma \tilde{x}_k - \sum_{i=0}^{\gamma} S_{21}(i) u_{k+\gamma-i} \right], \quad (4)$$

при $\gamma = \gamma_{22}$. С учетом (4) получим уравнения скорректированной модели:

$$\begin{aligned} \tilde{x}_{k+1} = & (A - B_2 S_{22}^+(\gamma) C_2 A^\gamma) \tilde{x}_k + \left(B_1 u_k - B_2 S_{22}^+(\gamma) \sum_{i=0}^{\gamma} S_{21}(i) u_{k+\gamma-i} \right) + \\ & + B_2 S_{22}^+(\gamma) y_{k+\gamma}^2, \quad \tilde{y}_k = C_2 \tilde{x}_k + D_{21} u_k. \end{aligned} \quad (5)$$

Таким образом, уравнения (4), (5) представляют, фактически, алгоритм оценивания (наблюдатель) возмущения по косвенным измерениям. Очевидно, что выполнение требования физической реализуемости наблюдателя при наличии запаздывания в канале измерений приводит к формированию оценок возмущения и состояния с задержкой в $\gamma = \gamma_{22}$ шагов.

Построение законов управления, компенсирующего косвенно измеряемые возмущения. Для синтеза закона управления воспользуемся методом локально-оптимального управления [5]. При этом управляющее воздействие u_k с учетом запаздывания будем искать из условия минимизации регуляризованного функционала качества:

$$J_k = \|y_{k+\gamma_{11}}^* - y_{k+\gamma_{11}}^1\|^2 + \alpha \|u_k\|^2 \rightarrow \min, \quad (6)$$

где параметр регуляризации α можно трактовать как весовой коэффициент, ограничивающий амплитуду управления. Тогда закон управления имеет вид:

$$u_k^* = G(\alpha) \left[y_{k+\gamma_{11}}^* - C_1 A^{\gamma_{11}} x_k - \sum_{i=0}^{\gamma_{11}} S_{12}(i) w_{k+\gamma_{11}-i} \right], \quad (7)$$

где $G(\alpha) = (I_{m_1} \alpha + S_{11}^T(\gamma_{11}) S_{11}(\gamma_{11}))^{-1} S_{11}^T(\gamma_{11})$.

Как видно из (7), для реализации полученного управляющего воздействия требуется прогноз возмущения на γ_{11} шагов, который можно получить, используя априорную модель возмущения вида $w_{k+i} = \Delta^i w_k$.

Поскольку вектор состояний и вектор возмущений недоступны непосредственному измерению, закон управления примем в виде

$$u_k^* = G(\alpha) \left[y_{k+\gamma_{11}}^* - C_1 A^{\gamma_{11}} x_k - \sum_{i=0}^{\gamma_{11}} S_{12}(i) \Delta^{\gamma_{11}-i} \hat{w}_k \right], \quad (8)$$

где входящие в закон управления оценки возмущения и состояния объекта формируются с помощью наблюдателя (4), (5).

С учетом (8) получим уравнение замкнутой системы

$$x_{k+1} = \Pi_1(\alpha) A x_k + B_1 G(\alpha) y_{k+\gamma_{11}}^* + \left(B_2 - B_1 G(\alpha) \sum_{i=0}^{\gamma_{11}} S_{12}(i) \Delta^{\gamma_{11}-i} \right) \hat{w}_k + A e_k^x + B_2 e_k^w, \quad (9)$$

где матрица $\Pi_1(\alpha) = (I_n - B_1 G(\alpha) C_1 A^{\gamma_{11}-1})$, e_k^x - вектор ошибок оценивания состояния объекта, $e_k^w = -S_{22}^+(\gamma) C_2 A^\gamma e_k^x$ - ошибка оценивания возмущений.

Можно показать [6], что для устойчивых объектов существует граничное значение параметра регуляризации $\alpha = \alpha^*$, при котором замкнутая система с локально-оптимальным регулятором будет устойчива. Уравнения (9) позволяют найти предельно достижимый уровень ошибки регулирования при выполнении условия устойчивости $\alpha > \alpha^*$.

Условия структурной невырожденности системы. Представляет интерес возможность исключения оценок возмущения из уравнений регулятора и наблюдателя и получение и объединения их в общее уравнения развязывающего компенсатора возмущений. Соответствующие условия носят название критерия структурной невырожденности [7]. Используя прогноз оценки возмущения $\hat{w}_k = \Delta^{\gamma_{22}} \hat{w}_{k-\gamma_{22}}$, представим его физически реализуемую оценку следующим образом:

$$\hat{w}_k = \Delta^{\gamma_{22}} S_{22}^+(\gamma_{22}) \left[y_k^2 - C_2 A^{\gamma_{22}} x_{k-\gamma_{22}} - \sum_{i=0}^{\gamma_{22}} S_{21}(i) u_{k-i} \right]. \quad (10)$$

Исключая оценку возмущения из (8), (10), получим:

$$\begin{aligned} u_k^* = & (I_{m_1} - G(\alpha) S(\gamma) D_{21})^{-1} G(\alpha) \times \\ & \times \left[y_{k+\gamma_{11}}^* - C_1 A^{\gamma_{11}} x_k - S(\gamma) \left[y_k^2 - C_2 A^{\gamma_{22}} x_{k-\gamma_{22}} - \sum_{i=1}^{\gamma_{22}} S_{21}(i) u_{k-i} \right] \right], \end{aligned} \quad (11)$$

где $G(\alpha) = (I_{m_1} \alpha + S_{11}^T(\gamma_{11}) S_{11}(\gamma_{11}))^{-1} S_{11}^T(\gamma_{11})$, $S(\gamma) = \sum_{i=0}^{\gamma_{11}} S_{12}(i) \Delta^{\gamma_{11} + \gamma_{22} - i} S_{22}^+(\gamma_{22})$.

С учетом (11), условиями структурной невырожденности системы (1) при локально-оптимальном управлении (8) являются

$$\text{rank}(I_{m_1} - G(\alpha)S(\gamma)D_{21}) = m_1, \quad \text{rank}(I_{m_1} \alpha + S_{11}^T(\gamma_{11}) S_{11}(\gamma_{11})) = m_1. \quad (12)$$

Таким образом, при выполнении условий (12) возможно получение в явном виде уравнений развязывающего компенсатора (11) в виде многомерной дискретной динамической системы авторегрессионного типа, порядок которой определяется запаздыванием по каналу измерений.

Выводы. В работе обоснована возможность применения метода локально-оптимального прогнозирующего управления в задачах компенсации неизмеряемых возмущений. Применение предложенного метода позволяет получить уравнение развязывающего компенсатора в явном виде и синтезировать физически реализуемый закон управления. Определенным недостатком метода внутренних моделей применительно к задаче оценивания возмущений является то, что структура и параметры наблюдателя возмущений (4), (5) с внутренней моделью полностью определяются уравнениями объекта, вследствие чего наблюдатель может иметь неудовлетворительные динамические свойства. Так, например, для неминимально-фазовых объектов по каналу управления наблюдатель оказывается неустойчивым. В этом случае синтез наблюдателя возмущения с заданными динамическими свойствами возможен на основе применения теории инвариантных наблюдателей и обратных динамических моделей [8].

Таким образом, метод локально-оптимального управления в сочетании с методом внутренних моделей обеспечивает возможность решения задачи управления выходом динамической системы с запаздыванием.

Список литературы: 1. Макаров И.М., Менский Б.М. Линейные автоматические системы. - М.: Машиностроение, 1982. - 504 с. 2. Емельянов С.В., Коровин С.К. Новые типы обратной связи: Управление при неопределенности. - М.: Наука. Физматлит, 1997. - 352 с. 3. Костенко Ю.Т., Любчик Л.М. Системы управления с динамическими моделями. - Харьков: Основа, 1996. - 212 с. 4. Tsykin Ya. Z., Holmberg U. Robust stochastic control and internal model control // Int. J. of Control. 1995. - Vol. 61. - No 4. - P. 809 - 822. 5. Kelmans G.K., Poznyak A.S., Chernitser A.V. Adaptive locally optimal control // Int. J. System Science. - 1981. - Vol. 12. - No 2. - P. 235-254. 6. Любчик Л.М., Малько М.Н. Структурный синтез регуляризованных обратных систем пониженного порядка // Системний аналіз, управління і інформаційні технології: Вісник Харківського державного політехнічного університету. Збірка наукових праць. - Харків: ХДПУ, 1999. - Випуск 72. - С. 165 - 168. 7. Lyubchik L.M., Mueller P.C. Robust disturbance decoupling in multivariable systems via the unknown-input observers // Proceedings of 16-th IFAC World Congress, Prague, July 4-8, 2005. - 6 p. 8. Любчик Л.М. Метод обратных динамических моделей в задачах синтеза многомерных комбинированных систем с наблюдателями возмущений // Радіоелектронні і комп'ютерні системи. - № 5 (24). - 2007. - С. 77-83.

Поступила в редколлегию 15.06.08

УДК 681.513

Ю.И. ДОРОФЕЕВ, канд. техн. наук,
А.А. ГЛУХОВА

ИССЛЕДОВАНИЕ КАЧЕСТВА КОМПРЕССИИ ДАННЫХ С ПОМОЩЬЮ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Розглядається розв'язання задачі стискування та відновлення дискретної інформації за допомогою штучних нейронних мереж. Аналізується вплив розміру та параметрів нейронної мережі на величину похибки декодування даних.

Рассматривается решение задачи компрессии и восстановления дискретной информации с помощью искусственных нейронных сетей. Анализируется влияние размера и параметров нейронной сети на величину ошибки декодирования данных.

The problem of compression and restoration of discrete information using artificial neural networks is considered. The impact of the size and parameters of the neural network by the amount of errors decoding data is analyzed.

Введение. В связи с непрерывным увеличением объема информации, накапливаемой во всех областях человеческой деятельности, все большее значение приобретают технологии ее компактного представления. Способ получения компактного представления информации называют экономным кодированием или компрессией.

Отправной точкой развития технологий экономного кодирования принято считать 40-е годы XX века – период зарождения теории информации. Тогда основные результаты носили в большинстве своем чисто теоретический характер и почти не имели практической ценности. С появлением в конце 70-х годов эффективных практических схем компрессии данных интерес к этому разделу теории информации заметно вырос, однако невысокий уровень развития вычислительной техники препятствовал развитию этого направления. Многие вопросы были в полной мере исследованы только во второй половине 80-х годов.

В настоящее время раздел теории информации, касающийся методов компрессии и архивации, претерпевает серьезные изменения, что связано со значительным увеличением объемов теоретических и прикладных исследований.

Методы компрессии информации. Теория экономного кодирования объединяет несколько направлений. В рамках данной теории принято выделять методы компрессии информации без потерь и методы компрессии информации с потерями [1]. Методы второй группы применяются к информации, содержащей отдельные несущественные составляющие, не несущие значимой смысловой нагрузки. Примерами могут служить звуковая

информация, предназначенная для прослушивания, и графические изображения.

Методы компрессии без потерь используются для обработки дискретной информации. Любое дискретное информационное сообщение на языке теории информации представляется как некоторая конечная последовательность натуральных чисел. Настоящая работа посвящена исследованию качества компрессии дискретной информации с помощью искусственных нейронных сетей.

Любой метод компрессии данных так или иначе учитывает информационные закономерности, которые свойственны различным типам информации. Различие между методами состоит только в способе учета этих закономерностей.

Для осуществления эффективной компрессии сообщений, поступающих с выхода некоторого источника информации, требуется знание его характеристик. В случае, когда нет дополнительной информации об источнике, определить его характеристики можно только путем статистического анализа его информационной выборки.

В основе большинства существующих методик компрессии лежат два подхода. Первый называется вероятностным и позволяет учесть статистические особенности появления символов в информационном сообщении. Основная идея сокращения объема информации заключается в том, что часто встречающимся символам ставятся в соответствие короткие коды, а символам, встречающимся реже, – длинные коды. В настоящее время в большинстве коммерческих приложений для построения системы кодов переменной длины используется кодирование Хаффмена [2], являющееся лучшим с точки зрения качества информационного представления.

В основе другого подхода, называемого комбинаторным, лежит трактовка информационных закономерностей как присутствие в информации одних символьных комбинаций и полное отсутствие других. Кодирование основывается на построении кодовых систем, содержащих коды только тех информационных последовательностей, которые реально порождаются информационным источником. К данной категории, в частности, относятся методы словарной группы, впервые описанные в работах А.Лемпеля и Я.Зива [3].

Основу методов кодирования данной группы составляет информационная структура, называемая словарем. Методы отличаются друг от друга способом организации словаря и схемой поиска совпадений в информационной выборке. Разбиение дискретного информационного сообщения на кодируемые составляющие представляет собой трудноформализуемую задачу, от оптимальности решения которой в значительной степени зависит эффективность метода.

Экспериментальная оценка качества компрессии информации с помощью нейронных сетей. Несмотря на высокую популярность использования искусственных нейронных сетей для решения трудноформализуемых

задач, для целей экономного кодирования информации они применяются относительно недавно.

В данной работе исследуется качество компрессии дискретных данных с использованием сети Кохонена, которая представляет собой набор упорядоченных нейронов (называемых картой), обучение которых осуществляется "без учителя" путем самоорганизации. В картах Кохонена нейроны помещаются в узлах решетки, обычно одно- или двухмерной.

Рассмотрим нелинейное преобразование, которое отображает непрерывное входное пространство X в дискретное выходное пространство A . Вектор $x \in X$, который случайно выбирается из входного пространства, имеет размерность n и обозначается $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$. Вектор синаптических весов нейрона i , входящего в карту Кохонена, имеет ту же размерность и обозначается $w_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}]^T$, $i = 1, 2, \dots, l$, где l – общее количество нейронов сети.

Сущность алгоритма самоорганизации, предложенного Кохоненом, состоит в отыскании того нейрона, который лучше всего соответствует входному вектору x и перемещении вектора синаптических весов этого нейрона и нейронов, которые лежат в его топологической окрестности, в сторону вектора x . В ходе конкурентного процесса нейроны решетки избирательно настраиваются на различные входные векторы и, в результате, группы входных векторов, образующие кластер, представляются единственным вектором весов нейрона-"победителя". Таким образом, модель нейронной сети Кохонена реализует топологическое отображение, которое оптимально размещает фиксированное количество векторов синаптических весов нейронов (т.е. кодовых слов, составляющих словарь) во входное пространство более высокой размерности.

Настроенная карта Кохонена, представленная множеством векторов синаптических весов $\{w_i\}$, $i = 1, 2, \dots, l$, реализует аппроксимацию входного пространства X в выходном пространстве A . Тем самым она осуществляет сжатие информации путем хранения большого объема векторов $x \in X$ с помощью нахождения небольшого набора прототипов $\{w_i\}$.

В процессе моделирования кодирование информации осуществлялось путем замены 16-разрядной битовой цепочки, состоящей из 0 и 1, на номер нейрона-"победителя", вектор весов которого после обучения сети оказался наиболее близок к значениям входной цепочки. Декодирование выполнялось путем округления значений весов нейрона-"победителя" до 0 или 1.

Целью моделирования является проверка возможности применения сети Кохонена для компрессии информации и ее восстановления без потерь, а также исследование зависимости количества ошибочно восстановленных бит от размера карты. Для обучения использовались 3 массива бинарных данных по 2000 примеров в каждом с различными вероятностями появления 1 (50%,

70% и 90%). Моделирование выполнено для карт Кохонена размерностью 2x2, 2x3, 3x3, 3x4, нейроны которых расположены в узлах двумерной прямоугольной решетки. Результаты приведены на рис. 1. Очевидно, что с помощью карт Кохонена не удается добиться сжатия и декодирования данных без потерь. Минимальное количество ошибочных бит (1.3 бит) получено при использовании карты наибольшего размера для данных, содержащих 90% единиц. Полученные результаты также позволяют сделать вывод, что увеличение количества нейронов в три раза не приводит к существенному улучшению качества компрессии и восстановления данных.

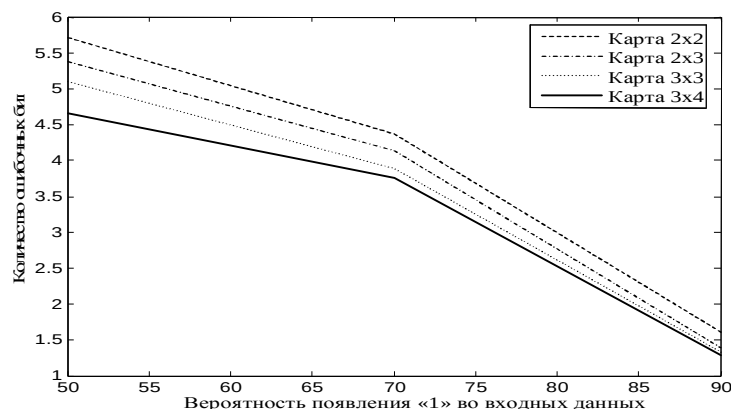


Рис.1. Зависимость величины ошибки декодирования от размера карты Кохонена

Так как для дискретной информации кодирование с потерями недопустимо, для дальнейшего исследования выбрана трехслойная нейронная сеть прямой передачи сигналов. Входной слой из 16 нейронов и скрытый слой меньшего размера N (количество нейронов определяется в процессе экспериментов) осуществляют компрессию данных. Закодированная версия входного вектора x является выходным сигналом скрытого слоя. Для того, чтобы восстановить исходный вектор, закодированный сигнал передается выходному слою из 16 нейронов, который выполняет роль декодера. Чем меньше размер скрытого слоя N по сравнению с n , тем более эффективна сеть в качестве средства компрессии данных.

Обозначим матрицу весов скрытого слоя сети $W^{(1)}$, а матрицу весов выходного слоя $W^{(2)}$. Тогда с учетом однонаправленного распространения сигналов вектор выхода скрытого слоя равен (сжатая информация):

$$h = W^{(1)}x,$$

а вектор выхода сети равен (информация, восстановленная в результате декомпрессии):

$$\hat{x} = W^{(2)}h = W^{(2)}W^{(1)}x.$$

Обучение сети, состоящее в оптимальном подборе весов, образующих матрицы $W^{(1)}$ и $W^{(2)}$, направлено на то, чтобы разность между $x_i^{(q)}$ и $\hat{x}_i^{(q)}$ для всех n составляющих вектора x_i при $q=1,2,...,Q$ (где Q обозначено количество векторов) была минимальной. Вследствие прямоугольности обеих матриц $W^{(1)}$ и $W^{(2)}$ аналитического решения этой задачи не существует.

Для обучения сети использовались те же массивы бинарных данных, что и для карты Кохонена. Обучение выполнено с помощью порогового алгоритма обратного распространения [4], критерием останова является достижение на выходе сети величины средней суммарной квадратичной ошибки 0,1.

Результаты экспериментов приведены на рис. 2. Очевидно, что для данных с вероятностью появления 1, равной 90%, сжатие без потерь (количество ошибок менее 1 бит) достигнуто уже при 3 нейронах в скрытом слое. Таким образом, достигнуто значение коэффициента компрессии, вычисленного как отношение количества нейронов во входном слое к количеству нейронов скрытого слоя, равное 5,33. Кроме того, сделан вывод, что наименьшая ошибка декодирования достигается, когда в первом слое сети в качестве активационной функции нейронов используется линейная функция, а в скрытом и выходном слое – сигмоидальная функция.

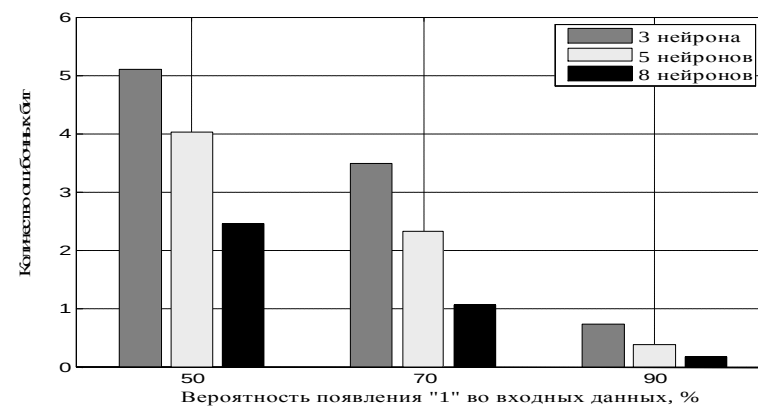


Рис.2. Зависимость ошибки декодирования от количества нейронов в скрытом слое

Список литературы: 1. Ватолин Д.К., Ратушняк А.А. Методы сжатия данных. Устройство архиваторов, сжатие изображений.– М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002.– 384 с. 2. Хаффмен Д.А. Метод построения кодов с минимальной избыточностью: Пер. с англ. // Кибернетический сборник.– М.: ИЛ, 1961.– Вып. 3.– С. 79–87. 3. Ziv J., Lempel A. Compression of Individual Sequences via Variable-Rate Coding // IEEE Trans. Inform. Theory.– 1978.– Vol. 24, N5.– P. 530–536. 4. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс.: Пер. с англ.– М.: Издательский дом "Вильямс", 2006.– 1104 с.

Поступила в редколлегию 09.06.08