



выпуск

1

459387
ИЗДАТЕЛЬСТВО ХАРЬКОВСКОГО УНИВЕРСИТЕТА

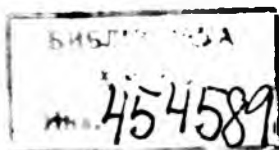
Проблемы бионики

РЕСПУБЛИКАНСКИЙ
МЕЖВЕДОМСТВЕННЫЙ НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКИЙ СБОРНИК

62-506.2
П78

ПРОБЛЕМЫ БИОНИКИ

ВЫПУСК 1



2001



ИЗДАТЕЛЬСТВО
ХАРЬКОВСКОГО ОРДЕНА ТРУДОВОГО КРАСНОГО ЗНАМЕНИ
ГОСУДАРСТВЕННОГО УНИВЕРСИТЕТА ИМЕНИ А. М. ГОРЬКОГО
Харьков

1968

Настоящий сборник посвящен вопросам математического моделирования поведения, зрения и слуха человека, исследованию нейронов и биологической памяти. В нем рассмотрены вопросы моделирования некоторых программ переработки информации в коре головного мозга человека и высших животных, предлагается постановка задачи о математическом моделировании зрения и слуха и исследуются математические модели, описывающие некоторые функциональные свойства зрения и слуха человека.

Исследуются законы функционирования нейронов и предлагаются модели нейронов на аналоговых элементах. Ряд статей посвящен изучению функциональных свойств памяти и процесса обучения.

Сборник, предназначенный для научных работников, инженеров и аспирантов, подготовлен редакционной коллегией при Харьковском институте радиоэлектроники.

Редакционная коллегия:

проф. *В. Л. Рвачев* (отв. редактор), доц. *Ю. П. Шабанов-Кушнарченко* (зам. отв. редактора), проф. *П. И. Зинченко*, проф. *И. З. Вельвовский*, проф. *И. В. Кузьмин*, проф. *А. И. Плотицер*, канд. техн. наук *Ю. Г. Антомонов*, доц. *В. Г. Червов*, доц. *Э. В. Утеуш*, доц. *П. Р. Ефимов*, доц. *М. П. Деркач*.

Адрес редакционной коллегии: Харьков, пр. Ленина, 14.
Харьковский институт радиоэлектроники.

ПЛАНИРОВАНИЕ ПОВЕДЕНИЯ НА ОСНОВЕ ВОСПРИНЯТОЙ ИНФОРМАЦИИ

Н. М. Амосов, С. А. Талаев

Институт кибернетики АН УССР

Человек, изучая сложные среды, все больше испытывает потребность в интеллектуальных помощниках — системах, способных функционировать в «человеческом» круге задач. Состояние вычислительной техники и перспективы ее развития открывают реальные возможности реализации в недалеком будущем проектов информационных искусственных систем огромной сложности. К таким проектам относится привлекающая внимание многих исследователей гипотетическая система искусственного интеллекта. В задачи работ по созданию искусственного интеллекта не входит возможно более полное воспроизведение структуры и функции мозга, но поскольку человеческий мозг является естественным прототипом таких систем, представляется целесообразным использовать его кардинальные принципы переработки информации при конструировании сложных систем типа искусственного интеллекта. При таком подходе поиски решения проблемы искусственного интеллекта являются одновременно моделированием принципов переработки информации человеческим мозгом.

На основе данных физиологии и психологии проф. Амосов сделал некоторые предположения об общих закономерностях работы мозга и выдвинул гипотезу об информационных программах психики человека [1]. Эта гипотеза была использована при построении моделирующей системы, способной воспринимать воздействия, выделять из них информацию и строить свое поведение в соответствии с задачей поддержания определенных параметров своего состояния в заданном интервале значений.

Исходя из этой задачи (метацели) система выбирает цели и планирует свое поведение.

Структура системы представляет собой совокупность иерархически организованных элементов (*i*-модели), выражающих определенный код, выделенный на соответствующем этапе переработки информации. При поступлении на вход *i*-модели информации, выделенные коды которой соответствуют информационному содержанию данной *i*-модели, последняя возбуждается, причем характеристики возбуждения являются функцией принадлежности к соответствующему уровню иерархической организации системы. Потенциал повторного возбуждения модели зависит от предыдущего потенциала и промежутка времени от последнего возбуждения до настоящего момента. Будем рассматривать эту зависимость как механизм, реализующий постоянную память системы.

Необходимым условием всякого взаимодействия является обмен информацией между объектами. В процессе взаимодействия объект получает информацию посредством изменения своей структурной организации, т. е. моделирует воспринятую информацию в собственных кодах объекта. Поэтому множество возбужденных в данный момент i -моделей является внутренней моделью воспринятой информации. Система строит внутреннюю модель не только объектов внешней среды, но и собственных состояний системы («ощущений»), которые являются входной информацией для i -моделей «чувств», в свою очередь ответственных за

формирование i -моделей следующего уровня иерархии — моделей «желаний».

Иерархия моделей, возбуждение которых существенно зависит от собственных параметров системы, составляет чувственную сферу переработки информации. Наряду с чувственной в системе выделена логическая сфера переработки информации, возбуждение i -моделей которой определяется информацией, поступающей из внешней среды. Выделенные сферы переработки информации не изолированные структуры — их взаимодействие

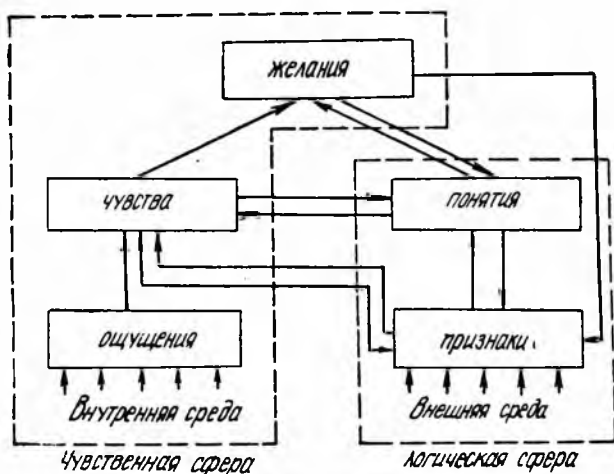


Рис. 1. Схема взаимодействия i -моделей чувственной и логической сфер системы в процессе восприятия

является существенной стороной организации поведения системы (рис. 1).

Для наблюдателя результат взаимодействия выражается в изменении значений введенных им параметров описывающих объектов, т. е. в изменении состояния системы. Под поведением будем понимать последовательность состояний системы за определенный промежуток времени. Часто из-за сложности объекта или в связи с конкретными требованиями задачи бывает необходимо проследить поведение системы только по части параметров, описывающих ее состояние. В таком случае говорят о поведении, специфика которого определяется избранными параметрами. Объектом нашего исследования будет целенаправленное поведение, т. е. поведение, направленное на минимизацию рассогласования между параметрами, описывающими местонахождение системы и цели.

Поведение системы рассматривается на местности, являющейся совокупностью клеток (элементарных участков местности), в каждой из которых может находиться объект из класса объектов, представимых в системе. Кроме того, каждая клетка имеет характеристику, определяющую ее как элемент поверхности (высота рельефа).

Исходя из допустимой сложности системы, мы ограничиваем возможное число этажей иерархической организации и начинаем рассмотрение с уровня предварительного описания моделей чувственной и логической сфер. Поэтому объект в клетке местности представлен набором предварительно сформированных признаков, являющихся входной

информацией для первого уровня иерархической организации логической сферы — уровня i -моделей признаков.

Система способна воспринимать из внешней среды два типа признаков, разделение которых вызвано различием механизмов восприятия. К первому типу относятся признаки, имеющие градации интенсивностей, каждый из которых характеризует принадлежность объекта к определенному классу. При восприятии этих признаков определяется не точная их локализация, а только принадлежность к определенной совокупности клеток.

Находясь в клетке местности, система делит окружающую среду на секторы и воспринимает по секторам признаки первого типа. В зависимости от расстояния до объекта и вида признака интенсивность последнего может изменяться от номинального значения до нуля. На основании такого предварительного «осмотра» и состояния чувственной сферы система выделяет наиболее значимый для нее в данный момент сектор, с которого и начинается осмотр. Первым этапом осмотра в секторе является выделение объекта внимания, имеющего значимые признаки второго типа, которые воспринимаются системой в процессе поклеточного осмотра местности.

Все множество этих признаков разбито на четыре класса, в которых они иерархически организованы по значимости признака для опознания объекта данного класса. Допустимые комбинации признаков описывают объект данного класса, восприятие которого возможно. Признаки этого типа могут не восприниматься системой в зависимости от местонахождения клетки. Препятствием для восприятия является расстояние и рельеф между клеткой осмотра и местонахождением системы. Влияние рельефа на восприятие учитывается специальным алгоритмом, который определяет «зоны невидимости» для системы из данной клетки местности.

Возможность восприятия зависит от расстояния обратно пропорционально значимости признаков. Таким образом, объектом внимания может стать клетка, не слишком удаленная от системы и не принадлежащая «зоне невидимости». С целью осмотра этой клетки и ее окрестности вокруг объекта внимания формируется центральное и боковое поле. Центральное поле представляет собой совокупность клеток, в центре которой находится клетка с объектом внимания. Признаки из центрального поля считываются без искажений. Система способна воспринимать признаки и за пределами центрального поля, но по мере удаления от центра признаки теряются для восприятия. Окрестность вокруг центрального поля, в которой не все признаки доступны для восприятия, назовем боковым полем осмотра.

В пределах организованного поля осмотра система производит поклеточное восприятие признаков. Считываемые из клетки признаки при поступлении на i -модели первого уровня логической сферы переработки информации создают первичные потенциалы соответствующих i -моделей. Совокупность возбужденных i -моделей — представление признаков, считанных из клетки в структуре системы. В том случае, если система имеет предысторию поведения на этой местности, необходимо сопоставить признаки, воспринятые в прошлый момент, с i -моделями, возбужденными при данном осмотре. Такое сопоставление является коррекцией типа возбужденной модели и ее потенциала со стороны постоянной памяти системы.

Следующим этапом формирования потенциалов возбуждения i -моделей является оценка значимости признаков для данного состояния чувственной сферы системы и уточнение потенциала возбуждения с уче-

том этой оценки, что реализуется пересчетом потенциалов возбуждения *i*-моделей чувственной сферы на модели признаков.

Результатом такого пересчета может быть возбуждение *i*-моделей признаков, не считанных при осмотре, отражающее субъективность восприятия признаков. С целью уменьшения субъективной ошибки производится пересчет моделей в пределах данного уровня — уровня моделей признаков. Эта коррекция основана на том, что величины связей между моделями одного уровня отражают частоту встречаемости и совместимость воспринимаемых признаков. Полученные потенциалы пересчитываются на модели следующего уровня, так как потенциалы возбуждения *i*-моделей признаков являются входной информацией для *i*-моделей понятий.

Аналогичным образом формируются потенциалы возбуждения *i*-моделей уровня понятий. При этом понятие *i*-модели, имеющей максимальный потенциал возбуждения, будем рассматривать как понятие, опознанное в данной клетке. Конкретно выбранная *i*-модель понятия уточняет в результате пересчета по связям значения потенциалов возбуждения *i*-моделей признаков, определенное число которых рассматривается как признаки опознанного понятия объекта, находящегося в данной клетке местности. Одновременно с переработкой информации в логической сфере изменяется состояние элементов чувственной сферы. Изменения в процессе осмотра восприятия значений «ощущений» — входной информации *i*-моделей чувств, а также влияние опознанных признаков и понятия приводит к созданию новых потенциалов *i*-моделей чувств. Высшим уровнем иерархической организации чувственной сферы системы является уровень *i*-моделей желаний, потенциалы возбуждения которых интерпретируются как интегральные оценки значимости объекта для системы. В соответствии со значениями их система строит свое поведение.

В системе рассматриваются две модели желания, условно названные «взаимодействовать» и «не взаимодействовать». Возбуждение *i*-моделей желаний определяется потенциалами возбуждения как *i*-моделей чувств, так и моделей логической сферы (опознанные *i*-модели признаков и понятия). Поэтому включение *i*-моделей желаний в сферу чувственной переработки информации является до некоторой степени условным. Этот уровень представляет собой как бы настройку, осуществляющую сопоставление состояний внутренней и внешней среды системы, на основании которого даются рекомендации. Выделенные признаки и понятия, а также потенциалы возбужденной модели записываются в память; при этом потенциал желаний «не взаимодействовать» — с отрицательным знаком.

При поклеточном восприятии исходя из значений потенциалов возбуждения — моделей чувств для организации осмотра формируются вспомогательные коэффициенты КОВ и КПД. Дело в том, что выбор первичного объекта внимания определялся иерархической значимостью признака и проводился до опознания понятия данного объекта среды. Теперь при восприятии каждой клетки имеется возможность сопоставить потенциалы желания, характеризующие объект, с КОВ — своеобразным коэффициентом «требовательности» системы к объекту внимания. Объекты, удовлетворяющие этому коэффициенту, рассматриваются как возможные объекты внимания. После окончания осмотра поля данного объекта внимания, необходимость дальнейшего осмотра определяется из соотношения между суммарным значением потенциалов *i*-моделей желаний для всех воспринятых клеток и значением коэффициента КПД (критический потенциал действия). Исходя из этого соотношения система либо выбирает наиболее значимый объект внимания для орга-

низации дальнейшего осмотра, либо переходит к построению поверхности потенциалов желаний, на основе которой строится план.

Таким образом, поклеточное восприятие клеток вокруг объекта внимания приводит к созданию внутренней модели (ВМ) данной ситуации.

Учитывая, что план целенаправленного поведения будет строиться для местности, характеристики которой (высота рельефа) оказывают существенное влияние на способность системы перемещаться по местности и на состояние чувственной сферы, в системе предусмотрен алгоритм, позволяющий производить коррекцию потенциалов желания системы взаимодействовать с объектами среды по характеристикам рельефа, с тем, чтобы такой потенциал определял желание системы взаимодействовать с элементом местности, в котором находится объект.

Для планирования поведения представляет интерес оценка среды, окружающей данную клетку местности. Примем, что влияние объекта на потенциалы желания окружающих клеток определяется величиной его собственного потенциала и расстоянием до клетки окружения. Исходя из этого строим поверхность потенциалов желаний, потенциал каждой клетки которой равен ее собственному потенциалу плюс сумма найденных таким образом добавок. Полученная поверхность потенциалов является основной для выбора цели поведения и построения плана ее достижения. Целью системы будем считать клетку, потенциал желания которой имеет максимальное значение. Одновременно с целью происходит выделение клетки, имеющей минимальный потенциал.

Учитывая состояние i -моделей чувств и перепад значений максимального и минимального потенциалов, а также величины потенциала целей, система делает «срез» поверхности потенциалов секущей плоскостью. Клетки, потенциалы желания которых лежат ниже уровня «среза», рассматриваются как нежелательные для взаимодействия. Такие клетки существенно отличаются от клеток, потенциал желания которых определяется i -моделью «не взаимодействовать». Примером может быть случай, когда система находится в среде, все потенциалы клеток которой имеют отрицательное значение. В таком случае целью станет клетка, имеющая отрицательный потенциал, а в результате «среза» будут выделены клетки, наиболее нежелательные для взаимодействия. Таким образом, потенциал, определяемый i -моделью, не запрещает взаимодействие, а только оценивает ситуацию, в то время как клетки, выделенные срезом, исключаются из числа тех, для которых возможно взаимодействие, кроме случая, когда система сама находится в клетке, «лежащей» ниже уровня среза.

Совокупность, составленная из клеток и имеющая потенциалы, превышающие значение уровня «среза», в пределах которой последовательностью переходов, осуществляемых только в окрестности клетки, можно достичь любой клетки данной совокупности, образует множество достижимых клеток. Будет называть множеством опасных клеток совокупность, потенциалы которой лежат ниже уровня «среза» и удовлетворяют описанным выше условиям. Система выделяет такие изолированные множества, идентифицирует и оценивает их мощность, т. е. число клеток, составляющее данное множество.

При построении плана система определяет множество клеток, которому принадлежит система. Если система находится в клетке, входящей в множество опасных клеток, то первым этапом планирования является поиск ориентира, т. е. промежуточной цели для выхода из опасной зоны. При выборе ориентира предпочтение отдается клеткам множества, в котором находится цель. При наличии нескольких равноудаленных от системы клеток такого множества в качестве ориентира вы-

бирается ближайшая к цели клетка. В случае большой удаленности клеток этого множества от системы ориентиром может стать ближайшая клетка, принадлежащая достижимому множеству. Однако если не далее чем в следующей окрестности системы имеется клетка значительно более мощного множества достижимых клеток, то ориентиром выбирается ближайшая к системе клетка этого множества (рис. 2). Дальнейшее построение плана сводится к определению ориентиров в выбранном множестве клеток.

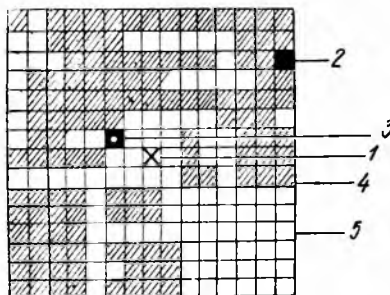


Рис. 2. Участок местности с выделенными множествами:

1 — место нахождения системы; 2 — цель; 3 — ориентир выхода из опасной зоны; 4 — множество достижимых клеток; 5 — множество «опасных» клеток

возвращается к ближайшей клетке, имеющей в окрестности элемент достижимого множества, не принадлежащего выбранной последовательности. Если просмотр за отрезок времени, значение которого определяется состоянием чувственной сферы, не приводит к цели, то система переключается на аналогичным образом организованный поиск возможного пути к системе от цели. Такое переключение направления поиска ведется до тех пор, пока не будет найден искомый путь.

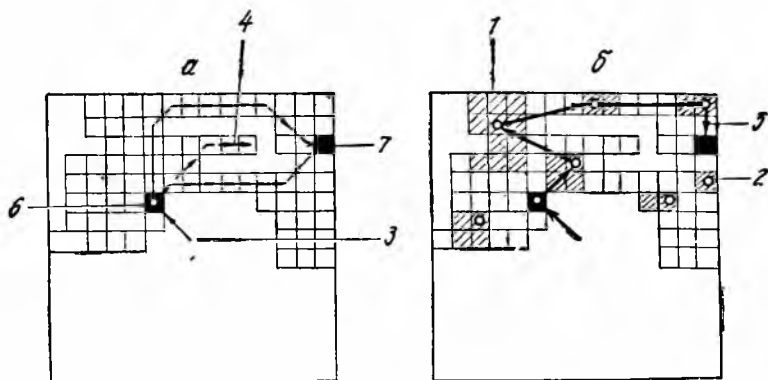


Рис. 3. Построение плана:

а — выбор оценочного пути; б — план поведения; 1 — множество «приятных» клеток; 2 — ориентир «приятной» зоны; 3 — элемент оценочного пути, ведущего к цели; 4 — элемент пути, ведущего в тупик; 5 — элемент плана; 6 — ориентир выхода из «приятной» зоны; 7 — цель

Перед поиском пути система оценивает расстояние до цели. Если длина найденного пути не удовлетворяет систему, что определяется длиной пути и состоянием чувственной сферы, то производится поиск другого варианта пути. Исходя из длины варианта пути, который система принимает за минимальный, ориентировочно определяется максимально

желательная длина пути. Вообще будем считать, что сам путь никогда не доставляет удовольствия системе, однако когда удлинение пути связано с возможностью «посетить», незначительно отклоняясь от пути к цели «приятной зоны», то система в зависимости от эмоционального состояния может принять такое решение. Тогда длина пути будет зависеть от значимости объектов, вызвавших отклонения.

Для выбора клеток, составляющих такие «приятные» зоны, система формирует значение уровня «среза» и выделяет множества, состоящие из клеток, потенциалы желания которых превышают значение этого уровня. Исходя из максимально желательной длины пути выделяются области, в пределах которых производится выбор последовательности прохождения «приятных зон». Ориентиром «приятной зоны» будем считать принадлежащую ей клетку, имеющую в данной зоне максимальный потенциал желания. Поэтому планом поведения будет являться последовательность ориентиров соответствующих зон, удовлетворяющая максимально желательной длине пути и включающая в себя прохождение «приятных зон», сумма потенциалов желания которых имеет максимальный потенциал. В случае, если промежутки пути между двумя соседними ориентирами нуждаются в уточнении, система имеет возможность построить план для этого промежутка.

Работа системы рассчитана на взаимодействие с автоматом, моделирующим процесс организации двигательного поведения [2].

Предлагаемая система реализована в виде программы для ЦВМ. В настоящее время она находится в стадии отладки.

ЛИТЕРАТУРА

1. Н. М. Амосов. Моделирование мышления и психики, «Наукова думка», К., 1965.
 2. Н. М. Амосов, А. М. Касаткин. Самообучающаяся модель двигательного поведения (статья в настоящем сборнике).
-

САМООБУЧАЮЩАЯСЯ МОДЕЛЬ ДВИГАТЕЛЬНОГО ПОВЕДЕНИЯ

Н. М. Амосов, А. М. Касаткин

Институт кибернетики АН УССР

В настоящей работе содержится описание системы, моделирующей некоторые программы переработки информации в коре головного мозга высших животных и человека, связанные с организацией двигательного поведения. Работа является одним из этапов процесса эвристического моделирования психических функций [1].

Основные представления и терминология

Основные теоретические положения работы изложены ранее одним из авторов [2, 3]. Здесь мы кратко остановимся на тех из них, которые необходимы для дальнейшего изложения, и введем ряд терминов.

Мы рассматриваем кору головного мозга как сложную моделирующую установку, которая в тонких изменениях своей структуры отражает информацию, поступающую из внешней по отношению к ней среды. В соответствии с этим будем говорить, что кора некоторым образом формирует информационные модели (*i*-модели) как объектов и явлений внешнего мира, так и состояний нижележащих отделов мозга и внутренних органов.

Экспериментальное исследование некоторых закономерностей процесса формирования *i*-моделей проведено Е. Н. Соколовым [4] и др. В коре *i*-модели фиксированы в виде групп тесно связанных между собой нервных клеток — нейронных ансамблей типа описанных Хеббом [5] и Милнером [6]. Можно говорить о возбуждении *i*-моделей и передаче возбуждения от одной *i*-модели к другой как о процессе переработки информации корой головного мозга. При этом необходимо учитывать градуальность возбуждения и наличие между *i*-моделями усиливающих и тормозных связей.

Важнейшую роль в процессе переработки корой информации играет механизм внимания. Мы полагаем, что функция этого механизма заключается в выделении в каждый момент времени наиболее возбужденной *i*-модели, еще большем усилении ее возбуждения и притормаживании всех остальных *i*-моделей. За таким выделением следует постепенное ослабление усиливающего и тормозящего воздействий, что приводит к увеличению возбуждения других *i*-моделей и очередному переключению внимания. Можно полагать, что механизм внимания включает в себя ряд «подблоков» — механизмов, действующих аналогичным образом и вместе составляющих некоторую иерархически организованную систему. Кратко изложенные выше представления лежат в основе принятой нами гипотезы о способах переработки информации мозгом.

Для проверки гипотезы должно быть предпринято построение ряда действующих моделей. Такого рода модели, в соответствии с изложенным, должны представлять собой сети из нейроноподобных элементов (соответствующих t -моделям), каждый из которых описывается набором определенных характеристик. Усиливающие и тормозные связи между элементами характеризуются некоторыми коэффициентами — «проводимостями связи», которые могут изменяться во времени. Наконец, в модель должна быть включена система усиления — торможения (внимания).

Введем некоторые определения. Сеть, элементами которой является t -модели, будем называть M -сетью. M -сеть структура которой удовлетворяет некоторым требованиям этажной организации [2], назовем $ЭМ$ -сетью. Конкретные системы, построенные на основе M - или $ЭМ$ -сетей, будем называть M -автоматами.

Один из возможных необучаемых M -автоматов, моделирующий целенаправленное поведение живых организмов, описан в работе [7], некоторые результаты его исследования — в работе [8]. Ниже описывается самообучаемый M -автомат, моделирующий процесс организации двигательного поведения, направленного на обеспечение выживания в средах определенного класса.

Общая схема M -автомата

Описываемый M -автомат находится в условной среде, представляющей собой модель некоторого класса естественных сред. Условная среда — это совокупность квадратных ячеек или клеток, каждая из которых может быть либо пустой, либо содержать в себе один из объектов среды. Объекты среды подразделяются на ряд типов и объединяются в классы по признаку их отношения к автомату. Для того чтобы обеспечить возможность содержательной интерпретации процессов, происходящих в автомате, введем произвольные содержательные обозначения содержащихся в среде элементов. Будем, например, различать объекты «враг», «дерево», «пещера», «вода». Пусть также имеется по несколько типов каждого из указанных объектов.

Каждой из клеток среды приписывается некоторое условное число, характеризующее «высоту» клетки относительно некоторого уровня. Таким образом, в среде задан «рельеф». Далее каждой клетке приписывается пара чисел, характеризующих интенсивности присутствующих в среде «привлекательного» и «непривлекательного» запахов. Наконец, еще пара чисел, одинаковых для всех клеток, задает интенсивность признаков общего состояния среды «светло» и «тепло». В процессе функционирования системы интенсивность этих признаков изменяется в некоторой зависимости от времени. Что же касается остальных признаков и расположения объектов в среде, то в предлагаемом варианте для упрощения принято, что они остаются неизменными.

Поведение автомата рассматривается в дискретном времени. В каждый момент автомат может находиться в одной из клеток среды. Эту клетку и примыкающую к ней восьмерку клеток будем называть «ситуацией». Поведение автомата заключается в последовательном выполнении действий — «шагов», переводящих его из одной клетки ситуации в другую. Имеется также шаг, оставляющий автомат в той же клетке. Таким образом, осуществление каждого шага связано с выбором одной из девяти возможностей. Выбор осуществляется на основе информации об объектах и признаках, содержащихся в ситуации, т. е. на основе «вос-

приятия ситуации», и зависит от внутреннего состояния автомата в данный момент.

В структуру автомата введена начальная организация в виде определенного набора *i*-моделей и связей между некоторыми из них. Среди *i*-моделей такого рода имеются модели «голода» и «усталости», возбуждение которых отражает состояние гипотетического «тела» автомата. Совокупность введенных связей задает автомату систему «пищевых» и «защитных» безусловных рефлексов, например, «избегать врагов», «приближаться к пище» и т. п. Таким образом, начальная организация автомата определяет мотивацию его поведения.

Не забывая о том, что автомат представляет собой единую М-сеть, условно выделим в нем семь основных блоков. Схема взаимодействия блоков представ-

лена на рис. 1. Здесь *Р*-блок приема информации, *ПО*-блок понятийных обобщений, *ПС* — блок памяти ситуации, *Э* — блок эмоций, *Ж* — блок желаний, *Д* — блок действий и *СУТ* — система усиления-торможения. Прежде чем приступить к рассмотрению работы схемы, кратко опишем содержание алгоритмов функционирования М-сети.

Алгоритмы функционирования М-автомата

Поступление информации в автомат выражается возбуждением определенных *i*-моделей в его «рецепторной» части — блоке *Р*. Кроме того, постоянно в различной мере возбуждены *i*-модели «голода» и «усталости». Отсюда возбуждение передается на остальные элементы М-сети.

Каждая *i*-модель описывается следующим набором характеристик.

1. Характеристика возбуждения (рис. 2, а). Ставит в соответствие возбуждениям, поступающим на вход модели по усиливающим связям, величину (возможную) выходного возбуждения модели.

2. Характеристика торможения (рис. 2, б). Ставит в соответствие возбуждениям, поступающим на вход модели по тормозным связям, определенную величину «возбудимости» модели (крутизну характеристики возбуждения).

3. Характеристика затухания (рис. 2, в). Определяет уменьшение во времени выходного возбуждения *i*-модели при отсутствии входных возбуждений. Отметим, что уменьшение выходного возбуждения модели при любых входных воздействиях не может происходить быстрее, чем по характеристике затухания. Характеристики затухания определяют «оперативную» память М-сети.

4. Характеристика обучения. В зависимости от степени и продолжительности возбуждения *i*-модели определяют величину порога, крутизну характеристики возбуждения и характеристики затухания. В одномерном пространстве возбуждений они задают зоны гипертрофии и адаптации. На рис. 2, г показан примерный ход изменения порога p и крутизны k характеристики возбуждения некоторой *i*-модели при медленном росте величины ее выходного возбуждения V (p_0 и k_0 — начальные значения порога и крутизны).

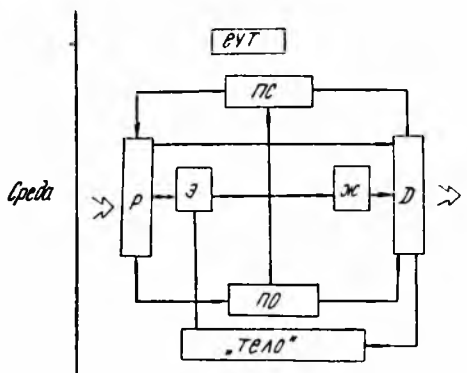


Рис. 1. Блок-схема М-автомата

Возбуждение передается от модели к модели по связям, обладающим некоторыми «проходимостями». Величина проходимости связи r_{AB} , направленной от модели A к модели B , определяет ту часть δ выходного возбуждения модели A , которая попадает на вход модели B по этой связи. Указанная зависимость задается характеристикой передачи связи (см. рис. 2, д). Проходимость связи r_{AB} может изменяться во времени в зависимости от величины возбуждения моделей A и B . Это изменение описывается характеристикой обучения связи (рис. 2, е). Связь, соединяющая невозбужденные модели, затухает во времени в соответствии с характеристикой затухания связи (рис. 2, ж). Отметим, что никакое уменьшение проходимости, обусловленное характеристикой обучения, не может происходить быстрее, чем допускает характеристика затухания связи.

Проходимость связи r имеет «постоянную» компоненту r_p , причем всегда $r \geq r_p$. В свою очередь, r_p может затухать и обучаться по характеристикам того же типа, что и для r . Разница заключается в том, что r_p способно затухать до нулевого значения, в то время как величина r при затухании стремится к r_p .

Величины r всех связей составляют кратковременную память M -сети, а их компоненты r_p — долговременную.

Функционирование автомата сводится к ряду последовательных (в дискретные моменты времени) пересчетов состояния M -сети, т. е. к определению в каждый момент величин возбуждений i -моделей, конфигураций их характеристик и величин проходимостей связей. Кроме того, состояние M -сети может изменять система усиления-торможения, дополнительно возбуждающая и притормаживающая отдельные i -модели.

Рассмотрим работу M -автомата, схема которого представлена на рис. 1.

Блок приема информации

Блок содержит некоторое множество i -моделей, каждая из которых поставлена в соответствие одному из объектов среды. Если ситуация,

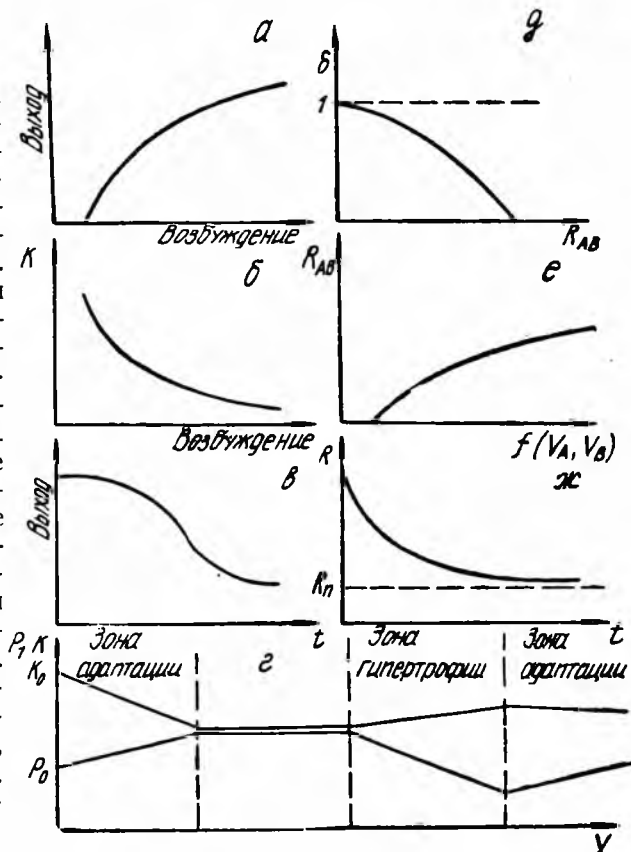


Рис. 2. Характеристики элементов M -сети

в которой находится автомат, содержит некоторые из этих объектов, то соответствующие им *i*-модели возбуждаются.

Между *i*-моделями объектов и *i*-моделями возможных шагов автомата, имеющимися в блоке действий, существуют «безусловнорефлекторные» связи. Таким образом, возбуждение, например, объекта «враг» вызывает возбуждение *i*-модели того шага, который необходим для отхода. Как будет показано ниже, такой шаг может и не быть выполнен.

Блок содержит также *i*-модели «ощущений» автомата. Так, если в ситуации имеется объект, одним из заданных свойств которого является свойство «вызывать боль», то соответствующая этому ощущению *i*-модель окажется возбужденной. Наконец, в блоке имеются *i*-модели, возбуждающиеся при наличии «привлекательного» и «непривлекательного» запахов, а также при восприятии характеристик «освещенности» и «температуры» среды.

В предлагаемом варианте автомата *i*-модели блока *P* позволяют системе воспринимать объекты среды семи типов; пять видов ощущений от объектов («больно», «вкусно», «невкусно», «сыро» «тепло»); два типа запахов различной интенсивности; четыре признака среды («тепло», «холодно», «светло», «темно») и их градации. Восприятие ситуации, т. е. возбуждение соответствующих *i*-моделей, осуществляется автоматом в каждый такт дискретного времени. Между возбужденными *i*-моделями могут возникать «ассоциативные» связи. Воспринятая в блоке *P* информация передается для обработки в блоки понятийных обобщений, памяти ситуации и в блок эмоций.

Блок понятийных обобщений

Объекты, содержащиеся в среде, могут быть объединены в различные группы и классы. Каждой из возможных групп и каждому классу ставятся в соответствие определенные модели в описываемом блоке. Таким образом, блок содержит *i*-модели понятий различного уровня.

Исследование процессов образования понятий и систем понятий в *M*-сетях представляет собой отдельную задачу. Для изучения этих механизмов нами разработана и исследуется специальная модель, обсуждение которой не входит в задачу настоящей статьи. Поэтому будем считать, что некоторая начальная структура блока задана.

Начальная совокупность связей между *i*-моделями понятий составляет «систему знаний» автомата. Последняя организована иерархически, и связи, составляющие ее, имеют высокую проходимость. На «систему знаний» может накладываться сеть ассоциативных связей, возникающих в процессе функционирования автомата. При частом и интенсивном возбуждении некоторых понятий возможен переход части ассоциативных связей в «систему знаний». В предлагаемом варианте «системы знаний» автомата объекты объединяются в классы «опасность», «пища», «препятствие» и т. п.

Возбуждение *i*-моделей понятий определяется состоянием блоков *P*, *ПС*, *Э*. Между *i*-моделями понятий и *i*-моделями действий в блоке действий могут устанавливаться связи, обеспечивающие «условнорефлекторные» реакции автомата.

Блок памяти ситуаций

Блок содержит *i*-модели, в начальном состоянии не имеющие содержательной интерпретации, связей друг с другом и с другими блоками. На множестве этих *i*-моделей задана вероятностная закономерность «спонтанных» возбуждений.

Блок содержит *i*-модели, относящиеся к двум уровням. *i*-Модели первого уровня сохраняют состояние возбуждения (оперативная память) в течение n моментов времени. Оперативная память *i*-моделей второго уровня составляет kn единиц времени, где k — целое и $k > 1$.

Таким образом, если в некоторый момент времени автомат воспринимает ситуацию и одна из *i*-моделей первого уровня оказывается спонтанно возбужденной, между ней и *i*-моделями блока *P* устанавливаются связи. В дальнейшем повторное восприятие той же или сходной ситуации всегда будет приводить к возбуждению этой *i*-модели, т. е. она становится «представителем», моделью ситуации. Аналогичным образом та же *i*-модель связывается с *i*-моделью действия, выполненного автоматом в воспринятой ситуации. Так происходит запоминание реакции на ситуацию. В дальнейшем между *i*-моделями различных ситуаций могут устанавливаться ассоциативные связи по сходству или временной близости, так что восприятие одной ситуации может вызывать возбуждение целого ряда *i*-моделей других ситуаций.

Возбуждение *i*-моделей второго уровня происходит в k раз реже, чем первого. Поэтому спонтанно возбужденная *i*-модель второго уровня может связываться с k моделями первого и становиться их представителем. В этом заключается механизм обобщения памяти ситуаций. Между *i*-моделями обобщенных ситуаций могут устанавливаться ассоциативные связи. Кроме того, они связываются и с элементами блока действий.

В предлагаемом варианте автомата блок содержит 20 *i*-моделей в первом уровне и 10 во втором. *i*-Модели блока связываются также с элементами блока понятийных обобщений. Таким образом, совокупность связей, направленных от *i*-модели какой-либо ситуации к *i*-моделям блоков *P* и *ПО*, определяет «содержание» ситуации, а ее связи с блоком эмоций — «значение» ситуации для автомата.

Блок эмоций

Блок содержит *i*-модели возможных эмоциональных состояний автомата. В предлагаемом варианте предусмотрено 12 таких состояний: злость, гнев, ярость, беспокойство, страх, ужас, удовлетворение, неудовлетворение, любопытство, чувство близости цели, а также ощущения голода и усталости. Между некоторыми *i*-моделями блока задаются связи, отражающие взаимодействия между эмоциональными состояниями, наблюдающиеся у животных и человека. Например, возбуждение *i*-модели «гнев» тормозит возбуждение «усталости». В зависимости от истории автомата эти связи могут изменяться в определенных пределах.

Задаются также «врожденные» связи с некоторыми *i*-моделями блока *P*. Таким образом, восприятие ситуации изменяет состояние эмоциональной сферы автомата.

Связи, устанавливающиеся в процессе функционирования автомата между элементами блока эмоций и блоками *ПС* и *ПО*, обеспечивают влияние эмоционального состояния на весь ход переработки информации и следовательно, выбор автоматом действий. В свою очередь, остальные блоки влияют на состояние блока эмоций. В этом заключается «субъективность» восприятия и переработки информации автоматом.

Возбуждение *i*-моделей голода и усталости отражает состояние «те-ла» автомата. Возбуждение *i*-модели голода дискретно увеличивается в каждый момент времени и снижается до нуля, если автомат находится в клетке, содержащей объект класса «пища» и выполняет действие «есть». Возбуждение *i*-модели усталости дискретно увеличивается при

каждом шаге автомата и снижается до нуля при выполнении им действия «спать».

Возбуждение до определенных пределов *i*-моделей аффектов («ярость», «ужас») вызывает включение специальных «резервных» программ поведения.

Среди элементов блока особую роль играют *i*-модели гипотетических центров «приятно» (Пр) и «Неприятно» (НПр). Степень возбуждения этих *i*-моделей отражает интегральную оценку состояния автомата в каждый момент времени. Соотношение возбуждений Пр и НПр влияет на выбор знака приращения проходимостей связей при обучении и, таким образом, играет роль фактора поощрения и наказания.

Элементы блока эмоций «врожденными», необучаемыми связями соединены с *i*-моделями блока желаний.

Блоки желаний и действий

Следуя [2], мы рассматриваем желание как обобщенное, недифференцированное действие. В соответствии с этим в предлагаемый автомат включены *i*-модели желаний «действовать», «не действовать» и их «расшифровки» — *i*-модели желаний «нападать», «действовать быстро», «действовать спокойно», «стоять на месте» и «спать». *i*-Модели противоположных желаний связаны между собой тормозными связями. Возбуждение *i*-моделей желаний обуславливается состоянием элементов блока эмоций и передается на *i*-модели действий.

Блок действий включает в себя *i*-модели 22 действий, доступных автомату. Среди них имеется девять *i*-моделей шагов, переводящих автомат в одну из клеток ситуации. Кроме того, имеется восемь *i*-моделей действий-шагов «нападать» — «нападать вперед», «нападать влево» и т. п. Действие «нападать» связано с переходом автомата в новую клетку с одновременным изменением логики поведения. Так, если объект «враг» по условиям «опасен» для автомата, то при обычном шаге автомат не должен входить в клетку, занятую этим объектом, и такой шаг рассматривается как ошибка, свидетельствующая о неверном выборе структуры или алгоритмов обучения. Если же такой шаг выполняется как действие «нападать», то указанное ограничение снимается. «Нападение» связано с увеличением возбуждения *i*-моделей «усталость» и «боль».

В блоке имеются также *i*-модели следующих действий: 1 — рыть. При выполнении этого действия в соответствующую клетку среды вносятся объект «пещера», *i*-модель которого связана с *i*-моделями «убежище», «тепло», «не действовать» и т. п.; 2 — спать. При выполнении этого действия возбуждение *i*-модели «усталость» снижается до нуля и возбуждается «удовлетворение»; 3 — есть. Снижается до нуля возбуждение «голода» и повышается «удовлетворения»; 4 — нести. После выполнения этого действия в какой-либо непустой клетке дальнейшее передвижение автомата в среде сопровождается соответствующим перемещением находившегося в исходной клетке объекта. Сопровождается возбуждением *i*-модели «усталость»; 5 — бросить. Прекращает действие «нести».

Кроме указанных, блок содержит восемь *i*-моделей «обобщенных» действий или «илли» действий: «илли вперед», «илли влево» и т. п. Каж-

информации во всей сети. Выбор одного из возможных действий осуществляется по определенным правилам, которые будут описаны ниже.

Система усиления-торможения (СУТ)

Принцип работы СУТ как системы, моделирующей внимание, был описан выше. В предлагаемом автомате СУТ реализована в виде двух-уровневой системы. Ее первый уровень составляют «частные» системы усиления-торможения, действующие каждая на i -моделях одного из блоков автомата. Будем обозначать их, приписывая к названию СУТ название соответствующего блока (СУТж, СУТпо и т. п.). Каждая из частных СУТ обеспечивает выделение в своем блоке наиболее возбужденной i -модели (или i -моделей), ее (их) дополнительное возбуждение и притормаживание остальных.

Второй уровень СУТ (СУТ-2) представлен в виде системы, в каждый момент времени выбирающей наиболее возбужденный блок автомата. i -Модели всех остальных блоков равномерно притормаживаются (в том числе и i -модели, выбранные частными СУТ этих блоков). Возбуждение всех i -моделей выбранного блока увеличивается. При этом сохраняется торможение для i -моделей, на которые соответствующим образом воздействует частное СУТ блока, выделенного СУТ-2.

Действуя таким образом, СУТ выделяет в каждый момент времени наиболее возбужденные модели, т. е. наиболее важную информацию, и делает ее определяющей для дальнейшего хода переработки информации. Другими словами, роль СУТ заключается в упорядочении функционирования M -сети.

Работа M -автомата

Пусть в некоторый момент времени в M -сети имеется некоторое количество возбужденных i -моделей и пусть в предыдущий момент автомата был выполнен шаг. Работа автомата начнется с восприятия ситуации, что приведет к возбуждению определенных i -моделей блока P . Затем осуществится очередной пересчет M -сети, включающий в себя определение формы характеристик элементов, обучение связей и подсчет новых значений возбуждения всех i -моделей. При этом спонтанно возбужденная i -модель в блоке $ПС$ свяжется с возбужденными i -моделями блока P . После определения возбуждений i -моделей начнет работать СУТ, в результате чего картина возбуждений изменится. По измененным возбуждениям будет проверено, выполняются ли условия выбора действия, и, если они не выполнены, повторится восприятие ситуации, т. е. цикл будет выполнен вновь.

Во время пересчетов возбуждение, возникающее в блоке P , распространяется по всей сети. При этом одновременно с формированием моделей ситуаций в блоке $ПС$ идет «узнавание» воспринятых объектов в блоке $ПО$ и формируется эмоциональная оценка ситуации в блоке $Э$. В конце концов возбуждение достигает блока $Д$, причем отдельные его i -модели возбуждаются не одинаково. Последнее вызвано тем, что на возбуждение блока $Д$ влияет через систему «безусловных рефлексов» блок P и в то же время оно определяется состоянием «условнорефлек-

для выбора действия. Определенное действие осуществляется при выполнении одного из таких условий:

1. СУТ-2 выбирает блок *Д*. При этом выполняется действие, *i*-модель которого выбрана СУТд.

2. СУТ-2 выбирает не блок *Д*, но возбуждение *i*-модели, выбранной СУТд, превышает некоторый заранее выбранный порог. Если выполняется одно из этих условий и СУТж выделяет *i*-модель «действовать быстро», то в результате шага автомат перемещается не в одну из соседних клеток, а дальше — в клетку следующего слоя.

За выполнением действия следует восприятие новой ситуации, и описанные выше процессы повторяются.

Некоторые замечания

Упрощенно описанный выше автомат рассчитан на совместную работу с системой, моделирующей переработку информации в процессе построения плана двигательного поведения [9]. При этом автомат дополняется блоком, осуществляющим «предвидение» результатов выбранного шага и коррекцию поведения по результатам такого «предвидения», и блоком, обеспечивающим влияние выработанного плана на выбор действий. Последний блок включает в себя системы, следящие за выполнением плана, которые позволяют автомату корректировать или полностью перестраивать план в процессе его выполнения.

Таким образом, описанный *М*-автомат моделирует следующие гипотетические программы психики [2]: (1) — этажная переработка информации; (2) — этажное построение программ движения; (3) — взаимодействие чувственной и логической программ переработки информации; (4) — субъективность двигательных программ (связь желаний с эмоциональным блоком и блоком действий); (5) — программа внимания (СУТ).

Автомат реализован в виде программы для ЦВМ М20. В настоящее время ведется отладка этих программ. Результаты экспериментального исследования автомата будут опубликованы отдельно.

ЛИТЕРАТУРА

1. Н. М. Амосов, А. М. Касаткин, Л. М. Касаткина. Об одной эвристической модели поведения. В сб. «Проблемы нейрокибернетики», Изд-во Ростовского университета, 1966.
2. Н. М. Амосов. Моделирование мышления и психики, «Наукова думка», К., 1965.
3. Н. М. Амосов. Возможности и перспективы моделирования психических функций. Сб. «Моделирование в биологии и медицине», «Наукова думка», К., 1966.
4. Е. Н. Соколов. О моделирующих свойствах нервной системы. В сб. «Кибернетика, мышление, жизнь», «Мысль», М., 1964.
5. Р. О. Hebb. The organization of Behavior, New-York, 1949.
6. Р. М. Milner. Psychol. Rev., 64, 1957.
7. А. М. Касаткин, Л. М. Касаткина. Эвристическая модель некоторых процессов переработки информации головным мозгом. В сб. «Моделирование в биологии и медицине», «Наукова думка», К., 1966.
8. А. М. Касаткин, Л. М. Касаткина. Моделирование цілеспрямованої поведінки живих організмів. «Автоматика», 1966, № 5.
9. Н. М. Амосов, С. А. Талаев. Планирование поведения на основе воспринятой информации (ст. в настоящем сборнике).

О ЗАДАЧЕ МАТЕМАТИЧЕСКОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ ЗРЕНИЯ ЧЕЛОВЕКА

Ю. П. Шабанов-Кушнарченко

Харьковский институт радиоэлектроники

В настоящее время наблюдается быстрое развитие информационно-вычислительных машин. Все более сложные требования предъявляются к устройствам ввода информации для этих машин. По-видимому, не слишком далеко то время, когда потребуются устройства ввода информации, не уступающие по степени совершенства органу зрения человека. Успешное решение задачи создания полноценного синтетического глаза будет во многом зависеть от того, насколько хорошо изучен натуральный орган зрения человека.

Исследования органа зрения человека важны не только с точки зрения перспектив более или менее отдаленного будущего. От уровня знаний в этой области в прямой степени зависит эффективность диагностики и лечения глазных болезней, рекомендации в области гигиены зрения. Важны эти знания и для технических целей. Глаз современного человека работает в контакте со многими техническими устройствами. К ним относятся установки телевидения, кино и радиолокации, пульта управления, измерительные приборы, светотехнические устройства, книги, различные знаки (например, дорожные), карты и многое другое. Все эти устройства строятся с учетом свойств человеческого зрения. Так, например, скорость развертки луча и количество строк в телевизионном изображении, размеры и форма шрифтов книг, частота смены кадров в кино, характер сигнальных огней, размеры и форма шкал, режимы освещения,— все это выбирается в зависимости от свойств человеческого зрения. Чем лучше и полнее мы будем знать эти свойства, тем эффективнее, проще и дешевле будут технические устройства, создаваемые для совместной работы с органом зрения человека.

Данные об органе зрения и его работе важны также и потому, что уже в настоящее время для различных технических целей создаются специальные устройства фотоввода информации. Это различного рода фотоприемные устройства для измерительных приборов и систем автоматики, телевизионные системы и системы радиолокации, устройства фотоввода информации в вычислительные, управляющие и информационные машины. Орган зрения человека также является фотоприемником информации. Будучи неизмеримо более совершенным, по сравнению с техническими приборами, орган зрения во многих отношениях может служить образцом при создании новых и усовершенствовании существующих устройств фотоввода информации.

Вернемся, однако, к задаче создания полноценного синтетического органа зрения и попытаемся представить, какого рода знания о глазе натурального могут оказаться полезными для ее решения. Ясно, что син-

тетический глаз будет устройством, воспринимающим и перерабатывающим информацию, поступающую в него со световыми лучами. Поскольку любой процесс обработки информации, в конечном счете, сводится к вычислениям, синтетический орган зрения с полным правом можно рассматривать как вычислительное устройство. Следовательно, для построения синтетического глаза мы должны располагать такого рода информацией, которая необходима при создании любой вычислительной машины.

Какая же информация требуется для создания вычислительной машины? Эта информация четко делится на два вида. Во-первых, нужно знать алгоритм, по которому должна работать создаваемая вычислительная машина, т. е. систему операций, с помощью которых она будет перерабатывать информацию. Проще говоря, надо знать, какие вычисления должна выполнять машина. Во-вторых, необходимы сведения о способах осуществления этого алгоритма в реальном устройстве. Сюда относятся схемные решения, данные о типах и конструкциях используемых блоков и деталей, сведения о технологии изготовления машины в целом и ее элементов.

При исследовании органа зрения человека можно рассматривать его лишь как вычислительное устройство. Такой подход, возможно, является несколько односторонним, однако он вполне достаточен для нашей цели — добыть знания, которые могут быть полезны при создании синтетического глаза. В соответствии со сказанным выше исследование органа зрения можно направить по двум путям. Первый путь состоит в установлении вычислительных алгоритмов, лежащих в основе работы глаза. При втором пути усилия должны быть направлены на изучение физиологических механизмов глаза, обеспечивающих его работу в соответствии с этими алгоритмами.

Если избрать первый путь, то мы придем к задаче расшифровки и исследования вычислительных алгоритмов, по которым работает глаз. Вопрос об анатомических структурах и физиологических механизмах, обеспечивающих выполнение этих вычислений, при такой постановке не будет затрагиваться вовсе.

Важно заметить, что без знания алгоритмов работы натурального глаза вряд ли возможно создание полноценного искусственного органа зрения. В то же время, располагая одними лишь алгоритмами работы натурального глаза, уже можно приступить к построению глаза синтетического. Дело в том, что эти алгоритмы могут быть реализованы с помощью технических устройств, построенных на принципах совершенно иных, чем те, которые заложены в глазе.

Чтобы лучше уяснить задачу об исследовании алгоритмов работы органа зрения человека, представим, что синтетический глаз уже создан и поступает на исследование лицам, незнакомым с его устройством и принципами работы. Допустим, что такое исследование проведено и в результате полностью выяснены реализуемые синтетическим глазом вычислительные алгоритмы. Однако имея эту информацию, мы все же получим полное представление о том алгоритме, который был положен в основу работы синтетического глаза. Дело в том, что любое реальное вычислительное устройство воспроизводит заложенный в него алгоритм не идеально точно, уже хотя бы в силу ограниченной точности и надежности его работы. Поэтому найденный алгоритм, по которому фактически работает синтетический орган зрения, будет иметь определенные дефекты, по существу не представляющие для нас никакого интереса. Таким образом, в нашу задачу должно входить, кроме изучения фактического алгоритма работы синтетического глаза, также выделение идеального алгоритма, который имел в виду конструктор при создании

синтетического глаза. Дефекты, обнаруженные в фактическом алгоритме, необходимо отбросить, как не представляющие интереса.

Аналогичное положение имеет место и при исследовании натурального глаза. Глаз обладает многими несовершенствами; алгоритмы, реализуемые глазом, также не во всем совершенны. Задача состоит в том, чтобы, исследовав реальные алгоритмы работы глаза, отбросить все то, что может быть отнесено к дефектам. Затем на этой основе нужно построить математическую модель работы органа зрения в виде комплекса идеальных алгоритмов. Такая модель может послужить отправным пунктом при построении синтетического глаза.

Наконец, необходимо определить метод исследования. Снова представим себе синтетический глаз, алгоритм работы которого нам нужно расшифровать. Возможны два принципиально различные пути решения этой задачи. Во-первых, мы можем разобрать синтетический глаз и исследовать, какие вычисления производит каждая из его частей. Полученная таким путем информация позволит составить суждение об алгоритме работы синтетического глаза в целом.

Другой путь состоит в том чтобы, не разбирая устройства, подавать на его вход различные сигналы, наблюдая при этом, какая информация появляется на его выходе. Это так называемый метод кибернетического «черного ящика». Он также может привести к расшифровке алгоритма работы синтетического глаза. Правда, при этом мы ничего не узнаем о внутренней структуре синтетического глаза.

В применении к исследованию работы натурального глаза первый путь представляет собой анатомо-физиологическое исследование глаза. Второй путь состоит в психофизическом исследовании органа зрения; при этом испытуемому предъявляются те или иные зрительные картины и ведется наблюдение за возникающими зрительными ощущениями.

Если придерживаться второго пути, т. е. вести исследование исключительно по методу «черного ящика» без существенного использования анатомо-физиологических сведений о глазе, то исходными данными будут служить лишь психофизические реакции глаза.

Для успешного исследования любого объекта по методу «черного ящика» необходимо выполнить следующие три условия: 1) входные сигналы должны быть управляемыми; это значит, что исследователь располагает возможностью по своему желанию подавать на вход изучаемого объекта любые сигналы в любой последовательности; 2) входные сигналы должны быть измеримыми; это означает, что имеется возможность получить любую интересующую нас информацию о подаваемых входных сигналах; 3) измеримыми должны быть также выходные сигналы исследуемого объекта, т. е. имеется доступ к выходным сигналам и о них может быть получена любая нужная информация.

Нетрудно видеть, что в применении к органу зрения первые два условия могут быть выполнены. Известно, что материальным носителем информации, поступающей в глаз, являются световые лучи, и только они. Наука о свете разработана настолько, что все те параметры света, которые могут нести информацию, поступающую в глаз, известны и могут быть измерены с помощью существующих светотехнических приборов. К таким параметрам относятся спектральный состав и уровень яркости света, исходящего из различных точек наблюдаемых объектов в различные моменты времени.

Более сложен вопрос о том, можно ли удовлетворить третьему условию, и мы его рассмотрим более подробно. Можно ли измерить и зарегистрировать сигналы, исходящие из органа зрения? Выходными сигналами органа зрения являются зрительные ощущения. В этом убеждает

простой психофизический эксперимент: если закрыть глаза, т. е. приостановить поступление информации в орган зрения, то зрительные ощущения исчезают. Они вновь появляются при открывании глаз. Человек, у которого по тем или иным причинам не возникают зрительные ощущения, не получает от органа зрения никакой информации. Следовательно, когда речь идет об измерении и регистрации выходных сигналов органа зрения, имеются в виду измерение и регистрация зрительных ощущений. В связи с этим может возникнуть возражение, заключающееся в том, что зрительные ощущения недоступны для внешнего наблюдения. До сих пор никому еще не удалось обнаружить и измерить с помощью физических приборов зрительные ощущения человека. Однако, кроме физических приборов, человек располагает еще одним прибором — собственным мозгом, который как раз и воспринимает, измеряет, регистрирует зрительные ощущения.

Зрительные ощущения, действительно недоступные постороннему наблюдателю, могут анализироваться интроспективно, «внутренним зрением» того лица, у которого эти ощущения возникают. В роли прибора, анализирующего зрительные ощущения, выступает само сознание наблюдателя. Информация о зрительных ощущениях, полученная наблюдателем, может быть им высказана в виде слов и фраз и зарегистрирована на бумаге.

Сказанное постараемся теперь переложить на язык вычислительной техники. Для этого представим, что уже создан не только полноценный синтетический орган зрения, но также и синтетический мозг, равноценный по степени совершенства человеческому мозгу. Этот синтетический мозг можно представить в виде грандиозной по сложности вычислительной машины, одним из входов которой служит синтетический орган зрения.

Подобно тому как это имеет место в вычислительных машинах, на выходе синтетического органа зрения можно представить регистр, в который передается информация, воспринятая синтетическим глазом. Назовем его зрительным регистром. По мере надобности вычислительная машина обращается к этому регистру (или даже только к его отдельным участкам) и считывает содержащуюся в нем информацию.

Эта информация может быть использована вычислительной машиной в тех вычислениях, которые она производит. В случае необходимости информация передается в запоминающее устройство машины. Кроме того, информация из этого регистра может быть выдана вычислительной машиной на выход, т. е. отпечатана, записана, высказана (в зависимости от того, какими выходными устройствами оборудована вычислительная машина). Условно выделим все механизмы, участвующие в считывании информации со зрительного регистра. Тогда схематически можно изобразить изложенное так, как показано на рис. 1.

Лучи света 1 попадают в одно из входных устройств вычислительной машины 2 — синтетический орган зрения 3. Синтетический орган зрения осуществляет отбор и преобразование информации, переносимой лучами света и характеризующей зрительную картину. В переработанном виде информация поступает на выходной — зрительный регистр 4 синтетического органа зрения.

Со зрительного регистра информация по каналу 5 воспринимается специальным считывающим устройством 6, которое осуществляет по каналу 7 передачу информации внутрь вычислительной машины. Считанная информация может также передаваться по каналу 8 на одно из устройств вывода 9 вычислительной машины. Устройство вывода выдает информацию о содержимом зрительного регистра из вычислительной машины во внешний мир. Эта информация обозначена на схеме стрел-

кой 10. Заметим, что в существующих вычислительных машинах выдача информации из того или иного регистра на печать осуществляется практически без искажений. Некоторое незначительное отличие выданной информации от считываемой может быть обусловлено неидеальной точностью и надежностью работы считывающего и передающих устройств.

Возвращаясь теперь к натуральному глазу и мозгу, нетрудно проследить их аналогию с только что рассмотренной вычислительной машиной. Аналогом информации, содержащейся в зрительном регистре машины, служит зрительное ощущение. Считывающему устройству можно поставить в соответствие сознание наблюдателя. Благодаря работе сознания мы воспринимаем зрительные ощущения, можем их осознать, запомнить, а также «выдать их на печать», т. е. высказать или записать.

Могут возникнуть сомнения в том, следует ли доверять той информации о зрительных ощущениях, которую доставляет нам сознание в качестве измерительного и регистрирующего прибора. Однако эти сомнения едва ли можно считать обоснованными, поскольку все сведения о внешнем мире мы получаем через ощущения.

Наконец, можно усомниться в том, что параметры зрительного ощущения измеряются сознанием с достаточной точностью. Действительно, точность замеров, осуществляемых сознанием человека, в ряде случаев намного ниже той, которую обычно обеспечивают физические приборы. Тем не менее, ее все же достаточно, чтобы успешно вести исследование органа зрения по методу «черного ящика». Дело в том, что для моделирования работы органа зрения и не требуется точность, более высокая, чем та, с которой мы можем регистрировать выходные сигналы органа зрения. Даже угадав с идеальной точностью алгоритмы переработки информации в органе зрения человека, нельзя проверить на опыте, так ли это.

Резюмируя сказанное, мы приходим к выводу, что в применении к органу зрения человека третье условие, необходимое для проведения исследования по методу «черного ящика», также может быть выполнено. Следовательно, нет принципиальных препятствий для математического моделирования зрения человека по методу «черного ящика».

Как было указано выше, основу при таком моделировании могут составлять входные и выходные сигналы. Поэтому мы должны определить, что представляют собой входные и выходные сигналы органа зрения человека, и дать их четкое математическое описание. Для рассмотрения этого вопроса воспользуемся схемой рис. 2. На ней дан эскиз преобразования информации в органе зрения человека. Перед глазом 1 расположена зрительная картина 2, созданная в поле зрения. Выделим в поле зрения точку фиксации o и проведем через нее горизонтальную и вертикальную оси. Координатами x и y произвольной точки M поля зрения будем называть соответственно углы $oo'a$ и $oo'b$:

$$x = \angle oo'a, \quad y = \angle oo'b. \quad (1)$$

Точка o' расположена внутри хрусталика глаза.

Каждой точке поля зрения соответствует входной сигнал E_λ , характеризующий зрительную картину в этой точке в данный момент времени.

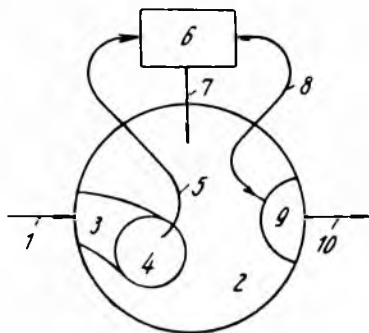


Рис. 1

Носителем информации о зрительной картине являются исходящие от нее световые лучи, попадающие в глаз наблюдателя. Световое излучение может быть охарактеризовано энергией W , которую оно в себе несет. Энергия светового излучения непосредственно измеряется специальными приборами, которые преобразуют ее в тепловую энергию.

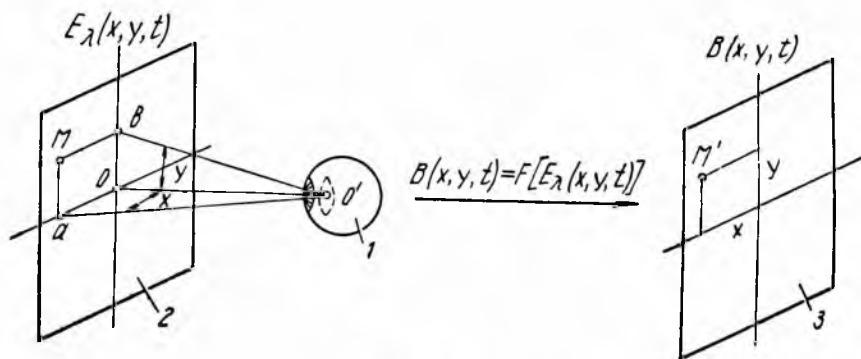


Рис. 2

Излучение поверхности объекта в данный момент времени характеризуется лучистым потоком F , представляющим собой производную энергии W по времени t :

$$F = \frac{dW}{dt}. \quad (2)$$

Излучение в данной точке поверхности объекта характеризуется плотностью излучения R , равной

$$R = \frac{dF}{ds}, \quad (3)$$

где ds — площадь элементарного участка, охватывающего данную точку поверхности, dF — поток, излучаемый с участка ds .

Излучение точкой поверхности объекта в заданном направлении характеризуется удельной силой излучения I , которая представляет собой плотность излучения dR , отнесенную к элементарному телесному углу $d\omega$, охватывающему заданное направление (рис. 3):

$$I = \frac{dR}{d\omega}. \quad (4)$$

Лучистая яркость определяется аналогично удельной силе излучения, с той лишь разницей, что принимается в расчет не площадка ds поверхности объекта, а ее проекция ds' на плоскость, перпендикулярную зрительной оси (рис. 4).

Лучистая яркость равна

$$E = \frac{1}{\cos \alpha} I, \quad (5)$$

где α — угол между нормалью к поверхности объекта и зрительной осью.

Уровень лучистой яркости полностью характеризует излучение, но лишь тогда, когда оно является монохроматическим. Если излучение имеет линейчатый спектр и представляет собой смесь колебаний, с ограниченным числом n различных длин волн $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$, входной сигнал становится многомерным вектором $E\lambda$. Компонентами этого вектора бу

дут яркости $E_1, E_2, \dots, E_n$ отдельных монохроматических излучений, входящих в состав смешанного излучения.

Если же излучение имеет сплошной спектр, то входной сигнал превращается в вектор E , с бесконечно большим числом компонент, причем каждой длине волны излучения λ соответствует свой компонент E_λ , называемый спектральной интенсивностью лучистой яркости.

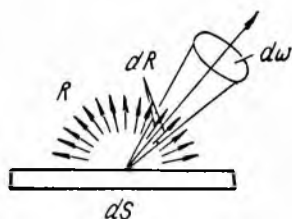


Рис. 3

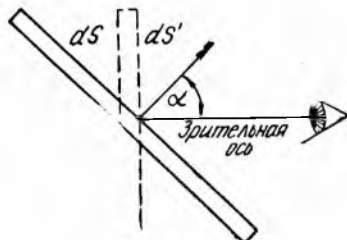


Рис. 4

Обозначим через dE лучистую яркость, присущую излучению в элементарной области спектра $d\lambda$, которая охватывает заданную длину волны λ . Тогда спектральная интенсивность лучистой яркости определится следующим выражением:

$$E_\lambda = \frac{dE}{d\lambda}. \quad (6)$$

Любая конкретная зрительная картина, заданная в поле зрения, может быть математически описана в виде функции входного сигнала E_λ от координат поля зрения x, y и времени t (рис. 2):

$$E_\lambda = E_\lambda(x, y, t). \quad (7)$$

Таким образом, в принципе можно математически описать любую зрительную картину, изменяющуюся в пространстве и времени.

В органе зрения человека осуществляется преобразование зрительной картины в зрительное ощущение 3 (рис. 2). Зрительное ощущение также задано в двумерном поле. Точке M' зрительного ощущения приписываем координаты x, y соответствующей точки M зрительной картины.

Зрительное ощущение в каждой точке поля зрения характеризуется цветом. Считается, что цвет может быть разложен на три компонента: цветовой тон, насыщенность и светлоту. Цветовой тон обозначают словами: «красный», «синий», «зеленый», «фиолетовый» и т. д. Зрительные ощущения различного цветового тона можно получить, подавая на вход органа зрения монохроматические излучения с различной длиной волны. Каждой длине волны излучения соответствует свой цветовой тон зрительного ощущения. Так, например, излучению с длиной волны $0,40 \text{ мк}$ соответствует фиолетовый цветовой тон; $0,48 \text{ мк}$ — синий; $0,52 \text{ мк}$ — зеленый; $0,58 \text{ мк}$ — желтый; $0,70 \text{ мк}$ — красный. Электромагнитные колебания с длинами волн, выходящими за пределы $0,38 \div 0,77 \text{ мк}$, совсем не дают никаких зрительных ощущений.

Некоторые новые цветовые тона можно получить, подавая на вход органа зрения смесь коротковолновых и длинноволновых излучений (например, монохроматические излучения с длинами волн $0,46$ и $0,63 \text{ мк}$). Изменяя пропорции лучистой яркости коротковолновых и длинноволновых излучений в смеси, мы получим пурпурные цветовые тона — малиновый и сиреневый.

Опыт показывает, что множество всевозможных цветовых тонов образует замкнутый ряд: оно подобно множеству точек замкнутой линии. Следуя Ньютону, все цветовые тона изображают в виде точек окружности, причем каждой точке соответствует свой цветовой тон (рис. 5).

Подадим на вход органа зрения монохроматическое излучение с длиной волны $0,58 \text{ мк}$, что соответствует желтому цветовому тону, и добавим к нему излучение с длиной волны $0,48 \text{ мк}$, соответствующее



Рис. 5

синему цветовому тону. Если яркость второго излучения выбрана небольшой, мы увидим, что цветовой тон полученного цвета по-прежнему остается желтым, однако цвет становится как бы более выцветшим, менее насыщенным. При увеличении яркости второго излучения степень насыщенности цвета будет уменьшаться, пока, наконец, желтизна в нем вовсе не исчезнет, после чего цвет станет совершенно серым без примеси какого-либо цветового тона. Такой цвет называют ахроматическим.

На цветовом круге Ньютона (рис. 5) цветам одного и того же тона, но разной насыщенности соответствуют точки прямой, соединяющей центр круга с точкой на окружности, представляющей собой заданный цветовой тон. Центр круга соответствует ахроматическому цвету. Наиболее насыщенным цветам отвечают точки на окружности круга.

Подадим теперь на вход органа зрения некоторое произвольное излучение. В результате возникает цвет вполне определенного цветового тона и насыщенности, которому на цветовом круге соответствует *некоторая точка*. Не изменяя спектрального состава излучения, увеличим его лучистую яркость. При этом окажется, что новый цвет почти в точности сохраняет прежний цветовой тон и насыщенность, однако изменится по светлоте, становясь светлее. При уменьшении яркости излучения светлота уменьшается и цвет темнеет.

Проведем прямую, перпендикулярную плоскости цветового круга, через точку, соответствующую цветовому тону и насыщенности возникающего цвета. Каждой точке этой прямой будет соответствовать цвет вполне определенной светлоты данного цветового тона и насыщенности. Зрительные ощущения могут изменяться по светлоте — от совершенно темного оттенка, при котором никакие объекты уже не различаются, до ослепительно яркого, едва выносимого глазом. Таким образом, линия, вдоль которой происходит изменение светлоты, ограничена как сверху, так и снизу.

Рассматривая цвета, изменяющиеся по светлоте при всевозможных цветовых тонах и насыщенностях, мы приходим к понятию цветового тела (рис. 6). Каждой точке внутри цветового тела соответствует свой цвет, обладающий вполне определенным цветовым тоном, насыщенностью и светлотой. Опыт показывает, что любому цвету зрительного ощущения может быть поставлена в соответствие только одна точка внутри цветового тела. Следует отметить, что в действительности множество всевозможных цветов образует не цилиндр, как показано на рис. 6, а тело неправильной формы, приблизительно соответствующей форме шара (шар Рунге).

Таким образом, зрительное ощущение в каждой точке поля зрения можно описать с помощью трехмерного вектора цвета B , компонентами которого служат светлота B_1 , насыщенность B_2 и цветовой тон B_3 (рис. 6),

Зрительное ощущение в целом, так же как и зрительная картина, описывается некоторой зависимостью цвета B от координат поля зрения x, y и времени t (рис. 2):

$$B = B(x, y, t). \quad (8)$$

После того как введены в рассмотрение входной $E_\lambda(x, y, t)$ и выходной $B(x, y, t)$ сигналы органа зрения, мы можем более строго и детально сформулировать задачу математического моделирования зрения человека. Она состоит в том, чтобы отыскать алгоритм F преобразования входного сигнала органа зрения в выходной (рис. 2):

$$B(x, y, t) = F[E_\lambda(x, y, t)]. \quad (9)$$

Этот алгоритм F преобразует бесконечномерную вектор-функцию $E_\lambda(x, y, t)$ трех переменных x, y, t в трехмерную вектор-функцию $B(x, y, t)$ тех же переменных. Можно считать, что алгоритм F есть некоторый оператор, который ставит в соответствие вектор-функциям $E_\lambda(x, y, t)$ вектор-функции $B(x, y, t)$. Исходя из повседневного опыта зрения, можно заключить, что этот оператор непрерывен, поскольку всегда при непрерывном изменении зрительной картины $E_\lambda(x, y, t)$ мы наблюдаем непрерывное изменение зрительного ощущения $B(x, y, t)$.

Даже не опираясь на специальные эксперименты, а используя повседневную практику зрения каждого человека, можно заключить, что искомый оператор зрения F не будет очень простым. Напротив, легко прийти к выводу о его большой сложности. Этот оператор должен воспроизводить разнообразные свойства цветового зрения, инерции и иррадиации зрения, адаптации и контраста.

В связи с этим имеет смысл разбить общую задачу об отыскании оператора F на ряд более простых задач.

Наиболее простой будет постановка задачи, если ограничить класс входных сигналов лишь однородными и стационарными зрительными картинками. Однородной мы называем такую зрительную картину, у которой излучения во всех ее точках одинаковы. В этом случае входной сигнал E_λ не зависит от координат поля зрения x, y , а зависит лишь от времени t : $E_\lambda = E_\lambda(t)$.

Стационарной назовем такую зрительную картину, у которой излучения во всех точках поля зрения не меняются со временем. Иными словами, функция E_λ , описывающая зрительную картину, не зависит от времени, а лишь от координат поля зрения, т. е. $E_\lambda = E_\lambda(x, y)$.

Функция, описывающая однородную и стационарную зрительную картину, не зависит от координат поля зрения и времени и является спектром излучения $E_\lambda = E(\lambda)$. Эта картина представляет собой равномерное поле сигналов, не меняющееся со временем. Опыт показывает, что таким зрительным картинкам соответствует зрительное ощущение, также являющееся однородным и стационарным, т. е. не зависящим от координат поля зрения. Зрительное ощущение имеет вид равномерного фона одного цвета, заполняющего все поле зрения. Выходной сигнал представляет собой трехмерный вектор B .

Далее можно усложнить задачу, расширив класс входных сигналов

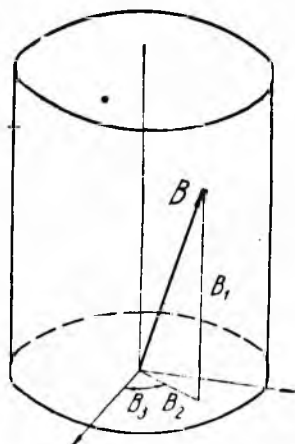


Рис. 6

за счет введения нестационарных зрительных картин. В этом случае входной сигнал становится функцией времени, т. е. $E_\lambda = E_\lambda(t)$. Опыт показывает, что и зрительное ощущение будет представлять собой функцию времени и не будет зависеть от координат поля зрения, т. е. $B = B(t)$. Зрительное ощущение в этом случае имеет вид равномерного фона, цвет которого меняется со временем. Точно так же допускают изолированное рассмотрение задачи о связи $E_\lambda(x)$ и $B(x)$, $E_\lambda(y)$ и $B(y)$. Затем могут быть изолированно рассмотрены задачи о связи сигналов $E_\lambda(x, y)$ и $B(x, y)$, $E_\lambda(x, t)$ и $B(x, t)$, $E_\lambda(y, t)$ и $B(y, t)$. Наконец, мы приходим к общей задаче о связи между сигналами $E_\lambda(x, y, t)$ и $B(x, y, t)$.

Построение математической модели стационарных и однородных зрительных процессов $B = F[E_\lambda]$, должно основываться на фактах так называемой «низшей», и «высшей» метрики цвета. Исследование нестационарных зрительных процессов $B(t) = F[E_\lambda(t)]$ требует рассмотрения явлений инерции и адаптации зрения. Математическая модель неоднородных зрительных процессов $B(x, y) = F[E_\lambda(x, y)]$ может быть построена на основе изучения фактов иррадиации зрения и явлений зрительного контраста. Задача моделирования зрительных процессов в общем случае $B(x, y, t) = F[E_\lambda(x, y, t)]$ приводит к необходимости изучения реакций органа зрения на зрительные картины произвольной сложности. Таким образом, мы приходим к необходимости свсвения обширного экспериментального материала.

При построении математических моделей зрения представляется целесообразным использовать следующую методику. Вначале конструируется математическая модель, хотя бы в качественном отношении воспроизводящая ту или иную область фактов зрения. Затем на основе этой модели чисто дедуктивным путем определяются предсказываемые зрительные реакции, которые сравниваются с фактическими реакциями глаза. Модель считается заслуживающей внимания, если хотя бы некоторые из предсказаний, полученных на ее основе, совпадают с фактическими реакциями органа зрения. После этого решается задача построения такой новой модели, которая была бы в логическом отношении равносильна следствиям из прежней модели, которые оправдали себя на опыте. Новая модель отличается от первоначальной тем, что в ней устранены детали, справедливость которых не удалось подтвердить на опыте. В тех случаях, когда такая задача решена, мы получаем модель, логически вытекающую из надежно установленных экспериментальных законов, принимаемых в качестве аксиом. Степень достоверности такой модели определяется лишь надежностью установления соответствующих экспериментальных законов.

Полное осуществление изложенной программы означало бы получение достоверной и исчерпывающей информации об операторе человеческого зрения $B(x, y, t) = F[E_\lambda(x, y, t)]$.

МОДЕЛИРОВАНИЕ СТАТИКИ АДАПТАЦИИ СЛУХА И ЗРЕНИЯ

*Ю. П. Шабанов-Кушнаренко, Г. Ф. Дюбко,
Е. П. Путятин, М. Ф. Бондаренко*

Харьковский институт радиоэлектроники

Известно, что слух человека обладает свойствами адаптации. Так, после длительного воздействия на орган слуха громких звуков снижается его чувствительность к слабым звукам, однако с течением времени эта чувствительность постепенно восстанавливается. С другой стороны, после пребывания в тишине в продолжение некоторого времени звуки кажутся более громкими, чем обычно. Эти и другие подобные факты свидетельствуют о том, что в органе слуха действует какая-то система регулирования громкости звука, по характеру функционирования подобная системам автоматического регулирования, применяемым в технике. Однако до настоящего времени почти ничего не известно о законах преобразования информации, лежащих в основе работы механизма адаптации слуха. Аналогичными адаптационными свойствами обладает также орган зрения человека.

В настоящей работе предлагается математическая модель адаптационного преобразования сигналов в органе слуха и исследуются ее статические реакции, которые сравниваются с фактическими слуховыми реакциями. Эта же модель проверяется и в экспериментах со зрением.

Модель формулируется в виде следующей системы уравнений:

$$X = a \lg bJ; \quad (1)$$

$$m \frac{dY}{dt} + Y = kX; \quad (2)$$

$$G = X - Y, \quad (3)$$

где $I = I(t)$ — изменяющаяся во времени интенсивность звука постоянного спектрального состава; $G = G(t)$ — субъективно воспринимаемая наблюдателем громкость звука; $X = X(t)$ и $Y = Y(t)$ — некоторые промежуточные сигналы преобразования; a, b, m, k — некоторые константы преобразования, t — время.

Согласно модели, блок 1 осуществляет логарифмирование интенсивности звука; блок 2 усредняет полученное значение логарифма интенсивности звука X за период времени, определяемый величиной постоянной адаптации m , и умножает его на постоянную статистики адаптации k , в результате чего получаем сигнал Y . Блок 3 осуществляет адаптационное смещение уровня передаваемого сигнала X на величину Y , характеризующую состояние адаптации органа слуха.

Подадим на вход модели ступенчатый сигнал

$$J(t) = \begin{cases} J_1 & \text{при } t < 0, \\ J_2 & \text{при } t \geq 0. \end{cases} \quad (4)$$

Этот сигнал соответствует скачкообразному изменению интенсивности звука с некоторого постоянного значения J_1 на другое постоянное значение J_2 .

Нас будут интересовать следующие вопросы: какое значение будет иметь выходной сигнал G , т. е. громкость звука 1) непосредственно перед моментом скачкообразного изменения интенсивности звука, т. е. при $t = -0$; 2) сразу же после момента скачка интенсивности звука, т. е. при $t = +0$; 3) при установившемся режиме работы модели после момента изменения интенсивности звука, т. е. при $t = \infty$.

Решение поставленных вопросов не требует исследования переходных режимов работы модели, т. е. ее динамических реакций. Поэтому перечисленные выше реакции модели адаптации слуха мы будем именовать статическими.

Определим значение сигналов модели $X = X_1$, $G = G_1$, $Y = Y_1$ при $t = -0$, т. е. в момент времени непосредственно перед скачкообразным изменением интенсивности звука.

Согласно формуле (1) с учетом (4) имеем

$$X_1 = a \lg bJ_1. \quad (5)$$

Поскольку до момента изменения интенсивности звука сигнал X_1 сохранял постоянное значение неограниченно долго, блок 2 модели при $t < 0$ работает в установившемся режиме. Следовательно,

$$\frac{dY}{dt} = 0,$$

и поэтому

$$Y_1 = kX_1 = ka \lg bJ_1. \quad (6)$$

Громкость звука G_1 согласно (3) равна

$$G_1 = X_1 - Y_1 = (1 - k)a \lg bJ_1. \quad (7)$$

Аналогично этому найдем значения сигналов модели $X = X_2$, $Y = Y_2$, $G = G_2$ при $t = \infty$, т. е. при неограниченно долгом воздействии на модель интенсивности звука J_2 :

$$X_2 = a \lg bJ_2; \quad (8)$$

$$Y_2 = ka \lg bJ_2; \quad (9)$$

$$G_2 = (1 - k)a \lg bJ_2. \quad (10)$$

Наконец, определим значения сигналов модели $X = X_3$, $Y = Y_3$, $G = G_3$ при $t = +0$, т. е. сразу же после скачкообразного изменения интенсивности звука.

Сигнал X_3 согласно (3) и (4) равен

$$X_3 = a \lg bJ_2. \quad (11)$$

В силу инерционности блока 2 его выходной сигнал непрерывен, поэтому

$$Y_3 = Y_1 = ka \lg bJ_1. \quad (12)$$

Громкость звука G_3 в момент $t = +0$ согласно (3) равна

$$G_3 = X_3 - Y_3 = a \lg bJ_2 - ka \lg bJ_1. \quad (13)$$

Уровень громкости G_3 можно было бы получить на выходе модели и другим путем, подавая неограниченно долго на ее вход интенсивность звука J_3 , связанную с громкостью G_3 следующей зависимостью:

$$G_3 = (1 - k)a \lg bJ_3. \quad (14)$$

Приравнивая правые части формул (13) и (14), получим зависимость, связывающую между собой интенсивность звука J_1, J_2, J_3 :

$$J_2 \leftarrow J_1^k J_3^{1-k}. \quad (15)$$

Зависимость (15) допускает экспериментальную проверку.

Идея опыта состоит в следующем. На одно ухо испытуемого длительно подается интенсивность звука J_1 , которая в некоторый момент времени сменяется интенсивностью J_2 . На второе ухо длительно действует звук, интенсивность J_3 которого подбирается с таким расчетом, чтобы в первый момент действия интенсивности J_2 громкости обоих звуков оценивались испытуемым как одинаковые.

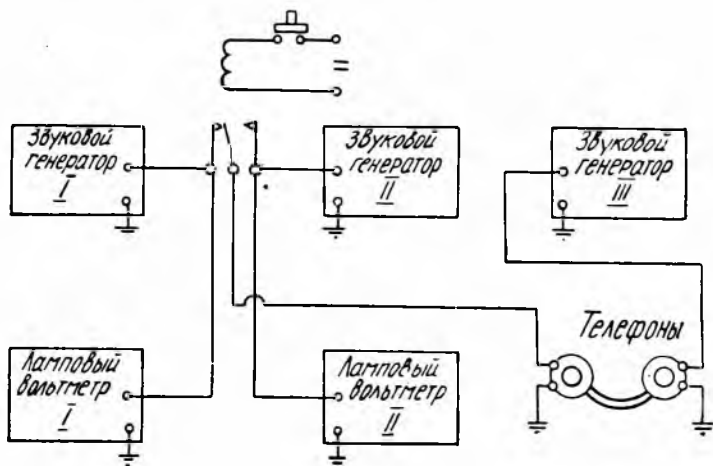


Рис. 1

Известно, что каждое ухо адаптируется к воспринимаемому звуку независимо от другого уха*. Это обстоятельство позволяет считать, что в данной ситуации мы имеем дело с двумя независимыми и одинаковыми аппаратами адаптации слуха. Равенство или неравенство выходных сигналов этих аппаратов отмечается сознанием испытуемого.

Если модель адаптации слуха верна, то в опыте интенсивности звука J_1, J_2, J_3 должны быть связаны между собой зависимостью (15).

Эксперименты выполнялись на установке, схематически изображенной на рис. 1.

В качестве входных сигналов, поступающих в орган слуха испытуемого, использовались гармонические колебания воздуха с частотой 500 гц. Эти колебания возбуждались телефонами типа «Октава», к которым подводилось синусоидально изменяющееся напряжение, формируемое с помощью генератора звуковой частоты ЗГ-10. Всего используются три генератора. Амплитуда колебаний, возбуждаемых каждым из них, может регулироваться независимо от остальных.

Во время проведения опытов напряжение, подводимое к телефонам, изменялось от 50 до 1300 мв. Этому напряжению соответствует диапазон изменения звукового давления непосредственно на выходе телефона $2 \cdot 10^{-3} - 6 \cdot 10^{-2}$ бар. Напряжения, подводимые к телефонам, измерялись

* С. Н. Ржевкин. Слух и речь в свете современных физических исследований, ОНТИ НКТП СССР, М., 1936.

с помощью двух ламповых вольтметров. Погрешность измерения не превышала 1 мв.

В пределах использованных уровней напряжения телефоны имеют линейную характеристику, следовательно, звуковое давление, создаваемое телефоном, пропорционально амплитуде электрических колебаний. Это дает нам основание характеризовать интенсивность звука амплитудой электрических колебаний, подводимых к телефону, измеряя ее в милливольтках.

Во время проведения опыта на одно (левое) ухо испытуемого длительно подавался звук интенсивности J_1 , а на другое — звук интенсивности J_3 . Длительность действия сигналов была выбрана равной 60 сек, что достаточно для полной адаптации обоих слуховых аппаратов испытуемого. Как показали специальные дополнительные опыты, увеличение длительности действия сигналов J_1 и J_3 до 100 сек и более практически не влияет на результаты эксперимента. Сигналы J_1 и J_3 создавались соответственно первым и третьим звуковыми генераторами. Амплитуда J_1 сигнала, поступающего в левое ухо, измерялась первым ламповым вольтметром.

Первоначально амплитуда J_3 сигнала, поступающего в правое ухо, измерялась третьим ламповым вольтметром, не показанным на рис. 1. Однако это оказалось методически неправильным. Дело в том, что левый и правый телефоны обладают хотя и близкими, но все же не вполне одинаковыми передаточными коэффициентами, вследствие чего испытуемый улавливает различие звуков по громкости при одинаковых значениях электрических амплитуд. В связи с этим пришлось отказаться от непосредственного измерения уровня сигнала J_3 . Уровень сигнала, поступающего в правое ухо, дозировался теперь следующим образом: сначала на этот уровень по первому вольтметру регулировался сигнал для левого уха, а затем регулировался уровень сигнала для правого уха, до получения испытуемым одинаковых слуховых ощущений от обоих ушей. При этом роль нуль-прибора выполнял сам испытуемый. Ошибка такого рода установок невелика и лежит в пределах 2÷3%.

Возможным фактором, искажающим результаты описанных выше субъективных выравниваний громкости сигналов, могла послужить неодинаковая чувствительность ушей испытуемого. В связи с этим был проведен специальный дополнительный опыт, в котором телефоны менялись местами. Несмотря на такую замену, установки на равенство, делаемые испытуемым, оставались практически одинаковыми.

По истечении 60 сек уровень сигнала, поступающего в левое ухо скачкообразно менялся со значения J_1 на значение J_2 . Сигнал J_3 оставался неизменным. Скачкообразное изменение сигнала осуществлялось с помощью реле, срабатывающего от кнопки, нажимаемой испытуемым. Реле переключает левый телефон с генератора II на генератор III, предварительно настроенный на уровень J_2 . Через 2 сек после переключения подача звука в правое ухо прекращалась. В течение этого времени испытуемый сравнивает громкости звуков J_2 и J_3 и в случае их неодинаковости соответствующим образом регулирует уровень сигнала J_2 для следующей пробы. Испытуемый имел доступ к ручке регулятора уровня сигнала J_2 , однако показаний вольтметра не видел.

Испытуемый пользовался следующей методикой отыскания установок сигналов на равенство по слышимой громкости. Сначала он отыскивал такие два положения ручки, когда при одном из них звук слышался явно более громким в левом ухе, а при другом — более громким в правом ухе. Затем испытуемый постепенно сужал интервал изменения сигнала J_2 , пока, наконец, находил положение ручки регулятора, соответ-

вующее середине зоны нечувствительности. Находясь в пределах зоны нечувствительности, испытуемый отмечает потерю направления звучания (слева или справа); ему кажется, что источник звука находится не извне, а непосредственно в голове.

Подобная серия опытов по установке громкости на слышимое равенство повторялась по шесть раз для каждой пары значений сигналов J_1 и J_3 . Разброс получаемых значений интенсивности звука J_2 , как правило, не выходил за пределы 10%, а зачастую находился в пределах 5% от уровня J_2 . В приводимых ниже таблицах указывается среднее значение J_2 из шести измерений. Все опыты проводились на одном испытуемом.

Найденные значения интенсивности звука J_2 для различных пар сигналов J_1 и J_3 даны в милливольтках в табл. 1.

Таблица 1

$J_1, мВ$ $J_3, мВ$	50	100	200	300	400	500	600	700	800	900	1000	1100	1200	1300
50	50	77	115	143	190	227	263	282	300	330	350	—	—	—
100	75	100	150	193	242	287	338	378	420	450	483	—	—	—
200	88	127	200	255	335	377	440	477	538	573	613	675	705	745
300	99	132	222	300	358	435	484	547	587	650	714	747	785	—
500	100	150	267	343	422	500	551	621	690	752	812	870	972	—
800	120	180	294	380	480	575	663	722	800	861	—	—	1052	—

Из формулы (15) вытекает следующее равенство для определения постоянной статистики адаптации k человеческого слуха:

$$k = \frac{\lg \frac{J_2}{J_3}}{\lg \frac{J_1}{J_3}}. \quad (16)$$

По этой формуле подсчитаны значения k для каждого опыта, приведенного в табл. 1. Результаты вычислений представлены в табл. 2. Среднее значение k , вычисленное для всех значений табл. 2, равно 0,68; среднее отклонение $\Delta k = 0,04$, т. е. составляет всего 6%.

Таблица 2

$J_1, мВ$ $J_3, мВ$	50	100	200	300	400	500	600	700	800	900	1000	1100	1200
50	—	0,62	0,60	0,59	0,64	0,66	0,67	0,65	0,65	0,65	0,65	—	—
100	0,41	—	0,58	0,61	0,64	0,66	0,68	0,68	0,69	0,69	0,68	—	—
200	0,59	0,66	—	0,60	0,74	0,69	0,72	0,70	0,72	0,70	0,70	0,72	0,71
300	0,62	0,75	0,74	—	0,62	0,73	0,69	0,71	0,68	0,70	0,74	0,70	—
500	0,70	0,75	0,68	0,73	0,75	—	0,54	0,65	0,69	0,70	0,67	0,71	0,71
800	0,68	0,72	0,72	0,76	0,74	0,71	0,65	0,76	—	0,71	—	—	0,67

На рис. 2 представлены экспериментальные кривые, построенные по данным табл. 1. Теоретические кривые, вычисленные при $k = 0,68$ по формуле (15), построены на рис. 3. Сравнение теоретических и экспериментальных кривых указывает на хорошее качественное согласование теории с опытом: теоретические кривые имеют такой же характер, как и экспериментальные. Имеет место также хорошее количественное согласование расчета с опытом: верхние пять теоретических кривых практически точно ложатся на экспериментальные точки. Исключение составляет нижняя теоретическая кривая (для $J_3 = 50 мВ$), которая проходит заметно выше экспериментальных точек. Наиболее велико это различие в зоне больших значений J_1 , где оно достигает 50 мВ. Мы не

склоны видеть в этом различии указание на несогласование теории с опытом. Скорее всего здесь действует источник каких-то неустранимых систематических ошибок, возможно, сказывается эффект костной проводимости звука.

Для полной завершенности исследований необходимо было также

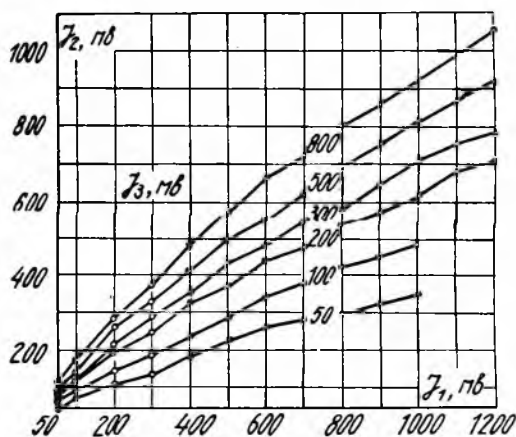


Рис. 2

выяснить, что покажет эксперимент при другой частоте звучания. С этой целью был поставлен опыт при частоте звуковых колебаний 800 гц. Уровень сигнала J_3 был выбран равным 100 мв. Эксперименты проводились на той же установке по описанной выше методике. Полученная в опыте зависимость сигнала J_2 от J_1 дана в табл. 3. В третьей строке таблицы также помещены вычисленные по формуле (16) значения константы k . Как видим, коэффициент k почти в точности сохраняет постоянное значение, которое весьма близко к найденному ранее значению 0,68.

Постоянство значений величины k для звуков различной частоты означает, что уровень адаптации слуха не влияет на соотношение субъективной громкости отдельных компонентов в сложном звуке. Очевидно, что отсутствие такого свойства слуха существенно затруднило бы распознавание сложных звуков, в том числе и звуков человеческой речи.

Формулу (15) можно проверить также в экспериментах со зрением человека. Применительно к зрению эту формулу запишем в виде

$$U_2 = U_1^{k_a} U_0^{1-k_a}, \quad (17)$$

где U_0 — яркость поля сравнения;

U_1 — яркость поля при $t < 0$,

U_2 — яркость поля при $t \geq 0$, k_a — константа модели адаптации зрени

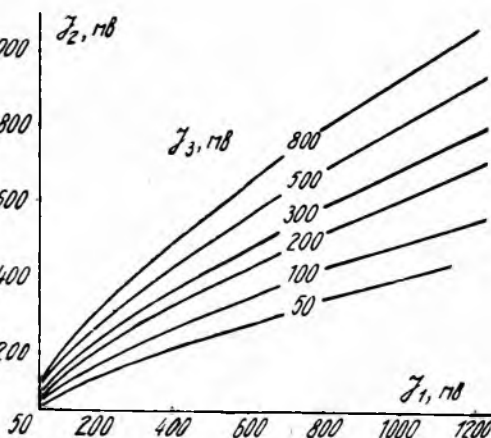


Рис. 3

Эксперименты осуществлялись с помощью диска Максвелла (ветушки), на котором устанавливались три пары кружков с прорезьями. В каждой паре один из кружков имеет белую поверхность с коэффициентом отражения 83% (бумага ватман), другой кружок имеет черную поверхность с коэффициентом отражения 0,25% (черный бархат). Значения коэффициентов отражения белой и черной поверхностей кружков были определены на калориметре КНО-3 в лаборатории цветовых измерений Всесоюзного научно-исследовательского светотехнического института, руководимой канд. техн. наук Д. А. Шкловером.

На диске вертушки формируются два поля различной яркости (рис. 4). Внешнее поле постоянно имеет яркость, внутреннее поле первоначально имеет яркость U_1 (рис. 4, а); затем происходит скачкообразное изменение яркости внутреннего поля до уровня U_2 (рис. 4, б). Смена яркости внутреннего поля достигалась тем, что в определенный момент времени пара кружков, формирующих яркость U_1 снималась и под ней обнаружилась другая пара кружков, дающих яркость U_2 .

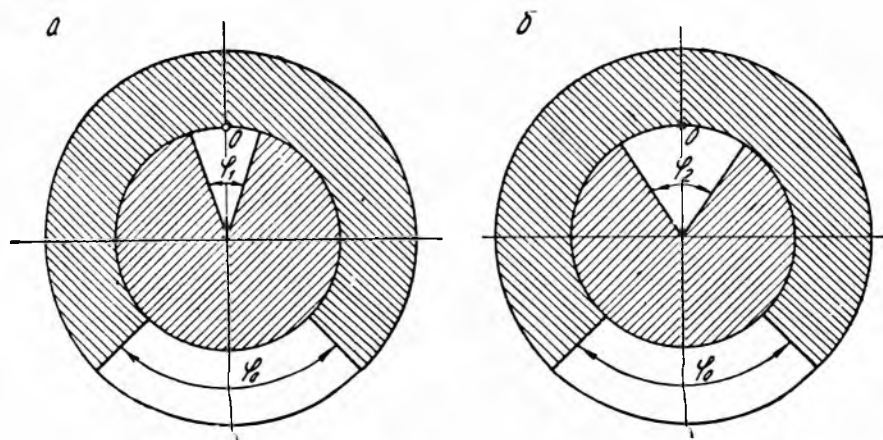


Рис. 4

Таблица 3

$I_1, мв$	200	300	400	500	600	700	800	900	1000
$I_2, мв$	165	213	255	297	317	385	400	450	500
k	0,73	0,69	0,68	0,68	0,65	0,69	0,67	0,69	0,70

Диск вращается со скоростью около 50 об/сек. При этой скорости мелькания яркости сливаются при любом угле раствора кружков и наблюдатель видит поля неизменной во времени яркости. Регулируя углы раствора белых кружков $\varphi_0, \varphi_1, \varphi_2$, вставленных своими прорезями в прорези черных кружков, можно достичь плавной и точной регулировки яркости полей. Углы $\varphi_0, \varphi_1, \varphi_2$ измерялись в делениях; одно деление соответствует $1/128$ части полной окружности.

Согласно закону Тальбота, яркость поля U , образовавшуюся в результате слияния мельканий, можно вычислить по формуле

$$U = \frac{\varphi U_6 + (128 - \varphi) U_ч}{128}, \quad (18)$$

где U_6 и $U_ч$ — яркость белого и черного кружков, φ — угол раствора белого кружка в делениях.

Яркость черного поля $U_ч$ очень мала по сравнению с яркостью белого поля, поэтому в формуле (18) без ущерба для точности ее можно приближенно принять равной нулю.

Сделав то, мы можем вычислить яркости $U_0, U_1, U_ч$ полей вертушки по формулам

$$U_0 = \frac{U_6}{128} \varphi_0; \quad U_1 = \frac{U_6}{128} \varphi_1; \quad U_ч = \frac{U_6}{128} \varphi_ч. \quad (19)$$

Во время опытов наблюдение велось с расстояния 20 см. Диаметр внешнего поля равен 200 мм, внутреннего — 120 мм. Опыты проводились при освещенности 130 лк. Диск освещался стандартной лампой накаливания с вольфрамовой нитью напряжением 220 в, мощностью 150 вт с расстояния 3 м под углом 45°.

Подставляя (19) в (17), получим

$$\varphi_2 = \varphi_1^{k_a} \varphi_0^{1-k_a}. \quad (20)$$

Если модель адаптации зрения верна, то углы раствора дисков, полученные в опытах, должны быть связаны зависимостью (20).

Опыты выполнялись следующим образом. На полях вертушки задавались некоторые углы раствора φ_0 и φ_1 . Затем наблюдатель в течение 100 сек фиксировал точку O на границе между двумя полями. При этом одна часть поля зрения практически полностью адаптировалась к яркости U_0 , а другая — к яркости U_1 . После этого пара внутренних кружков снималась и под ней открывалось третье поле, образованное парой кружков с углом раствора белого кружка φ_2 . Яркость U_2 регулировалась путем изменения угла φ_2 с таким расчетом, чтобы оба поля в первый момент времени после смены уровня яркости выглядели одинаковыми по светлоте.

Во время постановки опытов особое внимание пришлось уделить точному центрированию малых кружков, так как в противном случае на границе между сравниваемыми полосами образуется узкая полоса резко отличающаяся по светлоте, существенно снижающая точности фотометрирования.

В ходе опытов выяснялся вопрос о том, какие размеры полей следует выбрать, чтобы избежать влияния явлений контраста. С этой целью предварительно была проведена серия опытов при фиксированном значении яркостей U_0 и U_1 полей, но с изменением радиусов кружков. Выяснено, что при диаметре кружков соответственно 100 и 60 мм и меньше результаты фотометрирования начинают заметно изменяться. При вариации диаметра кружков вне указанных границ результаты опытов остаются практически стабильными. Отсутствие влияния явлений контраста на результаты опытов проверялось также бинокулярным фотометрированием. Для этого один глаз с помощью бинокля адаптировался к внешнему полю вертушки, а другой — к внутреннему. В этом случае контраст принципиально не может повлиять, так как каждому глазу предъявляется однородная картина. Опыты показали, что установившиеся значения яркостей U_0 и U_1 не зависят от диаметра кружков, хотя их точность значительно ниже.

Специальные опыты пришлось также выполнить с целью выяснения вопроса о том, какое время адаптации выбрать, чтобы практически достичь установившегося режима работы глаза. Для этого выборочно проводились опыты при различном времени адаптации. Установлено, что при длительности адаптации до 50 ÷ 60 сек фотометрические установки существенно зависят от времени адаптации. При длительности адаптации 100 и более секунд получаемые установки практически остаются стабильными (в пределах точности эксперимента).

Далее исследовалось влияние уровня освещения на характер фотометрических установок. Как следует из формулы (17), при пропорциональном изменении яркостей U_0 и U_1 , например в μ раз, в то же число раз изменится и яркость U_2 :

$$\mu U_2 = (\mu U_1)^{k_a} \mu U_0^{1-k_a}. \quad (21)$$

Это означает, что перепад уровня освещения не влияет на исход опыта светлотное равенство полей не должно нарушаться. Действительно

изменение освещенности диска в широких пределах (от 10 до 1000 нит), не привело даже к малейшему сдвигу в установке угла φ_2 , обеспечивающей светлотное равенство полей сравнения.

Опыты проводились на одном наблюдателе и повторялись многократно (не менее 10 раз) в течение месяца в различное время суток. Повторяемость исхода опытов хорошая, разброс результатов (если исключить явные промахи), как правило, не превышает $3 \div 4$ делений. Если же опыты выполняются один за другим при одинаковых установках углов φ_0 и φ_1 , то разброс в установке угла φ_2 , как правило, не выходит за пределы одного деления.

В табл. 4 в каждой ячейке над диагональной чертой приведены средние значения угла φ_2 , полученные в опыте для различных значений углов φ_0 и φ_1 . Значения углов даны в делениях шкалы. Разброс результатов в замерах, представленных в таблице выше жирной линии, как правило, не выходил за пределы $1 \div 2$ делений шкалы; в замерах ниже той линии разброс достигал $3 \div 6$ делений.

Таблица 4

$\varphi_1 \backslash \varphi_0$	2	4	8	16	32	64	96	128
2	2 2	3 3	4 4	6 6	8 8	10 11	13 14	15 16
4	3 3	4 4	6 6	8 8	11 11	16 16	19 20	22 23
8	5 4	7 6	8 8	11 11	16 16	22 23	28 28	32 32
16	8 6	9 8	11 11	16 16	23 23	32 32	40 39	45 45
32	10 8	12 11	17 16	23 23	32 32	45 45	55 55	64 64
64	14 11	18 16	25 23	33 32	46 45	64 64	78 78	90 90
96	17 14	22 20	30 28	40 39	55 55	78 78	96 96	111 111
128	18 16	25 23	35 32	47 45	65 64	91 90	111 111	128 128

Под диагональной чертой в ячейках таблицы вычислены теоретические значения угла φ_2 по формуле (20) при значении постоянной статистики адаптации $k_a = 0,50$. В опытах, соответствующих ячейкам таблицы

выше жирной линии, достигалось полное совпадение оттенков полей сравнения. В опытах, соответствующих ячейкам под жирной линией, оттенки можно было выравнивать лишь по светлоте, так как поле, имеющее яркость B_2 , приобретало легкий зеленоватый оттенок. На диаграм-

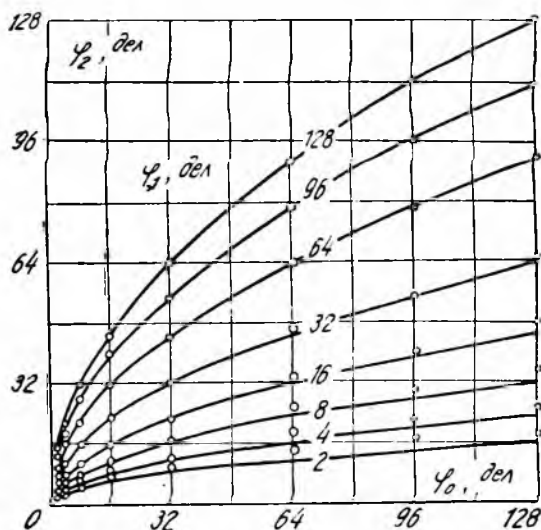


Рис. 5

ме рис. 5 кружками показаны экспериментальные данные; на них наложены теоретические кривые. Расхождения между теорией и экспериментом не выходят за пределы ошибок опыта. Замена белых кружков цветными (красным, зеленым и желтым) не внесла существенных изменений в результаты опыта.

ИССЛЕДОВАНИЕ ПОДПОРОГОВЫХ ЯВЛЕНИЙ В ВОЗБУДИМЫХ ЭЛЕМЕНТАХ НА АНАЛОГОВОЙ МОДЕЛИ

Ю. П. Бугай, В. Г. Червов, Ю. И. Нефедов

Харьковский институт радиоэлектроники

Развитие микроэлектродной техники сделало доступным прямое исследование отдельных нервных и мышечных элементов в условиях, близких к нормальным, без существенного нарушения особенностей их функционирования. Для выяснения структуры и законов поведения возбудимых элементов, как и при изучении других динамических систем, могут быть использованы специальные виды возмущения, ответные реакции на которые позволяют судить о важнейших свойствах этих элементов.

В электрофизиологических исследованиях нервных и мышечных тканей в качестве раздражающих стимулов используются электрические импульсы самой разнообразной формы. Тщательное изучение реакций на эти стимулы при известных исходных условиях может дать полную характеристику исследуемых объектов. Из теории автоматического регулирования известно, что для раскрытия закона поведения линейной системы достаточно знать начальные условия и реакцию системы на произвольный заданный входной сигнал. Если при этом с достаточной точностью удастся аналитическая аппроксимация реакции системы, то задача отыскания функциональной структуры системы практически решена.

Рассматриваемая в настоящей работе модель построена на базе непосредственного анализа переходных процессов при подпороговых реакциях в нервных и мышечных тканях. Сведения об этих процессах содержатся в ряде работ последних лет [2, 3, 5].

Основные электрофизиологические предпосылки, используемые при построении модели, и результаты аналитического исследования рассмотрены в работе [1].

Особенностью модели является ее приемлемость только для описания эффектов, возникающих при электрическом раздражении через внутренний микроэлектрод, так как использование внешних электродов, моносинаптическое и полисинаптическое раздражение требует дополнительного учета новых эффектов, которые в настоящей модели не рассматриваются и составляют предмет отдельных исследований. Однако в случае естественного моносинаптического, полисинаптического и антидромного раздражения, а также при искусственном раздражении с помощью внешнего микроэлектрода, часто выполняются условия, близкие к условиям внутриэлектродного раздражения, что делает используемую модель пригодной для описания более широкого класса явлений в различных условиях возбуждения.

В настоящей работе описаны реакции системы, используем в качестве модели, на импульсы различной формы. Как будет показано ниже, уже при подпороговых явлениях различные по функциональному назначению возбудимые элементы могут резко отличаться способностью к аккомодации и адаптации, что существенно определяет характер следовых поляризационных и пороговых реакций этих элементов и склонность к преимущественному суммированию деполяризации и гиперполяризации для различных частот при ритмическом раздражении.

Структурная схема модели

На рис. 1 приведены функциональная и структурная схемы модели реализующей систему с передаточной функцией.

$$W(p) = \frac{k(1 + T_2 p)}{(1 + T_3 p)(1 + T_4 p)},$$

где k — статический коэффициент усиления системы;
 T_2, T_3, T_4 — постоянные времени системы.

Указанная реализация модели в виде инерционного усилителя, охваченного инерционной жесткой отрицательной обратной связью, являе-

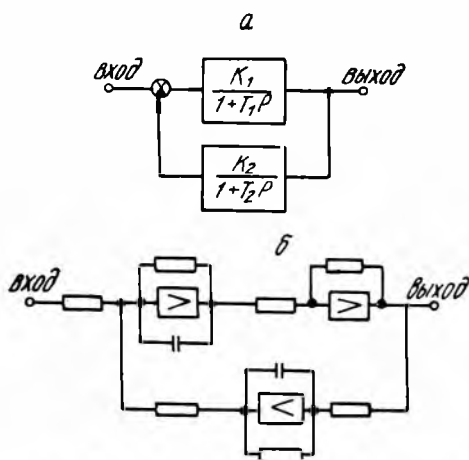


Рис. 1. Функциональная (а) и структурная (б) схемы модели подпороговых явлений в возбудимых элементах

конечно, лишь одной из возможных реализаций передаточной функции (1) и даже не самой экономичной с точки зрения количества использованных операционных усилителей (см., например, более компактную реализацию подпороговой модели в работе [4]), однако она представляется нам более «физиологичной и удобна для перестройки параметров модели. Что касается экономичной реализации передаточной функции (1), то нами построена и исследована соответствующая модель на одном транзисторе, которая рассмотрена во второй части настоящей работы.

Необходимо отметить, что обобщенный характер модели имитирующей подпороговые

состояния различных возбудимых элементов, таких, как соматические нервные окончания, отдельные нервные волокна и мышь делает целесообразным фиксирование внимания на конкретных значениях параметров системы, так как, например, для различных мышц постоянные времени переходных процессов могут отличаться в два—три порядка. В связи с этим при описании характеристик модели применительно к различным нервным элементам сохранены лишь основные соотношения для постоянных времени и коэффициентов усиления, свойственные тем или иным нервным и мышечным элементам. В случае необходимости модель может быть точно настроена на конкретный элемент с целью получения соответствующих количественных результатов.

Явления адаптации при подпороговых процессах

Для нервных элементов адаптации — это ответная реакция на постоянно действующий раздражитель, направленная на компенсацию этого раздражителя в более или менее выраженной степени для различных возбудимых элементов. Адаптация — активный процесс, длящийся в течение всего времени действия раздражителя.

Если постоянный раздражитель после окончания переходного процесса, приводящего к более или менее полной адаптации, будет выключен скачком, то в нервных элементах наблюдаются процессы типа посткатодической депрессии или постанодической отдачи. Различные эффекты включения и выключения возбуждающих и тормозящих раздражителей настолько распространены в нервной системе, что их систематическое рассмотрение, особенно наглядное в рамках рассматриваемой модели, становится очень важным.

На осциллограммах (см. рис. 2, б, в, г) показаны реакции модели на скачкообразное включение и выключение постоянного входного сигнала. Основное отличие этих реакций — в установившемся уровне выходного сигнала на включение после окончания переходного процесса. В модели различная степень компенсации входного возмущения осуществляется регулировкой статического коэффициента усиления в цепи отрицательной обратной связи.

Рассмотрим некоторые особенности реакций на включение и выключение прямоугольных импульсов различной полярности и сопоставим их с известными электрофизиологическими данными.

В начальной фазе реакции на скачок имеет место запаздывание, постоянная времени которого определяется параметрами прямой цепи структурной схемы модели (см. рис. 1, б). Затем реакция достигает наибольшего значения либо асимптотически, либо в виде максимума (см. рис. 2, б, в, г). И, наконец, более или менее быстро устанавливается равновесное состояние (в приведенном случае без дополнительных колебаний). При другой настройке системы ее реакция может иметь вид затухающих колебаний вокруг положения равновесия. Колебательный характер следовой поляризации и возбудимости наблюдается, например, в клетках Беца коры головного мозга [5].

Реакция на выключение развивается следующим образом. Для настройки системы, при которой наибольшее значение «поляризационной» реакции достигается асимптотически (см. рис. 2, г), возврат в исходное состояние происходит по экспоненте с постоянной времени прямой цепи системы, что для нервных элементов соответствует влиянию постоянной времени мембраны на характер подпорогового переходного процесса; для настройки системы с максимумом реакции (см. рис. 2, б, в) вначале происходит инерционный переброс за положение равновесия

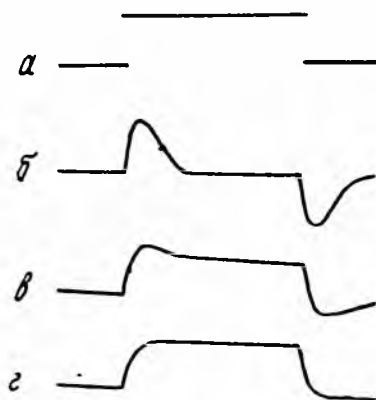


Рис. 2. Осциллограммы реакций модели на возмущение в виде прямоугольного импульса:

а — осциллограмма входного импульса, б — осциллограмма выходного сигнала модели при сильной компенсации постоянного входного возмущения; в — то же, что и на осциллограмме; г — при частичной компенсации входного возмущения; г — то же, что и на осциллограммах б и в при отсутствии компенсации

с постоянной времени, близкой к постоянной времени прямой цепи а затем — возврат к исходному состоянию равновесия, время которого определяется параметрами цепи отрицательной обратной связи для модели и постоянной времени адаптации для возбудимых элементов.

Как показано в работе [1], время достижения реакцией наибольшего значения соответствует полезному времени возбудимых элементов, независимо от того, достигается ли при этом критический уровень поляризации или нет. В частном случае при величине амплитуды входного сигнала (скачка), равной реобазе, реакция деполяризации в максимуме в точности достигает критического уровня деполяризации. При наличии скачкообразного гиперполяризующего раздражителя для очень больших амплитуд процессы развиваются аналогично; возбуждение возможно только в момент выключения и только для элементов имеющих максимум реакции на включение.

Способность модели компенсировать в различной степени действие постоянного возмущения, естественно, может быть сопоставлена со способностью возбудимых элементов к адаптации. Более полная и быстрая компенсация в модели (см., например, рис. 2, б) соответствует элементам с сильно выраженной способностью к адаптации — например, мотонейроны или мотонейроны (см. рис. 2, в).

Асимптотическое достижение наибольшего уровня поляризации в ответ на скачок раздражителя свойственно многим мышечным элементам. Соответственно чем большей способностью к адаптации обладает возбудимый элемент, тем в большей мере для него проявляется, например, посткатодическое торможение (реакция на выключение деполяризующего тока) и эффект постановдической отдачи (реакция в виде возбуждения или облегчения возбуждения в ответ на выключение тормозящего гиперполяризующего тока).

Эти выводы, вероятно, в значительной степени пригодны и для описания многих надпороговых явлений, в которых, помимо специфических эффектов, неизменно проявляются процессы адаптации и соответствующие эффекты включения и выключения.

Явления аккомодации при подпороговых процессах

Свойство аккомодации возбудимых элементов тоже непосредственно связано с наличием компенсационного механизма, рассмотренного выше, который по-иному проявляется и развивается на фоне изменяющегося во времени раздражителя, однако природа его остается той же, что и при постоянном входном возмущении.

Для примера сравним в общем виде реакцию модели на скачок и линейно нарастающий входной сигнал. Изображения Лапласа выходных сигналов модели в ответ на скачок с амплитудой U_0 и на линейно нарастающий входной сигнал с крутизной k_0 при нулевых начальных условиях запишутся так:

$$Y_1(p) = W_0(p) \frac{U_0}{p},$$

$$Y_2(p) = W_0(p) \frac{k_0}{p^2},$$

где $\frac{U_0}{p}$ — изображение скачка; $\frac{k_0}{p^2}$ — изображение линейно нарастающего входного сигнала.

Из свойств преобразований Лапласа следует, что деление изображения функции на p соответствует интегрированию оригинала. Со

ответственно если найти оригинал реакции на скачок и записать его в виде

$$y_1(t) = U_0 k \left(1 + \alpha e^{-\frac{t}{T_2}} - \beta e^{-\frac{t}{T_4}} \right), \quad (4)$$

где α и β — постоянные, связанные с постоянными времени системы T_2, T_3, T_4 , то оригинал реакции на линейно нарастающее возмущение может быть получен непосредственно из соотношения (4) интегрированием в пределах $0 \div t$, где t — время действия импульса с начала возмущения:

$$y_2(t) = k_0 k \int_0^t \left(1 + \alpha e^{-\frac{t}{T_2}} - \beta e^{-\frac{t}{T_4}} \right) dt. \quad (5)$$

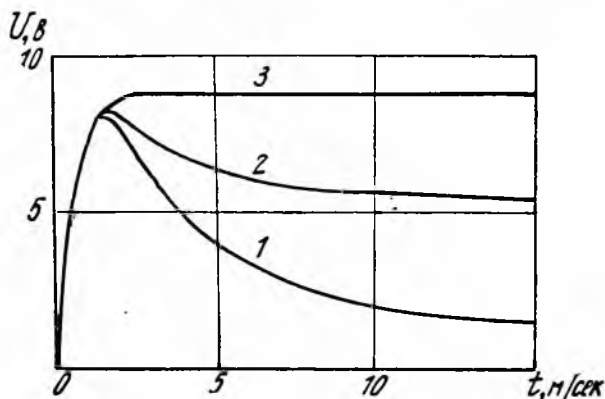


Рис. 3. Реакция модели на линейно нарастающий входной сигнал с различной крутизной нарастания при фиксированной амплитуде сигнала

Здесь k_0 — статический коэффициент усиления системы, k — скорость нарастания входного сигнала. Другими словами, все особенности реакции системы на скачок отражаются в реакции системы на линейно нарастающий входной сигнал, и выражение для последней реакции определяется с точностью до постоянного множителя, зависящего от крутизны нарастания, простым интегрированием при одной и той же длительности сигналов.

Из установленной связи реакций следует, что крутизна линейно нарастающего сигнала, например, при фиксированной его амплитуде, существенно влияет на величину выходного сигнала системы и зависит от того, успеет ли за время действия этого сигнала проявиться компенсационный механизм, ответственный за адаптацию. Соответствующая зависимость получена на модели (рис. 3) при использовании в качестве входных сигналов линейно нарастающих импульсов переменной крутизны и фиксированной амплитуды. Реакция отсчитывалась в конце действия импульса. Как видно из полученных кривых, при малых длительностях импульсов, которые соответствуют их большой крутизне, сказываются инерционные свойства системы и даже очень крутые импульсы становятся не эффективными.

Если длительность импульсов порядка полезного времени системы (время достижения максимума в реакции на скачок), то эффективность импульсов наибольшая. При более длинных импульсах, имеющих достаточно большую энергию, но медленно нарастающих, «раздражители»

становятся снова малоэффективными, о чем свидетельствует спадающий характер кривых на рис. 3 после максимума. Кривые 1 и 2 соответствуют нервным элементам с наиболее выраженной аккомодационной способностью, кривая 3 — нервным элементам, не отличающимся такой способностью. В семействе кривых на рис. 3 при уменьшении критичности входного импульса аккомодационная способность тем выше (уменьшение амплитуды реакции сильнее), чем большей способностью к адаптации (к компенсации постоянного возмущения) обладает соответствующий нервный элемент. Наибольшую аккомодационную способность к адаптации имеют многие проводящие пути и некоторые типотонейронов, наименьшую — мышцы и вставочные нейроны.

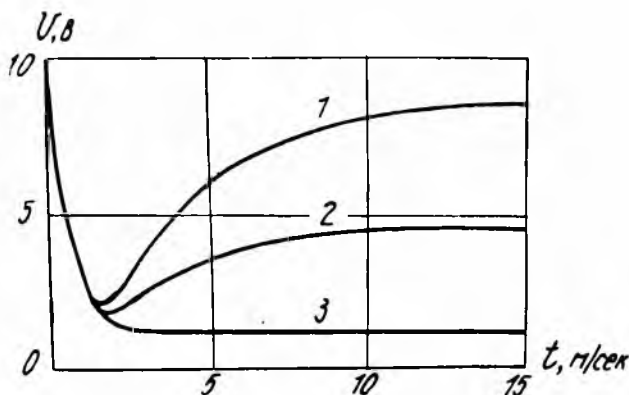


Рис. 4. График зависимости величины порогового потенциала в конце действия линейно нарастающего входного импульса, полученный из графика рис. 3

Если ввести условно критический уровень поляризации для кривых на графиках рис. 3 (например, 10 в), то вычитанием значений реакции из величины критического уровня можно получить зависимость величины порогового потенциала в модели (см. рис. 4), величина которого пропорциональна мгновенному значению порога возбуждения. Как видно, перестроенных для порога кривых, существует оптимальная крутизна раздражающего стимула, при которой возбудимость будет наибольшей. Очень крутой фронт нарастания произвольного импульса и очень пологий оказываются малоэффективными.

Реакция модели на переменные по амплитуде и длительности прямоугольные импульсы

На модели получена зависимость между амплитудой входного прямоугольного импульса и его длительностью, при которой реакция системы достигает определенного критического уровня (см. рис. 3).

Соответствующую физиологическую зависимость (закон «сила — длительность»), широко используют для оценки скорости возникновения возбуждения в различных нервных элементах. Связь между наиболее характерными особенностями реакции модели на скачок и электрофизиологическими параметрами подробно рассмотрена в работе [1]. Кратко характеризуем значимость различных электрофизиологических параметров, исходя из особенностей модели. Параметры реобазы, полез-

время, хронаксия являются достаточными для характеристики скорости возникновения возбуждения. Однако они не отражают способность возбудимых элементов к аккомодации и адаптации, и система электрофизиологических параметров для полной характеристики подпороговых явлений должна быть дополнена такими параметрами, как постоянная времени адаптации и степень адаптации. Постоянная времени адаптации характеризует скорость наступления равновесия, а степень адаптации характеризует величину компенсации постоянного раздражителя в состоянии равновесия. Обе эти характеристики могут быть определены, как показано в работе [1], из полной подпороговой реакции возбудимого элемента на скачок раздражителя и записаны в удобной для практического использования наглядной форме.

Зависимость «сила — длительность» для модели, представленная на рис. 5, находится в полном соответствии с электрофизиологическими данными. Для коротких импульсов эта зависимость является гиперболической, а при действии длинных импульсов имеет место критическая величина амплитуды, аналог реобазы. Точное аналитическое выражение для зависимости «сила — длительность» в модели дано в работе [1].

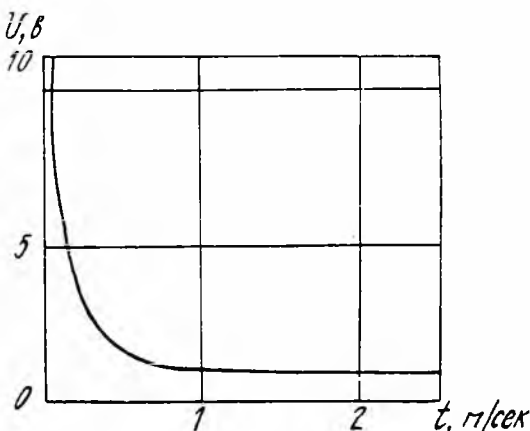


Рис. 5. Зависимость между амплитудой и длительностью входного прямоугольного импульса при фиксированной амплитуде выходного сигнала модели

Процессы суммирования импульсных реакций в модели

В нормальных условиях раздражения нервные элементы подвергаются воздействию коротких импульсов в виде потенциалов действия. В связи с этим представляет интерес исследование на модели реакций на короткие по сравнению со временем переходного процесса импульсы и серии таких импульсов.

На осциллограммах рис. 6 показаны реакции модели на короткий импульс. Наибольшая следовая «гиперполяризация» соответствует элементам с наибольшей способностью к адаптации. Для серии коротких импульсов (см. рис. 7, а, б, в, г) наблюдается в зависимости от их частоты преимущественное суммирование «гиперполяризации» или «деполяризации». Осциллограммы реакций на серию коротких импульсов для адаптирующихся и неадаптирующихся возбудимых элементов представлены соответственно на рис. 7, б и г.

Способность к суммированию тех или иных следовых потенциалов существенно связана с компенсационной способностью (адаптацией и аккомодацией) возбудимых элементов. Мышцы как элементы с наименьшей способностью к аккомодации и адаптации склонны к преимущественному суммированию деполяризации, начиная с некоторых частот стимуляции (см. рис. 7, г). Этот механизм лежит в основе образования тетануса в мышцах, наряду с другими возможными механизмами облегчения возбуждения [3]. Сильно «адаптирующиеся» элементы на больших частотах суммируют гиперполяризацию и соответственно тормозятся

из-за электротонического повышения порога (см. рис. 7, б). При еще больших частотах и в этих элементах может накапливаться следовая деполяризация, преобладающая над гиперполяризацией.

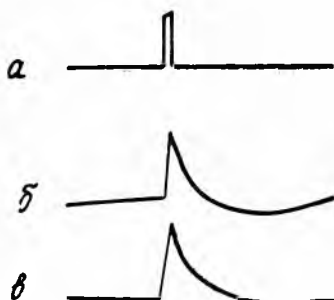


Рис. 6. Реакции модели на действие коротких входных прямоугольных импульсов:

а и *в* — осциллограммы серий входных прямоугольных импульсов; *б* — осциллограмма реакции модели на серию входных прямоугольных импульсов при суммировании «гиперполяризации»

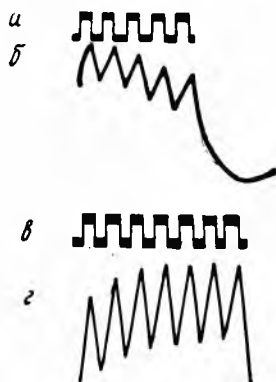


Рис. 7. Зависимость постоянной составляющей выходного сигнала модели при действии на входе прямоугольных импульсов с различной частотой следования

Способность нервных элементов к суммированию следовой поляризации при ритмическом раздражении иллюстрируется на модели зависимостью между установившейся постоянной составляющей напряжения на выходе системы и частотой коротких импульсов на входе ее. Соответ-

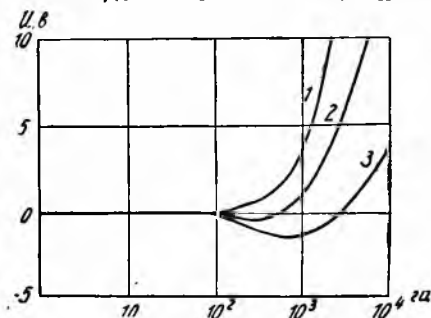


Рис. 8. Зависимость амплитуды реакции модели от частоты синусоидального входного сигнала

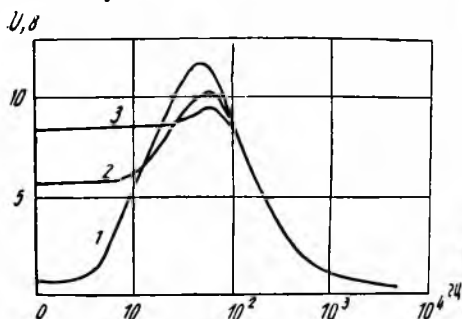


Рис. 9. Амплитудно-частотная характеристика системы при действии на входе синусоидального сигнала

ствующие зависимости для адаптирующихся (кривая 3) и неадаптирующихся элементов (кривая 1) представлены на рис. 8.

Точки на кривых ниже нулевого уровня, соответствующего нормальному уровню поляризации нервных элементов, обозначают накопление гиперполяризации для адаптирующихся элементов и соответственно электротоническое повышение порога возбудимости при сохранении способности к возбуждению. Точки, расположенные выше нулевого уровня, соответствуют накоплению следовой деполяризации.

Из приведенной на рис. 9 амплитудно-частотной характеристики следует, что адаптирующиеся элементы являются полосовыми фильтра-

ми, а неадаптирующиеся — фильтрами низких частот по отношению к синусоидальному входному сигналу. Эти зависимости объясняют неэффективность импульсов, линейно нарастающих во времени и имеющих большую крутизну нарастания.

Транзисторная модель

Создание моделей нервных элементов с целью изучения этих элементов, безусловно очень важно, но наибольший интерес для бионики представляет использование полученных данных для построения нейроподобных систем переработки информации.

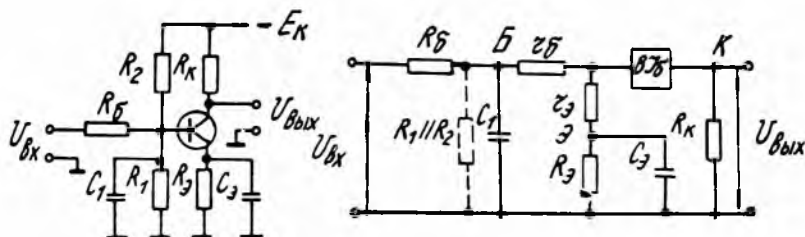


Рис. 10. Принципиальная (а) и эквивалентная (б) схемы транзисторной модели подпороговых явлений

Многие электрофизиологические данные, касающиеся сетчатки глаза, коры головного мозга и других отделов нервной системы, свидетельствуют о том, что в деятельности нервной системы существенное место занимают процессы переработки информации на аналоговом уровне в безимпульсной форме. Можно легко представить себе периодические структуры типа обнаруженных в сетчатке глаза детекторов контура состоящими из аналоговых элементов (такие структуры исследуются нами в настоящее время). В связи с этим представляет интерес простая реализация подпороговой модели возбудимых элементов, позволяющая строить системы из большого числа элементов. Одна из таких реализаций подпороговой модели на одном транзисторе рассматривается ниже.

Введя в схеме усилительного каскада на транзисторе при включении с общим эмиттером цепь инерционной отрицательной обратной связи, можно аналитически показать, что при соответствующем подборе параметров схемы передаточная функция усилительного каскада с инерционным входом или инерционной нагрузкой (например, интегрирующей цепочки) с большой точностью может быть сделана эквивалентной рассмотренной выше передаточной функции модели подпороговых явлений.

На эквивалентной схеме транзисторной модели для малых частот (рис. 10, б) не учтено внутреннее коллекторное сопротивление транзистора r_k , так как конденсаторы C_1 и C_2 выбираются всегда со значительным запасом, который делает нецелесообразным учет r_k . Эквивалентное сопротивление делителя $R_1 \parallel R_2$, показанное пунктиром, вместе с сопротивлением R_6 , включенным параллельно эквивалентному сопротивлению делителя, в дальнейшем обозначается общим сопротивлением $R_{вх}$.

Для эквивалентной схемы справедливы следующие уравнения в операторной форме:

$$\left(\frac{1}{C_1 p} + R_{вх}\right) I_1 = \frac{1}{C_1 p} I_2 = U_{вх}(p),$$

$$-\frac{1}{C_1 p} I_1 + \left(\frac{1}{C_1 p} + r_6 + r_3 + R_3\right) I_2 - r_3 I_3 - R_3 I_4 = 0,$$

$$\begin{aligned}
 -r_3 I_2 + \left(r_3 + R_K + \frac{1}{C_3 p} \right) I_3 - \frac{1}{C_3 p} I_4 &= 0, \\
 -R_3 I_2 - \frac{1}{C_3 p} I_3 + \left(R_3 + \frac{1}{C_3 p} \right) I_4 &= 0, \\
 R_K I_3 - U_{\text{вых}}(p) &= 0.
 \end{aligned}$$

Решив систему уравнений относительно $U_{\text{вых}}(p)$, получим уравнение системы четвертого порядка, однако значительная величина выбранных конденсаторов C_1 и C_3 позволяет пренебречь поправками, вносимыми членами третьего и четвертого порядка. Зная изображение входного и выходного сигнала системы, запишем ее передаточную функцию:

$$W(p) = \frac{P_K L(\tau_{0.с} p + 1)}{Q p^2 + N R + M},$$

где

$\tau_{0.с} = \frac{r_3 R_3}{r_3 + R_3} C_3$ — постоянная времени цепи отрицательной обратной связи, а L, Q, N, M — постоянные, зависящие от параметров системы.

Рассмотренная транзисторная модель обладает всеми особенностями системы с передаточной функцией (1), построенной на операционных усилителях, и не нуждается в дополнительном рассмотрении ее особенностей.

Модель подпороговых явлений, описанная выше, и особенности подпороговых реакций этой модели на возмущения различной формы находится в хорошем соответствии с известными электрофизиологическими данными. Как непосредственно следует из полученных результатов, на модели становится простым и доступным исследование сложных явлений в нервных элементах различного типа, что представляется весьма важным ее свойством.

Процессы аккомодации и адаптации занимают важное место в работе анализаторов нервной системы. Установлено, что процессы аккомодации и адаптации, особенно процессов суммирования являются проявлением одного и того же внутреннего компенсационного механизма нервных элементов, направленного на выделение из всей совокупности поступающих в нервную систему раздражителей наиболее важных и несущих наибольшее количество информации.

В заключение необходимо указать на приближенный характер модели в связи с используемым предположением о линейном характере подпороговых явлений, что справедливо лишь в области небольших интенсивностей подпороговых возмущений. Однако дальнейший учет известного характера нелинейностей при подпороговых процессах позволит расширить рамки применимости модели.

ЛИТЕРАТУРА

1. Ю. П. Бугай, В. Г. Червов. Модель подпороговых явлений в возбуждаемых элементах (статья в настоящем сборнике).
2. Дж. Экклз. Физиология синапсов, Изд-во «Мир», М., 1966.
3. А. И. Шаповалов. Клеточные механизмы синаптической передачи, Изд «Медицина», М., 1966.
4. С. А. Кузнецов, А. И. Наводнюк. Построение аналоговой модели нейрона. Вопросы электрофизиологии нервной системы, Сб. трудов АМН СССР, 19 стр. 101—107.
5. С. А. Кузнецов, А. И. Наводнюк. Электрофизиологические предпосылки к построению искусственных нейронов. Вопросы электрофизиологии нервной системы. Сб. трудов АМН СССР, 1965, стр. 72—100.

МОДЕЛЬ ПОДПороГОВЫХ ЯВЛЕНИЙ В ВОЗБУДИМЫХ ЭЛЕМЕНТАХ

Ю. П. Бугай, В. Г. Червов

Харьковский институт радиоэлектроники

Бионические исследования нервных процессов на клеточном уровне занимают важное место в изучении функциональных и структурных особенностей нервной системы в целом. Характер переработки информации, поступающей в нервную систему из внешней среды, в значительной мере определяется способностью возбудимых элементов к аккомодации и адаптации. Эта способность проявляется в наибольшей чувствительности анализаторов нервной системы к изменениям, происходящим во внешней среде, которые должны быть учтены в поведении организма с целью его сохранения в изменившихся условиях существования.

Данные электрофизиологических исследований позволяют во многих случаях построить достаточно полную функциональную модель, отражающую основные особенности поведения возбудимых элементов. К эффектам, поддающимся точному описанию, относятся подпороговые явления, рассматриваемые в линейном приближении.

В литературе описаны модели подпороговых явлений, учитывающие особенности ионной проводимости мембран [1]. В настоящей работе модель подпороговых явлений получена непосредственно из анализа переходных процессов, имеющих место при прямом электрическом раздражении возбудимых элементов.

Электрофизиологическими предпосылками для построения модели являются приведенные в литературе [2, 3, 4, 5] результаты прямых микроэлектродных исследований мотонейрона, мышечных тканей, нервных волокон и синаптических образований.

ПЕРЕХОДНЫЕ ПРОЦЕССЫ В НЕРВНЫХ ЭЛЕМЕНТАХ

Все возбудимые элементы обладают инерционностью реакции поляризационных и пороговых изменений в ответ на скачкообразное включение и выключение раздражающих токов. Первоначальное инерционное изменение поляризации в соответствии со знаком действующего тока определяется постоянной времени мембраны поляризуемого элемента. После достижения максимального изменения поляризации происходит частичный или полный возврат к исходному уровню поляризации у одних нервных элементов и сохранение максимального установившегося уровня у других. Длительность обеих фаз поляризации изменяется в широких пределах для различных нервных элементов.

На рис. 1 схематически изображены типичные поляризационные реакции различных нервных элементов на включение и выключение раздражителей.

В мотонейронах кошки при небольших по отношению к пороговой величине импульсах деполяризующего и гиперполяризующего тока, имеющих прямоугольную форму, наблюдается, прежде всего, сдвиг потенциала, развитие которого во времени протекает приблизительно по экспоненте и в основном определяется постоянной времени мембраны [4].

Потенциал достигает вершины примерно за 15 мсек, а затем медленно, в течение приблизительно 100 мсек, снижается до конечного устойчивого уровня, который составляет в среднем 70% пикового потенциала. При прекращении тока наблюдается начальное снижение потенциала по экспоненте, определяемое постоянной времени мембраны, до более низкого уровня, с которого происходит восстановление потенциала до исходного уровня опять-таки в течение 100 мсек. Очевидно, эти временные характеристики мембранного потенциала зависят от двух накладывающихся друг на друга процессов: помимо влияния постоянной времени мембраны, существуют какие-то аккомодационные сдвиги, частично восстанавливающие мембранный потенциал [4]. На рис. 1, в приведены одновременно протекающие изменения возбудимости и поляризации в мотонейроне.

Для мышечных волокон и некоторых путей характер переходного процесса для поляризации и возбудимости показан на рис. 1, б, г. Очевидно, что существенные различия в нервных и мышечных элементах проявляются в различной вели-

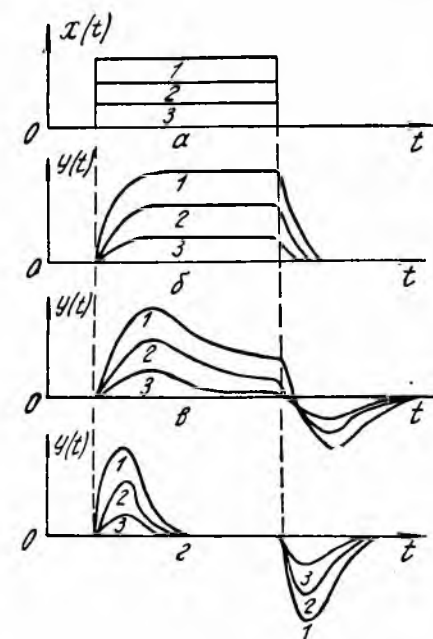


Рис. 1. Схематическое изображение:

а (1, 2, 3) — прямоугольного деполяризующего раздражителя или входного сигнала модели различной амплитуды; б (1, 2, 3) — подпороговых поляризационных реакций возбудимых элементов или выходных сигналов модели при настройке без компенсации возмущения; в (1, 2, 3) — то же, что и в п. б со слабой компенсацией возмущения; г (1, 2, 3) — то же, что и в п. а и б с сильно выраженной компенсацией постоянного возмущения

чине нового установившегося уровня поляризации после окончания переходного процесса. Чем ближе новый установившийся уровень поляризации к исходному, тем выше способность нервной ткани компенсировать постоянное возмущение и тем большей способностью к адаптации обладает нервная ткань.

В нервных элементах обнаруживаются значительные различия в отношении скорости и величины развития адаптации к постоянно действующему стимулу, в нервных волокнах миелинизированного типа адаптация происходит особенно быстро.

Указанная способность, несомненно, отражает приспособление аксонов к выполнению узко специализированной задачи — передаче информации в виде кратковременных максимальных всплесков — потенциалов действия в то время как сома нейронов приспособлена к интегративной деятельности, выражающейся в возникновении и суммации медленно протекающих местных процессов. Если бы сома и дендриты очень быстро адаптировались к возбуждающему действию деполяризации, которая в процессе естественной деятельности создается активацией воз-

буждающих синапсов и возникающих возбуждающих постсинаптических потенциалов, то это препятствовало бы развитию центрального возбуждения, характерного для работы центральной нервной системы [3].

ФУНКЦИОНАЛЬНАЯ МОДЕЛЬ ВОЗБУДИМЫХ ЭЛЕМЕНТОВ ПРИ ПОДПОРОГОВЫХ ЯВЛЕНИЯХ.

Особенности поведения возбудимых элементов при подпороговых явлениях можно воспроизвести на аналоговой машине при использовании подходящей функциональной схемы. Наиболее «физиологичным» вариантом функциональной схемы среди других эквивалентных схем является система, состоящая из инерционного усилителя, охваченного инерционной отрицательной обратной связью.

Путем соответствующей регулировки постоянных времени и коэффициентов усиления инерционных усилителей можно получить форму переходного процесса, свойственную различным возбудимым элементам (см. рис. 1, а, б).

Существенным при использовании указанной схемы в качестве модели подпороговых явлений было предположение о линейной зависимости между интенсивностью раздражителя и величиной поляризационных изменений. Это предположение, безусловно, остается справедливым в ограниченном диапазоне силы и длительности действующих раздражителей, так как нервные элементы при сильных и длительных отклонениях от состояния «покоя» существенно нелинейны. Однако возможно рассмотрение широкого класса важных подпороговых явлений при использовании предположения о линейности нервных элементов в допустимых пределах. Эффекты, связанные с нелинейными свойствами возбудимых элементов, можно учесть дополнительно во всех случаях, когда это необходимо, если имеются сведения о конкретном характере нелинейности. Применительно к подпороговым процессам требование линейности сводится в основном к тому, что с увеличением интенсивности действия раздражителя прямо пропорционально этой интенсивности изменяется амплитуда в каждой точке поляризационной реакции нервного элемента при сохранении всех фаз реакции и постоянных времени переходного процесса.

На рис. 2 приведена функциональная схема модели подпороговых явлений. Передаточная функция при заданных начальных условиях является полной характеристикой системы, так что дальнейшие выкладки практически означают установление связи между конкретными входными и выходными сигналами. В результате вычислений получены соотношения для некоторых законов возбуждения, которые, вероятно, имеют более точную аналитическую форму, чем та, в которой они используются в настоящее время.

В общем случае передаточная функция звена с отрицательной обратной связью записывается в виде

$$W_0(p) = \frac{W_1(p)}{W_2(p)W_1(p) + 1}, \quad (1)$$

где $W_1(p)$ — передаточная функция прямой цепи;

$W_2(p)$ — передаточная функция цепи отрицательной обратной связи.

Соответственно для модели

$$W_1(p) = \frac{k_1}{1 + T_1 p}, \quad (2)$$

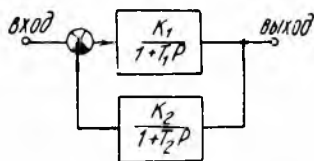


Рис. 2. Функциональная схема модели

$$W_2(p) = \frac{k_2}{1 \div T_2 p}, \quad (3)$$

где $k_1 k_2$ — статические коэффициенты усиления соответствующих звеньев; T_1, T_2 — постоянные времени этих звеньев.

После подстановки выражений — (2) и (3) в соотношение (1) и некоторых преобразований можно записать передаточную функцию системы в более компактной и удобной для дальнейшего использования форме:

$$\bar{W}_0(p) = \frac{k(1 \div T_2 p)}{(1 \div T_3 p)(1 \div T_4 p)}, \quad (4)$$

где

$$T_3 = \frac{2T_1 T_2}{(T_1 \div T_2) - [(T_1 - T_2)^2 - 4T_1 T_2 k_1 k_2]^{\frac{1}{2}}}, \quad (5)$$

$$T_4 = \frac{2T_1 T_2}{(T_1 \div T_2) \div [(T_1 - T_2)^2 - 4T_1 T_2 k_1 k_2]^{\frac{1}{2}}}. \quad (6)$$

Все электрофизиологические законы представляют собой некоторые соотношения, связывающие особенности конкретных раздражающих стимулов и реакций с параметрами возбудимых элементов. Ниже рассматриваются соответствующие аналитические выражения для законов возбуждения и основных параметров возбудимых элементов в различном приближении.

Чтобы получить вытекающую из свойств модели связь между амплитудой электрического раздражителя прямоугольной формы и его длительностью, необходимой для возникновения возбуждения (закон «сила — длительность»), необходимо найти общее выражение для переходной функции системы — реакцию на скачок.

При электрофизиологических исследованиях возбудимых элементов в качестве раздражителей наиболее часто используются прямоугольные, линейно нарастающие, треугольные, синусоидальные и другие одиночные импульсы, а также серии этих импульсов. В связи с этим в дальнейшем при всех расчетах используется операторный метод, как наиболее компактный и удобный для описания реакций системы на возмущения, обладающие указанными выше особенностями.

Изображение по Лапласу выходного сигнала системы с передаточной функцией $\bar{W}_0(p)$ (4) при действии на входе неединичного скачка с амплитудой U_0 запишется так:

$$Y(p) = \frac{k(1 \div T_2 p)}{(1 \div T_3 p)(1 \div T_4 p)} \frac{U_0}{p}, \quad (7)$$

где $\frac{U_0}{p}$ — изображение неединичного скачка.

После обратного преобразования оригинал выходного сигнала имеет вид:

$$y(t) = kU_0 \left(1 + \alpha e^{-\frac{t}{T_3}} - \beta e^{-\frac{t}{T_4}} \right), \quad (8)$$

где

$$\alpha = \frac{T_3 - T_2}{T_4 - T_3}, \quad \beta = \frac{T_4 - T_2}{T_4 - T_3}. \quad (9)$$

Латентный период в модели имитируется моментом достижения реакций системы на скачок некоторого условного критического уровня. Приравняв в соотношении (8) значение выходного сигнала критическому значению E_k и решив уравнение при фиксированном значении выход-

ного сигнала относительно амплитуды скачка, получим формулу закона «сила — длительность» для модели:

$$U_0 = \frac{E_K}{k \left(1 + \alpha e^{-\frac{t}{T_3}} - \beta e^{-\frac{t}{T_4}} \right)}. \quad (10)$$

В соотношении (10) левая часть соответствует «силе» раздражителя, а момент времени t в правой части равенства — «длительность» его действия.

Для возбудимых элементов, не имеющих явно выраженного максимума в переходном деполяризационном процессе (см. рис. 1, б), критический уровень поляризации E_K достигается по экспоненте при минимальном значении амплитуды скачка. Для таких возбудимых элементов значение реобазы определяют путем предельного перехода в формуле, обычно используемой для описания закона «сила — длительность»:

$$U = \frac{a}{t} + b. \quad (11)$$

Положив время $t = \infty$ в правой части соотношения (11), получают значение реобазы b . Аналогично в соотношении (10), устремив t к бесконечности, будем иметь значение реобазы для модели

$$U_{op} = \frac{E_K}{k}, \quad (12)$$

где k — статический коэффициент усиления системы. Для рассмотренного случая величина «полезного» времени, необходимого для возникновения возбуждения при действии реобазного значения раздражителя, есть величина, плохо определяемая, в силу асимптотического характера приближения деполяризационной реакции к критическому уровню поляризации. Иначе обстоит дело в случае определения реобазы и «полезного» времени для нервных элементов с четко выраженным максимумом реакции при подпороговой деполяризации. К таким элементам относятся мотонейроны и некоторые проводящие нервные пути [3, 4]. Для этих нервных элементов значение реобазы нельзя определять предельным переходом из соотношений [10, 11], как это делалось выше, так как естественно, что возбуждение при минимальной амплитуде скачка на «входе» нервного элемента происходит в максимуме деполяризации, положение которого точно определяется параметрами раздражаемого элемента или для модели — параметрами системы. Чтобы получить реобазное значение амплитуды раздражителя и параметра «полезное время», необходимо определить положение максимума подпороговой реакции. Для модели положение максимума реакции может быть определено из равенства нулю производной реакции системы, определяемой соотношением (8). Приравняв нулю производную правой части соотношения (8) и решив полученное уравнение относительно времени t , запишем формулу «полезного времени» для модели

$$t = \frac{T_3 T_4}{T_4 - T_3} \ln \left| \frac{(T_3 - T_2) T_4}{(T_4 - T_2) T_3} \right|, \quad (13)$$

где T_3 и T_4 — постоянные времени системы.

Обычная форма закона «сила — длительность» не позволяет получить аналогичным путем формулу полезного времени, что, вероятно, связано с не совсем точной обычно используемой формой закона «сила — длительность», описываемой соотношением (11).

Если полученное значение «полезного» времени подставить в соотношение (10), то соответствующее значение амплитуды скачка на входе является реобазой для модели:

$$U_{\text{ор}}^* = \frac{E_k}{kB}, \quad (14)$$

где B — постоянная, зависящая от параметров системы.

В табл. 1 приведены различные приближения закона «сила — длительность» для коротких входных прямоугольных импульсов. В частности, для сверхкоротких импульсов, длительность которых гораздо меньше длительности переднего фронта переходного поляризационного процесса, при которой выполняется условие $t \ll T$, получаем обычную гиперболическую зависимость между амплитудой скачка деполяризации и моментом возникновения возбуждения:

$$U_0 = \frac{E_k T_1}{k_1} \frac{1}{t}, \quad (15)$$

где k_1 и T_1 — статический коэффициент усиления и постоянная времени прямой цепи функциональной схемы модели соответственно.

Таблица 1

Закон «сила — длительность»	Примечания и обозначения
$U = \frac{a}{t} \rightarrow b$	Известная из физиологии форма закона
$U_n = \frac{c}{t}$	Линейное приближение в модели $a = \frac{E_k T_1}{k_1}$
$U_{kb} = \frac{E_k}{k(\theta t + \sqrt{t^2})}$	Квадратичное приближение $\theta = \frac{1 + k_1 k_2}{T_1}; \quad \nu = \frac{1 + k_1 k_2}{2T_1^2}$
$U_{\text{куб}} = \frac{E_k}{k(\theta t + \sqrt{t^2} + \gamma t^3)}$	Кубическое приближение $\theta = \frac{1 + k_1 k_2}{T_1}; \quad \nu = \frac{1 + k_1 k_2}{2T_1^2};$ $\gamma = \frac{(1 + k_1 k_2)(T_2 - k_1 k_2 T_1)}{6T_2 T_1^3}$
$U = \frac{E_k}{k \left(1 + \alpha e^{-\frac{t}{T_2}} - \beta e^{-\frac{t}{T_4}} \right)}$	Полное выражение в модели $\alpha = \frac{T_3 - T_2}{T_4 - T_2}, \quad \beta = \frac{T_4 - T_2}{T_4 - T_2}$

Таким образом, можно полагать, что полученная аналитическая форма закона «сила — длительность» (10) является более общей, вероятно, более точной, чем обычно используемая, так как во-первых она правильно описывает те же явления, и, во-вторых, описывает электрофизиологические факты, которые нельзя отразить, используя соотношение (11).

Ниже будут рассмотрены явления, связанные с изменением поляризации и возбудимости нервных и мышечных элементов при использовании линейно нарастающих во времени раздражающих токов.

Для выявления аккомодационных свойств нервных элементов, связанных со скоростью нарастания раздражителя, рассмотрим в модели простейший случай для линейно нарастающего во времени входного сигнала. Для других медленно нарастающих входных сигналов, например, экспоненциально нарастающих по закону:

$$x = A \left(1 - e^{-\frac{t}{T}} \right) \quad (16)$$

с большой постоянной времени T , можно проделать аналогичные вычисления и получить область критических градиентов нарастания, достаточных для возникновения возбуждения.

Изображение Лапласа для линейно нарастающего во времени импульса имеет вид

$$X(p) = \frac{k_n}{p^2}, \quad (17)$$

где k_n — тангенс угла наклона, или скорость нарастания. Изображение выходного сигнала системы с передаточной функцией $W_0(p)$ для линейно нарастающего входного сигнала запишется соответственно так:

$$Y_p = W_0(p) \frac{k_n}{p^2} \quad (18)$$

обратное преобразование дает следующее соотношение для выходного сигнала системы:

$$y(t) k k_n \left(\sigma + t + \nu e^{-\frac{t}{T_4}} - \varepsilon e^{-\frac{t}{T_3}} \right), \quad (19)$$

где

$$\begin{aligned} \sigma &= T_2 - (T_3 + T_4); \quad \varepsilon = \frac{T_3(T_3 - T_2)}{T_4 - T_3}, \\ \nu &= \frac{T_4(T_4 - T_2)}{T_4 - T_3}. \end{aligned} \quad (20)$$

Из полученного выражения для реакции системы можно найти интересную для практических приложений зависимость между крутизной нарастания входного раздражителя и моментов возбуждения, если в качестве латентного периода рассматривать время реакции, необходимое для достижения некоторого критического уровня. Подставив в соотношение (19) критическое значение выходного сигнала E_k и решив полученное уравнение относительно скорости нарастания k_n , получим

$$k_n = \frac{E_k}{k \left(\sigma + t + \nu l^{-\frac{t}{T_4}} - \varepsilon l^{-\frac{t}{T_3}} \right)}. \quad (21)$$

Но крутизна для линейно нарастающего входного сигнала связана с латентным периодом соотношением

$$k_n = \frac{x_0}{t}, \quad (22)$$

так что можно сформулировать некоторую задачу отыскания оптимальной крутизны входного сигнала, например, следующим образом: найти максимальную величину реакции системы при переменной крутизне входного сигнала для различных возбуждений, если амплитуды этих сигналов не превышают установленной амплитуды x_0 . Для решения этой задачи необходимо в соотношении (19) заменить скорость нарастания входного сигнала значением, взятым из (22), и найти момент времени, при котором обращается в нуль производная правой части полученного выражения. Этот момент времени должен быть определен из соотношения

$$\left\{ \frac{1}{t} \left[\sigma + t + \nu e^{-\frac{t}{T_1}} - \epsilon e^{-\frac{t}{T_2}} \right] \right\}'_t = 0. \quad (23)$$

Точное решение этого уравнения неизвестно, но может быть получено некоторое приближенное значение латентного периода и соответственно крутизны нарастания при использовании допустимых ограничений для постоянных времени системы. Это решение имеет вид

$$t = \frac{T_3 T_4}{T_4 - T_3} \ln 2. \quad (24)$$

При тех же ограничениях для постоянных времени может быть найдена величина «полезного» времени системы из выражения (13), которая оказывается близкой к соответствующей величине, определяемой из (24). Таким образом, оптимальной в указанном выше смысле будет такая скорость нарастания, при которой время действия входного сигнала близко к «полезному времени» системы. Точное решение уравнения (23) получено непосредственно на аналоговой модели при последовательном использовании импульсов с разной скоростью нарастания, но с одинаковой амплитудой. Экспериментальные результаты подтверждают приближенный количественный анализ.

Таким образом, особенностью реакции возбудимых элементов, следующей из рассматриваемой модели, при использовании линейно нарастающих раздражителей является существование оптимальной крутизны этих раздражителей. Например, для импульсов трапецеидальной формы с постоянной амплитудой существует некоторый максимальный критический наклон переднего фронта, увеличение которого почти бесполезно, так как при еще большей крутизне фронта начинают сказываться интегрирующие свойства возбудимых элементов, обусловленные емкостными свойствами их мембраны. Последнее обстоятельство важно в том случае, когда необходимо получить дифференцированное раздражение рецепторов. Возбудимые элементы с выраженным максимумом реакции на скачок по существу являются полосовыми фильтрами с различной полосой пропускания, что позволяет при использовании рассматриваемой модели в качестве оптимального фильтра обеспечить избирательное раздражение рецепторов.

Из рассматриваемой модели может быть получено соотношение, аналогичное закону Бебера — Фехтнера и справедливое для малых входных возмущений, т. е. в области, где обычная форма закона непригодна. Для этого необходимо рассмотреть суммарную реакцию системы на два последовательных скачка, действующих таким образом, что если первый имеет минимальную амплитуду, необходимую для возникновения ощущения, то второй скачок, действуя на фоне первого, в момент установившегося состояния адаптации, может вновь вызвать ощущение, если его амплитуда не меньше некоторой критической.

СИСТЕМА ПАРАМЕТРОВ ДЛЯ ОПИСАНИЯ ПОДПОРОГОВЫХ ЯВЛЕНИЙ

Для решения практических задач и описания конкретных нервных элементов необходимо, чтобы в передаточной функции системы (4) были известны значения всех постоянных коэффициентов системы. Ниже рассматривается приближенный способ определения конкретных значений параметров различных нервных элементов при минимальном числе пробных раздражителей.

Параметры прямой цепи функциональной схемы модели, представленной на рис. 2, определяются свойствами мембран конкретных нервных и мышечных элементов; цепь отрицательной обратной связи отражает способность этих элементов к аккомодации и адаптации.

Биологические системы характеризуются, по Ухтомскому, скоростью восстановления равновесия, причем они либо возвращаются к исходному равновесию (элементы с сильно выраженной способностью к адаптации), либо переходят к новому состоянию равновесия. Реакция с возвратом к исходному уровню представляет собой, по мнению Ухтомского, частный случай [6].

Данные новейших микроэлектронных исследований конкретных нервных и мышечных элементов полностью соответствуют этим общим представлениям о компенсационных механизмах возбудимых тканей [6].

В связи со сказанным естественно предположить, что в рассматриваемой модели время и степень «адаптации» определяются постоянной времени и статическим коэффициентом усиления цепи отрицательной обратной связи соответственно. Таким образом, с точки зрения структурных особенностей возбудимых тканей адаптации трактуется как наличие в них процессов, в различной степени компенсирующих действие постоянных раздражителей с помощью отрицательной обратной связи.

Чтобы применить модель к описанию конкретного возбудимого элемента, необходимо знать постоянные времени T_1 и T_2 и статические коэффициенты усиления звеньев прямой цепи и цепи обратной связи k_1 , k_2 . Величина коэффициентов усиления и постоянных времени практически может быть определена из единственной осциллограммы реакции первого элемента на скачок подпороговой величины. Это означает, что для данного нервного или мышечного элемента все полученные соотношения могут быть записаны в конкретной форме, пригодной для расчетов. Коэффициент k_1 , k_2 связаны соотношением

$$k = \frac{k_1}{1 + k_1 k_2}, \quad (25)$$

где k — статический коэффициент усиления системы.

Но для всех нервных элементов величина коэффициента k_1 порядка единицы, что означает отсутствие усиления и ослабления, например, в максимуме переходного процесса. Соответственно коэффициент k определяется из соотношения между наибольшей амплитудой реакции на скачок и установившейся амплитудой реакции на скачок после окончания переходного процесса. Например, для мотонейрона это отношение составляет величину порядка 0,7, т. е. $k = 0,7$. Таким образом, из соотношения (25) при известном k_1 и k может быть найден второй статический коэффициент усиления k_2 :

$$k_2 = \frac{k_1 - k}{k k_1} \cong \frac{1 - k}{k}. \quad (26)$$

Таблица 2

Реакция на скачок	Примечания и обозначения
$y(t) = U_0 k (1 \mp \alpha e^{T_3 t} \mp \beta e^{T_4 t})$	Точное выражение $\alpha = \frac{T_3 - T_2}{T_4 - T_3}; \quad \beta = \frac{T_4 - T_2}{T_4 - T_3}$
$y(t) = U_0 k (\theta t \mp \gamma t^2 + \gamma t^3)$	Кубическое приближение $\theta = \frac{1 + k_1 k_2}{T_1}; \quad \gamma = \frac{1 + k_1 k_2}{2T_1^2}$ $\gamma = \frac{(1 + k_1 k_2)(T_2 - k_1 k_2 T_1)}{6T_2 T_1^3}$
$y(t) = U_0 k (\theta t \mp \gamma t^2)$	Квадратичное приближение $\theta = \frac{1 + k_1 k_2}{T_1}; \quad \gamma = \frac{1 + k_1 k_2}{2T_1^2}$
$y(t) = U_0 k a t$, или $y(t) = U_0 k_1 T_2 t$	Линейное приближение $\alpha = \frac{T_2}{T_3 T_4}; \quad k = \frac{k_1}{1 + k_1 k_2}$

Теперь необходимо определить постоянную времени T_1 и T_2 . Воспользуемся приведенными в табл. 2 квадратичным и кубическим приближениями для переходного процесса. В максимуме производная реакции на скачок равна нулю, т. е.

$$[y_{\text{кв}}(t)]_t^{(1)} = U_0 k [\theta t + \gamma t^2]_t^{(1)}. \quad (27)$$

Определим время достижения реакцией максимума (полезное время) из (27):

$$t_{\text{max}} = \frac{\theta}{2\gamma} = T_1. \quad (28)$$

Таким образом, положение максимума реакции определяет постоянную времени T_1 . Из кубического приближения для реакции на скачок можно определить постоянную времени T_2 . Приравняв производную кубического приближения реакции на скачок нулю:

$$[y_{\text{куб}}(t)]_t^{(1)} = U_0 k [\theta t + \gamma t^2 + \gamma t^3]_t^{(1)} = 0 \quad (29)$$

и решив полученное уравнение относительно t_{max} , подставляем значение t_{max} из (28). В результате получаем соотношение

$$T_2 = k_1 k_2 T_1, \quad (30)$$

в котором все величины, кроме T_2 известны, т. е. это соотношение может быть использовано для определения T_2 .

Если трудно определить максимум непосредственно из осциллограммы реакции на скачок, то его положение можно установить из реакции элемента на очень узкий импульс по моменту перехода реакции через нуль. Таким образом, по очень характерным и наглядным точкам подпороговой реакции на скачок (положение максимума, максимальный

уровень реакции, установившийся уровень реакции) могут быть определены все необходимые постоянные.

Результаты, полученные в работе, дают возможность выделить некоторую систему параметров, полностью характеризующую свойства различных возбудимых элементов при подпороговых явлениях. В области подпороговых явлений может быть решен широкий класс практически важных задач, связанных с отысканием оптимальных параметров раздражителей. Выявлены особенности возбудимых элементов, определяющие их способность к аккомодации и адаптации. Получена другая аналитическая форма физиологического закона «сила — длительность» и описаны условия оптимального возбуждения для линейно нарастающих входных сигналов. Рассмотренные задачи представляют интерес для выяснения возможности поддержания заданного функционального состояния нервных элементов и поэтому имеют важное прикладное значение.

ЛИТЕРАТУРА

1. С. А. Кузнецов, А. И. Наводнюк. Построение аналоговой модели нейрона. Вопросы электрофизиологии нервной системы. Сб. трудов АН МССР, 1965, стр. 101—107.
2. П. Г. Костюк. Двухнейронная рефлекторная дуга, Медгиз, М., 1959.
3. А. И. Шаповалов. Клеточные механизмы синаптической передачи, Изд-во «Медицина», М., 1966.
4. Д. Ж. Экклз. Физиология синапсов, Изд-во «Мир», М., 1966.
5. С. А. Кузнецов, А. И. Наводнюк. Электрофизиологические предпосылки к построению искусственных нейронов. Вопросы электрофизиологии нервной системы. Сб. трудов АН МССР, 1965, стр. 72—100.
6. Н. В. Голиков. Физиологическая лабильность и ее изменение при основных нервных процессах, Изд-во ЛГУ, Л., 1950, стр. 23.

МОДЕЛИРОВАНИЕ БИОЛОГИЧЕСКОЙ ПАМЯТИ

Э. В. Утеуш

Харьковский институт радиоэлектроники

Запоминающие устройства современной вычислительной техники имеют важное значение для создания кибернетических комплексов. Однако подлинно кибернетический характер имеет память в сложных системах [1]. Применительно к памяти основные кибернетические свойства выражаются в наличии иерархии подсистем или видов памяти. Каждая такая подсистема имеет свою цель функционирования и подчиняется общей цели функционирования всей системы. К другой важной группе признаков для системы памяти можно отнести адаптивное регулирование, большое число связей между видами памяти и разветвленную информационную сеть.

Наибольшее число кибернетических свойств имеет система биологической памяти. В терминах больших (сложных) систем она характеризуется как регулярная система, в которой с точки зрения динамики процессов имеют место только стационарные или регулярные процессы. Они протекают более или менее ритмично в течение любого промежутка времени.

Изучение памяти как сложной системы удобно начинать с разработки математических моделей. При построении таких моделей на первый план выступают функциональные характеристики — обобщенные критерии. Определение обобщенных критериев или показателей системы памяти во многом зависит от моделирования. В общем случае при исследовании сложных систем математические модели строят для процессов, для информационных связей в системе и для среды, влияющей на систему [2].

Математическое моделирование памяти существенно не отличается от моделирования регулярных сложных систем. В небольшом числе случаев оно предусматривает использование теории следящих систем. Аналитическое описание, очевидно, может представлять систему уравнений, описывающих движение системы. Однако лишь для некоторых процессов памяти на ограниченном числе уровней возможно аналитическое описание. Такое же значение для описания процессов памяти имеют и модели в виде графов, характеризующих последовательность операций и взаимосвязи между ними.

Нередко при изучении памяти важную роль играют информационные связи в системе. Модели данного (второго) типа строятся с учетом характера сигнала.

Для изучения структуры таких моделей совсем не важны конкретная физическая природа и назначение сигналов, и только при схемной реализации моделей физический характер сигналов имеет особый смысл.

Так, при электрической энергии сигналов строят электрические модели. В структурно-функциональном отношении сигнал в модели характеризуется такими свойствами [2]: ограниченную длительность; ограниченную мгновенную мощность; сосредоточение основной доли энергии в конечной полосе частот, способность переносить информацию. В соответствии с классификацией сигналов [2], сигналы биологической памяти предположительно относятся к 1-му классу, в котором сообщения представляются отдельными символами из некоторого множества. Сигналы этого класса обладают наибольшей помехоустойчивостью. Высокая целесообразность и преимущества сигналов этого класса существенно упрощают задачи исследования памяти. Вместе с тем импульсный характер сигналов в биологической памяти позволяет отметить значительное число степеней свободы при формировании сообщения. В соответствии с информацией в импульсном сигнале могут изменяться амплитуда, длительность паузы между импульсами, частота и число импульсов, сочетание импульсов с различными признаками. Однако несмотря на простоту сигналов 1-го класса, в моделях биологической памяти в принципе можно использовать также сигналы 2-го и 3-го классов.

Исследование информационных связей биологической памяти наиболее полно осуществляется с помощью структурно-функциональных моделей, где каждый элемент предназначен для выполнения одной определенной операции с сигналом. Например, функцию хранения сигналов могут выполнять элементы памяти, регистры, устройства временной задержки и т. д. Кроме того, необходимы логические элементы, устройства для распределения сигналов по различным направлениям, схемы сравнения и т. д.

Иногда бывает удобно представлять соответствующие информационные связи в системах памяти в виде матриц. Элементы этих матриц обозначают соответствующие связи.

Математические модели третьего типа предназначены для изучения степени влияния среды и установления статических или детерминированных закономерностей этого влияния. В результате исследования моделей в данном случае устанавливаются критерии эффективности функционирования среды.

Математические модели в применении к биологической памяти предусматривают известную идеализацию оригинала. Однако часто анализ поведения модели и сравнение ее с системой позволяют сделать ряд ценных выводов о самой системе. Вместе с тем, построение математических моделей памяти затруднено, так как биологическая память представляет собой кибернетическую систему и при моделировании тех или иных особенностей или видов памяти невозможно учесть влияние всех или части подсистем иерархической структуры памяти.

Особую трудность представляет моделирование вероятностных характеристик памяти, которые определяют сложное поведение биологических объектов. Вероятностные свойства памяти изучают на кибернетических моделях, в результате чего получают представление о некоторых особенностях структуры и функций памяти.

В данной работе сделана попытка применить математическое и кибернетическое моделирование для изучения природы биологической памяти.

Входные каналы биологической памяти являются «узким» местом системы, имея ограниченную пропускную способность. Распределение информации в объеме памяти, очевидно, может осуществляться двумя методами: либо с помощью механизмов случайного поиска, либо путем детерминированной последовательной пересылки информации из одного

или в векторной форме

$$\frac{dY}{dt} = (X + \bar{X})Y. \quad (5)$$

Известно, что устойчивое решение системы вида (4) возможно только в начале координат, т. е. при

$$y_1 = y_2 = \dots = y_n = 0.$$

Кроме того, область существования решения ограничена n -мерным гиперкубом

$$-a_i \leq y_i \leq a_i; \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (6)$$

с центром в начале координат.

Устойчивость системы определяют значения собственных чисел матрицы $X + \bar{X}$, которые являются корнями следующего алгебраического уравнения n -го порядка:

$$\begin{vmatrix} x_{11} + \bar{x}_{11} - \lambda & x_{12} + \bar{x}_{12} & \dots & x_{1n} + \bar{x}_{1n} \\ x_{21} + \bar{x}_{21} & x_{22} + \bar{x}_{22} - \lambda & \dots & x_{2n} + \bar{x}_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n1} + \bar{x}_{n1} & x_{n2} + \bar{x}_{n2} & \dots & x_{nn} + \bar{x}_{nn} - \lambda \end{vmatrix} = 0.$$

Система (4) устойчива лишь при условии, что собственные числа имеют отрицательную действительную часть.

Идея работы гомеостата Эшби состоит в подборе соответствующей матрицы управления X , которая в сумме с матрицей помех $\bar{X}$ обеспечивает необходимые значения собственных значений. В гомеостате фиксируется момент появления неустойчивости и затем случайно — путем проб и ошибок подбирается матрица управления X .

Критерием неустойчивости системы является выражение

$$Q = \max |y_i| - q, \quad (7)$$

$$i = 1, 2, 3, \dots, n,$$

где $q > 0$ — некоторое достаточно малое число.

В соответствии с выражением (7) алгоритм работы гомеостата Эшби записывают в виде

$$X_{t+1} = \begin{cases} E, & \text{если } Q(X_t) > 0, \\ X_t, & \text{если } Q(X_t) \leq 0, \end{cases} \quad (8)$$

где E — случайная матрица, параметры которой являются случайными независимыми числами. Согласно (8) гомеостат сохраняет свое предыдущее состояние, если система устойчива.

Матрицу E обычно получают, пользуясь генератором шума. Для гомеостатических механизмов биологической памяти в качестве такой матрицы может выбираться в соответствии с основной целью функционирования памяти некоторое подмножество из множества состояний памяти $(n + k)$ -го уровня. Это означает, что при появлении в системе равновесия, в $(n + k)$ -м уровне будет найдено такое подмножество $\{X^*\}$ из множества всех возможных состояний $\{X\}$. При этом критерий устойчивости регулируемой системы $Q(X) \leq Q^*$, где Q^* — некоторый заданный уровень.

Когда это равенство не выполняется, БУ — блок управления отдает команду ГСВ — генератору случайной выборки (рис. 1) на производство очередной случайной выборки элемента X из источника состояний —

$(n + k)$ -го уровня памяти. При поддержании системы в таком состоянии, когда $Q(X) \leq Q^*$, ГСВ фиксирует в системе искомое состояние X^* . В результате задача решена, и затем информация в n -м уровне памяти, характеризуемая матрицей X , может быть стерта и заменена информацией в $(n + k)$ -м уровне памяти. Это позволяет предположить, что в результате информация n -го уровня будет не просто переписана в один из массивов памяти $(n + k)$ -го уровня, а заменена информацией, ранее хранившейся в этом уровне.

Информацию в данном массиве характеризует подмножество X .

Следующее предположение заключается в том, что данный массив памяти $(n + k)$ -го уровня памяти не участвует в последующем цикле детерминированной переписи информации в память более старшего ранга. Таким образом образуется «застойная» информация. Предлагаемый механизм хорошо объясняет роль повторений при запоминании или влияние циклических процессов и, кроме того, ряд феноменов памяти [1].

Следует отметить, что механизм случайного поиска является частным приемом

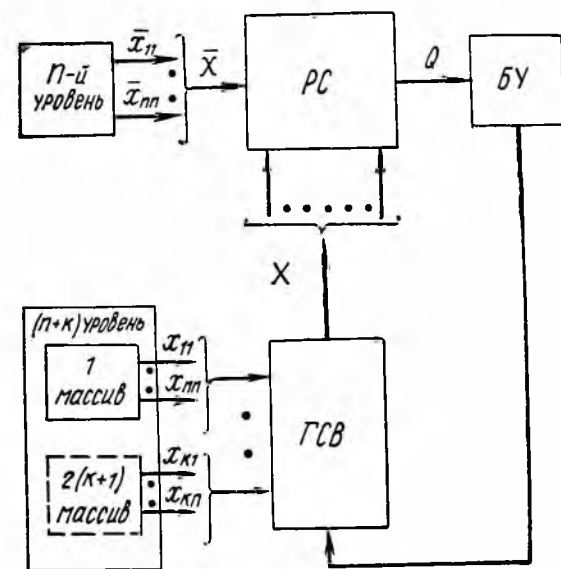


Рис. 1. Блок-схема управления гомеостатическими механизмами биологической памяти

мом осуществления слепого поиска. Другой метод слепого поиска заключается в просмотривании точек допустимой области изменения параметров управляющей матрицы, одной за другой в определенном порядке, и в отборе тех значений входов, при которых функция качества Q удовлетворяет критерию отбора. Недостаток данного метода — значительное время, затрачиваемое на поиск. Оно равно

$$T_q = \tau p^q, \quad (9)$$

где τ — время определения одного значения Q , p — число значений, принимаемых каждой из переменных в процессе сканирования, q — число переменных. Как видно, T_q резко возрастает с увеличением q .

Метод слепого поиска, как известно, неэффективен при решении задач многопараметрической оптимизации. Однако для описанной модели на улучшение сходимости метода случайного поиска оказывают большое влияние процессы самообучения в системе, а также циклические процессы в модели и центральной нервной системе.

Анализ модели (рис. 1) показывает, что с увеличением числа параметров n в информации n -го уровня памяти уменьшается число массивов, на которые разбивается $(n + k)$ -й уровень памяти. Из модели следует, что деление информации в уровнях памяти старшего ранга на отдельные порции (шаги) преимущественно представляет собой функцию гомеостатических механизмов. В то же время деление информации на порции в памяти низшего ранга является проявлением циклическости

действия механизмов детерминированной переписи информации из подчиненных видов памяти при условии, что для этих уровней не используется механизм случайного поиска.

При наличии в памяти n -го уровня ряда параллельных каналов, определяемых числом m , время случайного поиска существенно зависит

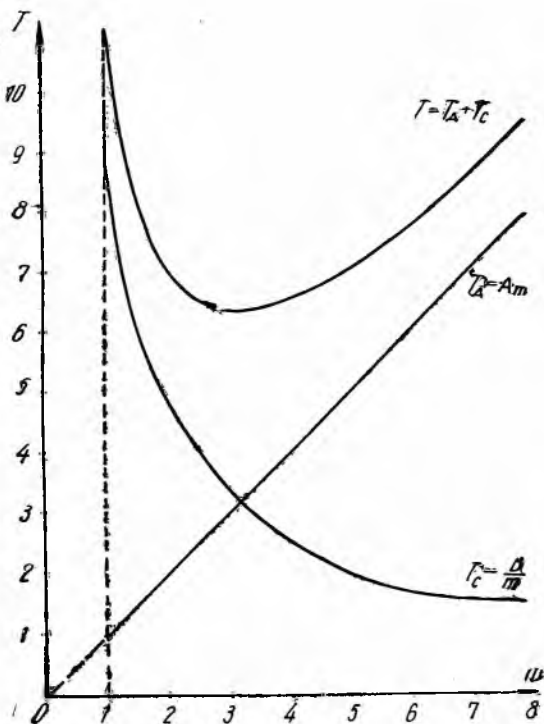


Рис. 2. Зависимости времени пересылки информации в памяти от числа признаков в информации

от m , так как с увеличением этой величины уменьшается число возможных состояний в памяти старшего уровня. Тогда можно предположить, что время на перепись информации в памяти находится в обратной зависимости от числа признаков m , т. е.

$$T_c = \frac{B}{m}, \quad (10)$$

где B — величина, инвариантная m .

Следовательно, выражение получено при условии, что в функцию гомеостатических механизмов памяти входит также деление информации в памяти старшего уровня на число массивов, пропорциональное $\frac{1}{m}$. Очевидно, что с увеличением числа признаков m слепой поиск может быть закончен значительно быстрее, и только после неудавшегося поиска информация в старшие уровни памяти будет пересылаться с помощью механизмов детерминированной «переписи», в соответствии с выражением (1).

Общее время пересылки информации T будет равно

$$\text{т. е.} \quad T = T_d + T_c, \quad (11)$$

$$T = Am + \frac{B}{m}. \quad (12)$$

Зависимость T от m представлена на рис. 2. Представляет интерес решение при $\frac{dT}{dm} = 0$, когда $T = T_{\min}$. Очевидно, что условие $T = T_{\min}$ определяет оптимальную деятельность.

Таким образом, установление численных значений A и B чрезвычайно важно при определении критериев наилучших условий функционирования памяти.

ЛИТЕРАТУРА

1. Э. В. Утеуш. О памяти кибернетических систем (статья в настоящем сборнике).
 2. Д. М. Беркович и др. Сложные системы. Сб. «Автоматизация производства и промышленная электроника», т. 3, М., 1964.
 3. Н. А. Железнов. Сигнал. Сб. «Автоматизация производства и промышленная электроника», т. 3, М., 1964.
 4. Л. А. Растрингин. Случайный поиск, Изд-во АН Латвийской ССР, Рига, 1965.
-

О ПАМЯТИ КИБЕРНЕТИЧЕСКИХ СИСТЕМ

Э. В. Утеуш

Харьковский институт радиоэлектроники

Несмотря на все возрастающее расширение логических функций запоминающих устройств (ЗУ) современной вычислительной техники, они все еще не имеют того комплекса гомеостатических или кибернетических свойств, какими наделена биологическая память. Более того, дальнейшее развитие вычислительной техники, характеризующееся чрезвычайной специализацией элементов памяти и структуры отдельных ее блоков, все больше отдаляет организацию технических устройств памяти от организации памяти биологических систем.

Однако уже на современном этапе развития науки и техники имеются задачи, для решения которых единственно приемлемыми являются чисто кибернетические принципы биологической памяти. Это задачи, связанные с созданием устройств, предназначенных для распознавания образов, анализа и принятия решений в случайных средах и т. д. Иными словами, в таких ситуациях **структурность памяти, как основного звена этих устройств, должна давать необходимое разнообразие для поглощения входного разнообразия** [1, 2].

Принцип необходимого разнообразия, сформулированный в так называемой **десятой теореме Шеннона и законе необходимого разнообразия**, установленном для биологических систем У. Р. Эшби [2], позволяет определить методику исследования биологической памяти.

Роль исследований памяти, на наш взгляд, наилучшим образом подчеркнул У. Р. Эшби [2], который указал на важность установления физической основы памяти в мозге и отметил, что особое значение имеет объяснение того, как влияют на человеческое поведение долгосрочные изменения в памяти. Очевидно, решение этой задачи станет возможным, если при разработке программы исследований биологической памяти принять тезис об организации памяти как кибернетической системы. При этом на первый план выступают исследования гомеостатических механизмов памяти.

К функциям системы относится цикличность физиологических ритмов (биологические часы), реминисценция — явление отсроченного восстановления частично забытого материала, целенаправленное распределение и синтезирование информации. Кроме того, проявление защитных функций организма (сон, утомление, бессонница и др.) также рассматривается как феномен памяти. Детерминированность этих процессов указывает на упорядоченность функционирования памяти. Вместе с тем, для соблюдения принципа необходимого разнообразия возможная модель памяти, кроме свойств цикличности, должна проявлять и вероятностные свойства функционирования, которые, в частности, могут выражаться в непредсказуемости поведения.

Таким образом, приняв за основу исследования наблюдаемые функции мозга и тезис об организации памяти как кибернетической системы, можно предположительно придать кибернетической модели следующие свойства: иерархичность и последовательность структуры, динамический характер процессов обмена информацией между различными уровнями памяти, гибкость и вероятностный характер обратных связей, охватывающих группы или виды памяти, временная и объемная организация памяти. Некоторые из этих свойств являются следствием других качеств модели, из которых основным можно считать иерархичность и последовательность структуры.

Автором предложена модель памяти [3, 4], которая как кибернетическая система характеризуется иерархичностью структуры и множественностью уровней (видов) памяти. Информация с каждого вида памяти последовательно пересылается на вход последующего. Это основной («нормальный») процесс переноса информации. Данный принцип иерархичности и последовательности структуры согласуется с известными нам нейрофизиологическими данными, в частности, с теорией В. Пенфилда о сохранении информации в памяти без потерь и с явлением бездекрементности передачи потенциала действия по нервным волокнам.

В структурно-элементном отношении основу каждого уровня памяти составляет, как предполагается, регистровая структура. В ней волны биоэлектрической активности (ритмы), регистрируемые при электроэнцефалографических исследованиях, играют роль управляющих (сдвигающих) импульсов, благодаря которым и осуществляются процессы переноса информации из одного уровня памяти в другой, а также внутри отдельных уровней памяти.

Данная модель отражает лишь часть процессов произвольной памяти. В основе модели лежит временная организация: информация сохраняется отдельным элементом памяти или уровнем (видом) только в течение какого-то промежутка времени, а затем пересылается на вход последующего. Таким образом, последовательность структуры произвольной памяти приводит к разделению памяти на ряд уровней в зависимости от длительности сохраняемого впечатления. На одном из уровней время сохранения равно 0,1 сек, и это — мгновенная память [3]. Следующие уровни, на которые последовательно пересылается информация, — это уровни краткосрочной памяти, затем — уровни промежуточной памяти, далее — уровни долгосрочной памяти.

При такой модели разделение памяти на краткосрочную и долгосрочную обусловлено лишь необходимостью сна для «переписи» информации из промежуточной памяти, являющейся одним из старших уровней краткосрочной памяти, в память долгосрочную [3]. Данная модель позволяет изучать вопрос о связи проблем памяти и времени [4, 5]. Особенно интересны выводы о связи такого деления памяти на уровни с наблюдаемыми в клинической практике кратковременными и долгосрочными амнезиями.

Деление памяти на уровни связано с цикличностью процессов переписи информации с одного уровня на другой, а также с возможностью образования каналов обратных связей, по которым информация с последующих уровней памяти во время переписи может снова поступать на вход любого предыдущего уровня [4].

Нормальный процесс функционирования памяти, естественно, определяется таким заполнением отдельных уровней памяти, при котором интегральное количество информации, находящееся в данный момент времени в уровне памяти, не превышает допустимое количество, или когда каждый элемент памяти предназначен для хранения информации

различающейся лишь по временному признаку. Иначе говоря, время, к которому относится данная информация, выступает в виде плавающего адреса ячейки. Таким образом, временная организация памяти связана с объемной организацией памяти.

Рассмотрим несколько подробнее это свойство. Если принять за основу все основные преимущества двоичной системы счисления, то предположительно можно прийти к выводу об организации памяти по типу контактного «дерева». На рис. 1 *РС* — сдвигающий регистр, *ПЭ* — переключающий элемент (распределитель).

Регистры и переключающие элементы управляются механизмами мозга, которые в этой работе не рассматриваются. Данная переключающая структура, как и структура контактного «дерева» [6], образована последовательным ветвлением от единственного входа. Однако от контактной структуры она отличается включением в ветвь «дерева» не только переключающих устройств, но и элементов памяти — сдвигающих регистров. В данной структуре сдвигающие регистры являются управляемыми линиями задержки. Кроме того, выходы регистров при некоторых условиях через каналы обратных связей могут вновь поступать на входы предыдущих ярусов структуры. Ввиду этого структура памяти отличается от структуры контактного «дерева» тем, что имеются замкнутые контуры, и поэтому невозможно в точности установить, каким путем информация достигла своего регистра в данном ярусе.

Таким образом, наличие обратных связей в структуре является одной из причин вероятностного характера процессов распределения информации в памяти. Другая причина — нестабильность частоты управляющих импульсов, поступающих на сдвигающие регистры, а также цикличность хода процессов переноса информации из одного уровня в другой. Очевидно, что основу каждого уровня памяти составляет ярусное строение контактного «дерева». В этой структуре любая точка ветвления является началом нового уровня памяти и она же служит входом некоторого поддерева данного «дерева».

Изучение возможных обратных связей, образующихся между ярусами, позволяет подойти к детерминированному предсказанию некоторых явлений в центральной нервной системе. Наиболее простым частным случаем детерминированного предсказания движения информации по структуре памяти является случай отсутствия обратных связей. Этот случай интересен, ибо, как показывает модель (рис. 1), он также характеризует процессы движения информации. В данном случае можно определить зафиксированный промежуток времени, какого наибольшего по номеру уровня памяти достигнет информация, т. е. ее путь будет определяться структурой переключающего «дерева». Следовательно, в данном случае детерминированным является время, в течение которого информация будет проходить этот путь.

По аналогии с контактным «деревом» переключающее «дерево» (рис. 1) можно также назвать нормальным, или стандартным, если каждый переключающий элемент управляет контактами одного и только одного яруса. В i -м, считая от входа, уровне яруса содержится 2^{i-1} переключающих элементов и столько же регистров. Считая, что длина регистров каждого яруса одинакова, можно заключить, что объемы памяти двух смежных уровней соотносятся как члены геометрической прогрессии со знаменателем $q=2$. Поэтому время хранения информации на любом из уровней может быть определено, если известно время хранения информации хотя бы одним из уровней, например, если время хранения первым уровнем равно τ_1 , то для n -го уровня оно равно

$$\tau^n = \tau_1 q^{n-1}. \quad (1)$$

Для случая движения информации по структуре переключающего дерева время сохранения информации рядом ярусов от n до i можно определить по формуле

$$\sum_n^i \tau_{n-i} = \frac{\tau_{i9} - \tau_n}{q - 1}. \quad (2)$$

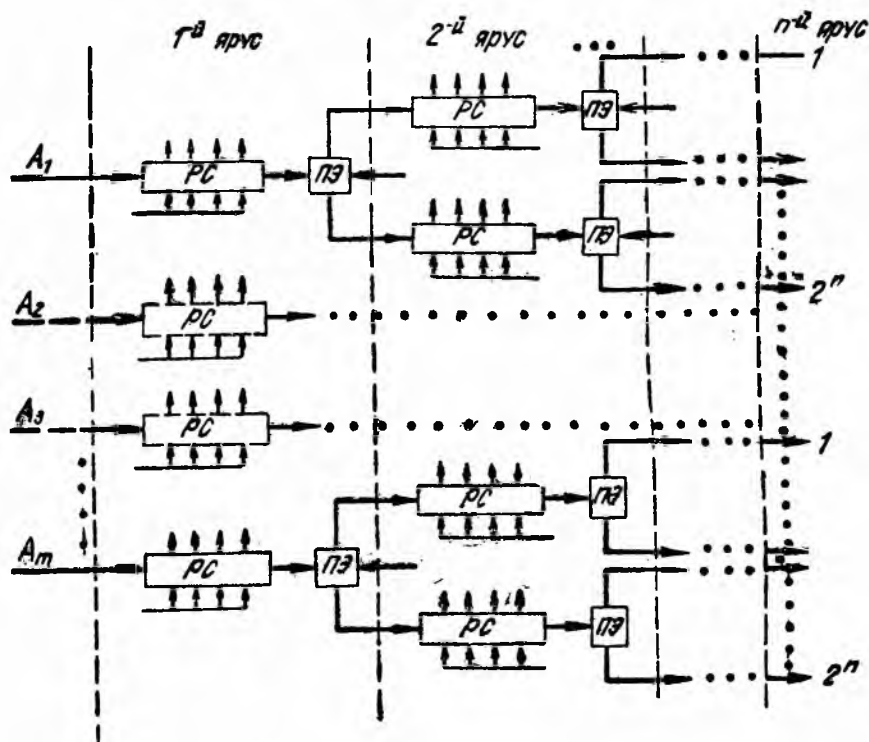


Рис. 1. Блок-схема структуры биологической памяти:

$A_1, A_2, A_3 \dots A_m$ — анализаторы

Установив время хранения информации каждым уровнем памяти, легко перейти к изучению ритмов физиологических процессов [5]. Наибольшее значение для организации физиологических процессов имеет циркадный ритм. Поэтому, если существует уровень памяти с временем сохранения информации 1 сутки, то все последующие уровни имеют соответственно время хранения, определяемое рядом 1, 2, 4, 8, 16 ... суток.

С учетом образования кибернетических структур, отличных от нормального переключающего дерева, возможные циклические изменения в структурах будут определяться суммарным временем хранения информации рядом уровней, которые охватываются каналами обратных связей. Возможные варианты такого суммарного времени приведены в таблице.

Особенно важен для человеческой деятельности семисуточный ритм. Большое значение имеют и другие одно- и многосуточные физиологические ритмы: 1, 2, 3, 4, 6, 7, ..., 24, 28, 30, 31-суточные ритмы и т. д. Одно из следствий описанной модели заключается в невозможности организации пятисуточного ритма. Предложенная модель биологической памяти отражает лишь некоторые свойства произвольной памяти, явлений

биологических часов и реминисценции. Это гомоформная модель. Однако в структурно-функциональном отношении ее разнообразие имеет высокий порядок, что приводит к ценному изоморфизму при моделировании ряда функций нервной системы.

Структура	Уровень					
	I	II	III	IV	V	VI
Отдельный уровень нормального переключа- тельного дерева (НПД)	1	2	4	8	16	32
Отдельный уровень НПД плюс предыдущий уровень		3	6	12	24	48
Отдельный уровень НПД плюс два предыду- щих уровня			7	14	28	56
Отдельный уровень НПД плюс три предыду- щих уровня				15	30	60
Отдельный уровень НПД плюс четыре преды- дущих уровня					31	62

ЛИТЕРАТУРА

1. Ст. Бир. На пути к кибернетическому предприятию. Сб. «Принципы самоорганизации», Изд-во «Мир», М., 1966.
2. У. Р. Эшби. Принципы самоорганизации. Сб. «Принципы самоорганизации».
3. Э. В. Утеуш и З. В. Утеуш. О кибернетическом подходе к моделированию биологической памяти. Труды XVIII Международного психологического конгресса. Симпозиум «Память и деятельность», М., 1966.
4. Э. В. Утеуш. Принципы организации памяти как последовательной структуры. Труды I Украинской конференции по бионике. Сб. «Бионика. Моделирование биосистем», Киев, 1967.
5. Э. В. Утеуш. Моделирование ритмов физиологических процессов. Там же.
6. Ю. Л. Сагалович. «Дерево» контактное. Сб. «Автоматизация производства и промышленная электроника» т. 1, М., 1962.

МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ СТАТИЧЕСКОГО ПРЕОБРАЗОВАНИЯ ИНТЕНСИВНОСТИ ЗВУКА В ГРОМКОСТЬ

Г. Ф. Дюбко

Харьковский институт радиоэлектроники

В работе [1] предложена математическая модель адаптации слуха в виде системы уравнений

$$V = c \lg dJ, \quad (1)$$

$$m \frac{dT}{dt} + T = kV, \quad (2)$$

$$G^* = V - T, \quad (3)$$

$$G = \varphi(G^*). \quad (4)$$

О виде функции φ нам ничего не известно, кроме ее взаимно-однозначного соответствия. Предположим, что (4) имеет вид

$$G = r \cdot 10^{G^*} + s, \quad (5)$$

где r и s — некоторые константы.

Принимая модель, описываемую уравнениями (1) — (3), (5), в качестве гипотезы, попытаемся вывести из нее следствие, которое можно проверить экспериментально.

Основным прибором, регистрирующим реакции слухового аппарата на звуковой сигнал, является наше сознание. В экспериментах по проверке модели адаптации слуха мы использовали сознание как нуль-прибор. Точность подобных экспериментов довольно высока, однако они не отвечают на вопрос о виде функции $\varphi(G^*)$.

Здесь, очевидно, нужно привлечь другие измерительные свойства сознания, в частности, деление интервала громкости пополам. Это свойство сознания использовано для построения натуральной шкалы громкости в работах [2—4]. Наиболее надежными кажутся результаты работы 5, в которой сравниваются различные методы получения натуральной шкалы громкости и приводится таблица зависимости громкости от интенсивности звука.

Таким образом, рассматривая интервал громкости с граничными значениями G_1 и G_2 , можно громкость, среднюю между G_1 и G_2 обозначить через G . Далее интервалы $[G_1, G_2]$ и $[G_1, G]$, в свою очередь делятся пополам и т. д., т. е. теоретически интервал громкости $[G_1, G_2]$ можно разделить в любом четном отношении λ . Громкость, полученная в результате такого деления, выразится зависимостью

$$G = (1 - \lambda) G_1 + \lambda G_2. \quad (6)$$

Пусть громкостям G_1, G_2, G соответствуют интенсивности звука j_1, j_2, j и, кроме того, ухо адаптировано к сигналу постоянной интенсивности J_0 .

Учитывая (1) — (4), можно записать

$$G = \varphi(G^*) = \varphi(c \lg dJ - kc \lg dJ_0), \quad (7)$$

где J_0 — интенсивность фона;

J — интенсивность звука, имеющего громкость в первый момент сравнения.

Мы не останавливаемся здесь на динамических реакциях модели (1) — (4), поэтому преобразование интенсивности в громкость может быть названо статическим.

Подставив (7) в (5), получим

$$G = r(dJ)^c (dJ_0)^{-kc} + s. \quad (8)$$

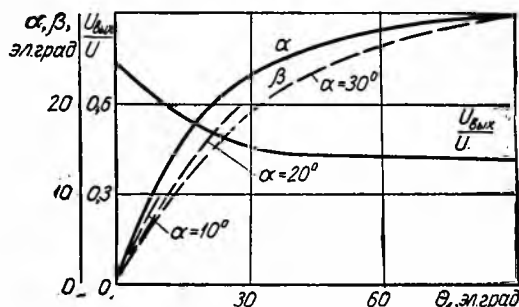


Рис. 1

Применяя формулу (8) к граничным значениям интервала громкости $[G_1, G_2]$, можно записать

$$G_1 = r(dJ_1)^c (dJ_0)^{-kc} + s, \quad (9)$$

$$G_2 = r(dJ_2)^c (dJ_0)^{-kc} + s. \quad (10)$$

Подставив в формулу (6) вместо G_1, G_2, G_3 их значения из (8), (9) (10), получим

$$J^c = (1 - \lambda) J_1^c + \lambda J_2^c. \quad (11)$$

В частности, из (11) следует, что выбор уровня интенсивности, дающего громкость, среднюю между G_1 и G_2 , не зависит от интенсивности фона J_0 . Если при некотором уровне фона громкость G окажется средней между G_1 и G_2 , то она будет средней и при другом уровне фона.

Зависимость (11) допускает экспериментальную проверку, поскольку в нее входят объективно измеримые физические величины.

Если в (8) заменить J_0 на J , то

$$G = r(dJ)^{c(1-k)} + s. \quad (12)$$

Это означает, что испытуемый слушает тон интенсивности J , к которому он адаптирован. Формула (12) дает зависимость между интенсивностью звука и громкостью. Как видно, эта зависимость — степенная.

В таблице приведены значения громкости (в единицах К) в зависимости от интенсивности, по данным Квека. Данные приводятся для

интенсивностей от 40 до 80 дб. Воспользуемся этими значениями для проверки зависимости (11), преобразовав ее к виду

$$J = [(1 - \lambda) J_1^c + \lambda J_2^c]^c. \quad (13)$$

J , дб	G , ед К	J , дб	G , ед К	J , дб	G , ед К	J , дб	G , ед К
40	6,8	50,5	10,1	60,5	14,5	70,5	21,3
40,5	6,9	51	10,3	61	14,9	71	21,7
41	7,1	51,5	10,5	61,5	15,2	71,5	22,1
41,5	7,2	52	10,6	62	15,5	72	22,5
42	7,3	52,5	10,8	62,3	15,8	72,5	22,9
42,5	7,5	53	11	63	16,1	73	23,4
43	7,6	53,5	11,3	63,5	16,4	73,5	23,8
43,5	7,7	54	11,5	64	16,7	74	24,3
44	7,9	54,5	11,7	64,5	17	74,5	24,7
44,5	8	55	11,9	65	17,3	75	25,1
45	8,2	55,5	12,1	65,5	17,6	75,5	25,6
45,5	8,4	56	12,4	66	18	76	26,1
46	8,5	56,5	12,6	66,5	18,3	76,5	26,6
46,5	8,7	57	12,8	67	18,6	77	27,1
47	8,8	57,5	13,0	67,5	19,0	77,5	27,6
47,5	9,0	58	13,3	68	19,4	78	28,1
48	9,2	58,5	13,5	68,5	19,7	78,5	28,6
48,5	9,3	59	13,8	69	20,1	79	29,2
49	9,5	59,5	14,1	69,5	20,5	79,5	29,7
49,5	9,7	60	14,3	70	20,9	80	30,3
50	9,9						

Положив $c = 0,24$, построим теоретическую кривую по (13). Эта кривая приведена на рис. 1. Кружками отмечены экспериментальные точки, взятые из данных Квека. Построение выполнено в логарифмическом масштабе. Теоретическая кривая довольно точно совпадает с экспериментом.

ЛИТЕРАТУРА

1. Ю. П. Шабанов-Кушнаренко, Г. Ф. Дюбко, Е. П. Пугатин, М. Ф. Бондаренко. Моделирование статики адаптации слуха и зрения (статья в настоящем сборнике).
2. M. Kwiek. Badania nad przebiegiem czułości sluchu na amplitudę dźwięków. Prace Komisji Mat. Przyr. Pozn. Towarz. Przyjaciół Nauk, Poznan, A, 6, 9, 135—150, 1950.
3. W. R. Garner. J. Acoust. Soc. Am., 1952, 24, 2.
4. W. R. Garner. J. Acoust. Soc. Am., 23, 1, 1954.
5. «Акустический журнал», 1960, т. VI, вып. 4, стр. 419—440.

К ВОПРОСУ О ВЕРОЯТНОСТНЫХ ПРОЦЕССАХ МОДЕЛИРОВАНИЯ ЗАКОНОМЕРНОСТЕЙ СРЕДЫ КОРКОВЫМИ АНАЛИЗАТОРАМИ

Ю. Г. Антомонов

Институт кибернетики АН УССР

Существует достаточно укоренившееся мнение, что механизм функционирования мозга является вероятностным. Еще в 1962 г. А. Б. Коган выдвинул гипотезу о вероятностном взаимодействии отделов мозга [1], которая разрабатывается с разных точек зрения [2, 3]. В то же время конкретные задачи, стоящие перед животным или человеком, решаются мозгом на основе определенного возбуждения конкретных нейронных цепочек. Поэтому о статических механизмах уместно говорить, имея в виду надежность работы мозга — свойство, которое обеспечивается дублированием нейронных структур. Механизм статистичности, вероятности срабатывания присущ даже простым нейронным сетям, как это нам удалось показать с помощью моделей формирования ячеек динамической памяти для сети, состоящей из пассивных детерминированных нейронов [4].

При взаимодействии мозга со средой, особенно новой для него, он вынужден перестраивать нейронные структуры так, чтобы сделать реакцию организма адекватной среде. В процессе приспособления по мере формирования нейронной модели среды в корковых отделах статистичность работы мозга проявляется либо в неопределенности реакций, либо в большем, чем это необходимо, времени реакции. Неопределенность реакции наглядно проявляется при обучении животных рефлексам [5, 6]. Изменение времени реакции характерно для процесса обучения человека [7].

Неопределенность реакции

Рассмотрим процесс формирования пищевого рефлекса у крыс [6]. Неопределенность реакции в этом случае определяется тем, что на некоторых этапах (шагах) обучения крыса может не взять подкормку, хотя до этого она уже брала ее несколько раз. Детерминированная реакция животного (взяла пищу, не взяла пищу) на каждом шаге обучения отражает вероятностный процесс формирования модели среды в нейронных структурах мозга. Постепенность формирования модели среды хорошо видна, если обобщить результаты обучения достаточно большого количества животных.

Достаточно простой моделью работы структур мозга в процессе формирования рефлекса является следующее описание [6]. Пусть перед началом обучения поведение животного определяется парой вероятностей: вероятность того, что в мозгу есть нейронная структура, правильно

отображающая новую для животного среду p , вероятность того, что такой структуры нет, q . Понятно, что $p = 0$ и $q = 1$.

Пусть процесс обучения длится достаточно долго. Тогда в конце обучения будем иметь $p = 1$, $q = 0$. Если принять экспоненциальный закон изменения вероятностей, то получим

$$\begin{aligned} p(n) &= \left(1 - e^{-\frac{n}{T}}\right), \\ q(n) &= e^{-\frac{n}{T}}, \end{aligned} \quad (1)$$

где n — шаг обучения, T — постоянная времени обучения.

Постоянную времени обучения легко найти из экспериментальных данных. Неопределенность поведения животного может быть определена по формуле К. Шеннона:

$$H = -\left(1 - e^{-\frac{n}{T}}\right) \log\left(1 - e^{-\frac{n}{T}}\right) - e^{-\frac{n}{T}} \log e^{-\frac{n}{T}}. \quad (2)$$

Понятно, что в начале обучения неопределенность действия животного равнялась нулю (отсутствие рефлекса), затем стала возрастать, прошла через точку максимума и вновь стала уменьшаться, стремясь к нулю по мере роста шагов обучения (наличие рефлекса). Характерная точка максимума неопределенности определяется по найденной из эксперимента постоянной времени:

$$n_k = T \ln 2, \quad (3)$$

где n_k — критическое число шагов.

Критическое число шагов определяет ту точку динамики обучения, когда старый детерминизм (отсутствие рефлекса) разрушился, а новый (наличие рефлекса) еще не образовался. В этой точке вероятности того, что животное возьмет или не возьмет пищу, равны друг другу.

Можно отметить, что при формировании условного рефлекса, как и вообще при обучении, разрушение предыдущей детерминированной реакции является необходимым условием. С этой точки зрения величина n_k является весьма важным показателем лабильности, гибкости нервной системы. Для разных животных и разных условий обучения данная величина различна. Так, например, при обучении собак оборонительному рефлексу [5] характерная точка, определяющая равную вероятность наличия и отсутствия рефлекса, $n_k = 6,27$. Процесс обучения крыс в лабиринте, если в правой его части всегда помещена пища [5], проходит гораздо быстрее и характеризуется $n_k = 3,24$. Обучение крыс пищевому рефлексу при действии звонка [6] характеризуется числом $n_k = 11,6$.

Таким образом, шаг обучения, при котором структуры коры переходят через максимальный индетерминизм, является отличным для разных условий обучения и животных. Это характерное значение при одинаковых условиях опыта можно принять за критерий лабильности нервной системы.

Время реакции

Для человека, перед которым поставлена определенная задача (например, нажимать кнопку под включившейся лампочкой), вероятностный характер формирования нейронной модели среды (например, закона последовательности включения лампочек) сказывается на време-

ни реакции в зависимости от шагов обучения. Изменение времени реакции в этом случае определяет следующее выражение [7]:

$$L(n-1) = L_1 e^{-\frac{n-1}{T}} + L_\infty \left(1 - e^{-\frac{n-1}{T}}\right), \quad (4)$$

где $L(n-1)$ — текущее время реакции;

L_1 — первоначальная реакция;

L_∞ — реакция после обучения;

T — постоянная времени обучения;

n — шаг обучения.

Аргумент функции (4) сдвинут на единицу ($n-1$) для того, чтобы первый шаг обучения можно было взять за нулевую точку.

Рассмотрим экспоненциальные функции выражения (4)

при

$$n = 1 \quad e^{-\frac{n-1}{T}} = 1; \quad \left(1 - e^{-\frac{n-1}{T}}\right) = 0;$$

при

$$n = \infty \quad e^{-\frac{n-1}{T}} = 0; \quad \left(1 - e^{-\frac{n-1}{T}}\right) = 1.$$

Очевидно, что экспоненциальные функции могут быть поставлены в соответствие некоторым вероятностям, определяющим процесс формирования нейронной модели среды в корковых отделах мозга при обучении. Пусть p — вероятность того, что в коре образована нейронная модель среды, а q — того, что в коре такой модели нет.

Тогда зависимость (4) переписывается в виде

$$L(n-1) = L_1 q(n-1) + L_\infty p(n-1), \quad (5)$$

Соотношение (5) позволяет связать время реакции человека с вероятностными характеристиками процесса формирования нейронной модели среды в коре. Таким образом удалось показать, что в частном случае для человека статистичность работы структур мозга проявляется во времени реакции. Время реакции характерной точки обучения, когда $p = q = 0,5$, равно

$$L(n_k - 1) = 0,5(L_1 - L_\infty),$$

а сама характерная точка разрушения старого детерминизма определяется как

$$n_k = 1 + T \ln 2.$$

Приведем характерные точки процессов обучения людей распознаванию законов включения лампочек типа БЗ, БЗК и ЗБББЗ [7].

$$\text{БЗ} - n_k = 4,25,$$

$$\text{БЗК} - n_k = 5,$$

$$\text{ЗБББЗ} - n_k = 5,35.$$

Различные значения характерных точек, с одной стороны, могут характеризовать сложность задачи, решаемой оператором в процессе обучения, а с другой, — служит оценкой способности человека — оператора к обучению, к моделированию закономерностей среды.

ВЫВОДЫ

1. Рассмотрены процессы обучения животных на примере выработки рефлексов и процессы обучения распознаванию закономерностей среды человеком.

2. Представлена простая математическая интерпретация этих процессов.

3. Выделены два этапа процесса обучения: этап разрушения старого детерминизма и этап постройки новых нейронных структур.

4. Показана возможность в качестве меры лабильности нейронных структур использовать характерную точку перехода через максимальный индетерминизм.

ЛИТЕРАТУРА

1. А. Б. Коган. О некоторых принципиальных особенностях организации и свойств информационного аппарата мозга. Сб. «Проблемы нейрокибернетики», изд-во РГУ, 1962.

2. А. Б. Коган. Эволюционный подход к изучению принципов нейронной организации мозга. Сб. «Проблемы нейрокибернетики», изд-во РГУ, 1966.

3. А. Б. Коган, И. В. Попов. О преобразовании стационарного пуассоновского потока импульсов в синапсе нервной клетки. Проблемы нейрокибернетики, изд-во РГУ, 1966.

4. Ю. Г. Антомонов. Индетерминизм и детерминизм в деятельности корковых анализаторов Сб. «Проблемы нейрокибернетики», изд-во РГУ, 1966.

5. Р. Буш, Ф. Мостеллер. Стохастические модели обучаемости, ГИФМЛ М., 1962.

6. В. И. Пальгов, Ю. Г. Антомонов. Модель обучения крыс рефлексам Тезисы докл. XVI Укр. республ. научно-технической конференции, посвященной Дню радио, Киев, 1966.

7. Ю. Г. Антомонов, В. Е. Кабикин, А. Б. Котова., Л. С. Хачатурьянц. Характеристики динамики обучения (статья в настоящем сборнике).

О ХАРАКТЕРИСТИКАХ ДИНАМИКИ ОБУЧЕНИЯ

*Л. С. Хачатурьянц, Ю. Г. Антомонов, В. Е. Кабикин,
А. Б. Котова*

Институт кибернетики АН УССР

Постановка задачи

Общие интегральные характеристики обучения оператора отображаются во времени реакции. В связи с этим изучению времени реакции посвящено наибольшее число работ в инженерной психологии. Начиная с работ Хика и Хаймена многие исследователи считали время реакции основным показателем эффективности действия оператора в системе управления. Изучены точные зависимости времени реакции от самых различных условий, а также многочисленные ограничения законов Хика и Хаймена, обусловленные психологией человека.

Не подвергая сомнению значение времени реакции оператора для оценки его работы, следует отметить, что время реакции обученного оператора отражает в большей степени его автоматические моторные навыки, нежели способность решать сложные задачи управления. Недаром в последнее время появилось много методик, которые связаны с решением оператором задач управления объектами или распознаванием сложных образов среды.

Работы Р. Буша и Ф. Мостеллера [1, 2] связаны с изучением динамики процесса обучения. Р. Буш [2] отмечает, что при обучении животных рефлексам в конечном счете имеет место чистое обучение ($p \rightarrow 1$, $q \rightarrow 0$); при обучении человека вероятность выработки навыка, однако, почти всегда не становится равной единице, хотя и приближается к ней. Динамические модели обучения позволяют оценить число шагов, за которые оператор приобретает необходимые навыки. Кроме того, во многих случаях весьма интересной оценкой динамики обучения является скорость обучения.

В качестве обучающей последовательности могут использоваться различные последовательности зрительных или слуховых стимулов. Часто создается такая последовательность, в которой появление тех или иных сигналов равновероятно или имеет определенную вероятностную асимметрию. При этом даже после длительного обучения в мозгу оператора создается лишь вероятностная модель последовательности, хотя и весьма любопытная, но не позволяющая в достаточной степени отделить процесс решения задачи от чисто моторных навыков.

На наш взгляд, весьма перспективной является методика обучения оператора распознаванию вполне детерминированной последовательности [3]. При этом процесс обучения проявляется в достаточно чистом виде, а после окончания обучения детерминизм среды отображается в нейронных структурах мозга. После обучения время реакции в значи-

тельной степени отображает лишь моторную реакцию и практически не связано с решением какой-либо интеллектуальной задачи.

Настоящая работа является результатом поиска формального математического отображения динамики процесса обучения оператора. Нам представляется, что изучение динамики обучения может дать толчок к разработке критериев эффективности оператора.

Методика и результаты эксперимента

Испытуемого обучали распознаванию некоторой закономерной обучающей последовательности с помощью пространственно разнесенных лампочек разного цвета, выведенных на пульт. Под каждой лампочкой располагался ее выключатель. Испытуемому передавали слова определенной длины заданного алфавита. Использовались слова длиной в две,

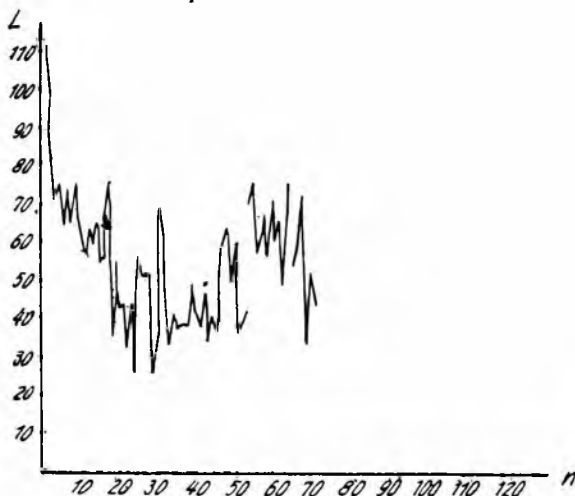


Рис. 1. Типовой график изменения ВР по шагам обучения

три и пять букв. В отличие от серии экспериментов, изложенных в работе 3, при передаче слова длиной в три буквы использовались лампочки белого, красного и зеленого цвета (БЗК). Слова длиной в две и пять букв составлялись только из лампочек белого и зеленого цвета (БЗ и ЗБББЗ). Начало и конец слова никак не выделялись.

Испытуемыми были школьники старших классов. Всего проведено 59 опытов, из них на закономерности БЗ — 25, на закономерности БЗК — 16 и на закономерности ЗБББЗ — 18 опытов.

Предварительная обработка результатов состояла в определении среднего времени реакции (ВР) для каждого слова. ВР определялось по концу моторной реакции испытуемого — нажатию кнопки, соответствующей данной лампочке.

Несмотря на большой разброс точек, из рис. 1 очевидна тенденция к уменьшению первоначального большого ВР. По мере формирования закона обучающей последовательности испытуемый начинает действовать все быстрее. В конце периода обучения разброс точек происходит относительно некоторой постоянной составляющей ВР.

После получения графиков типа, изображенного на рис. 1, для каждого испытуемого была проведена их сортировка. Графики отбирались для каждого закона (БЗ, БЗК, ЗБББЗ). Критерием отбора служила ори

ентировочная скорость обучения. В результате отбора для закона БЗ были выделены кривые, характеризующие медленный процесс обучения (М), процесс со средней скоростью (С) и быстрый процесс обучения (Б). Для законов БЗК и ЗБББЗ удалось выделить только медленный (М) и быстрый (Б) процессы обучения.

Уже после такого анализа можно говорить о разделении всех испытуемых на два класса по скорости обучения. Кроме того, сортировка кривых обучения показала, что скорость обучения является вполне реальной величиной, по которой можно проводить сопоставление разных законов обучения.

Обработка данных и результаты

Дальнейшая обработка кривых обучения осуществлялась следующим образом. Для каждой точки обучения выделенного класса кривых (М, С, Б) производилось простое усреднение величины времени реакции для разных испытуемых.

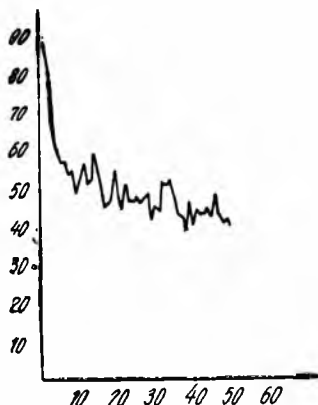


Рис. 2. Средний график для закона БЗ при медленной скорости обучения

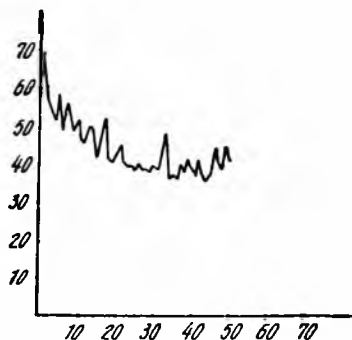


Рис. 3. Средний график для закона БЗ при средней скорости обучения

Графики суммарных кривых обучения приведены на рис. 2—12. График рис. 5 построен с таким расчетом, чтобы по нему можно было производить сопоставление с данными других законов. На рис. 6, 9 и 12 представлены общие суммарные графики изменения ВР по шагам обучения для трех законов. Анализ графиков показывает, что скорость изменения ВР различна для разных групп испытуемых.

Формализм

Из анализа графиков следует, что скорость изменения ВР по шагам обучения пропорциональна некоторой величине и тем меньше, чем ближе ВР к постоянной составляющей. Формально это можно записать следующим образом:

$$\frac{dL}{dn} = P - aL, \quad (1)$$

L — время реакции,

n — шаг обучения,

P — параметр, определяющий реакцию обученного оператора,

a — коэффициент пропорциональности.

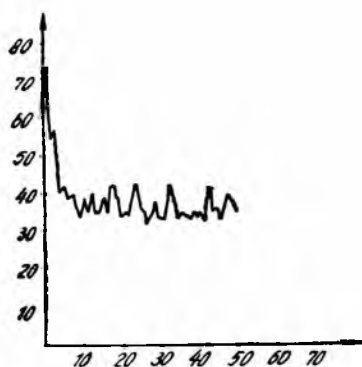


Рис. 4. Средний график для закона БЗ при быстрой скорости обучения

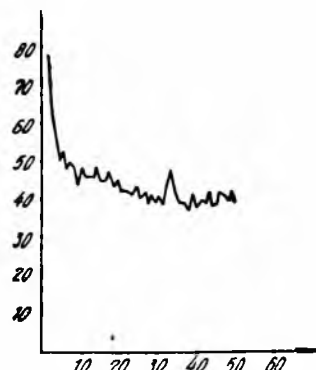


Рис. 5. Средний график для закона БЗ при средней и быстрой скорости обучения

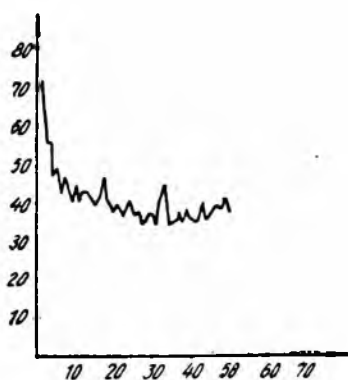


Рис. 6. Суммарный график для закона БЗ

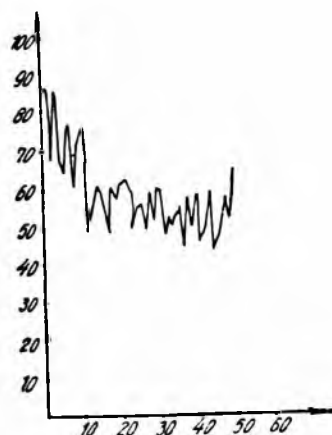


Рис. 7. Средний график для закона БЗК при медленной скорости обучения

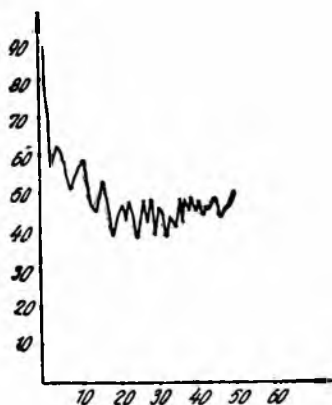


Рис. 8. Средний график для закона БЗК при средней скорости обучения

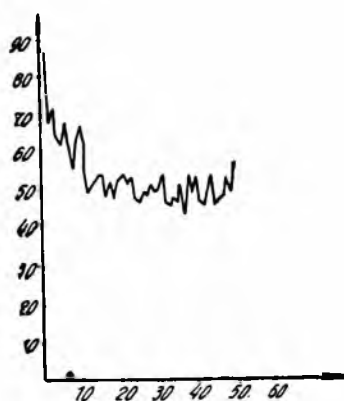


Рис. 9. Средний график для закона БЗК при быстрой скорости обучения

Придавая независимой переменной n характер непрерывной переменной, получим следующее решение уравнения (1):

$$L(n) = Ce^{-an} + \frac{P}{a}. \quad (2)$$

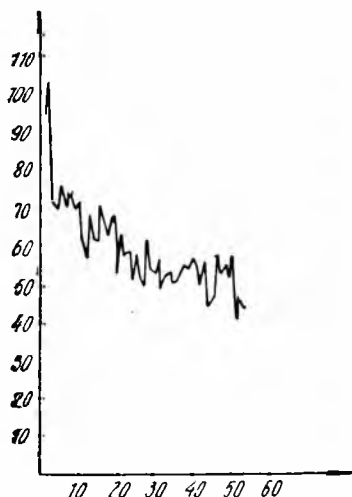


Рис. 10. Средний график для закона ЗБББЗ при медленной скорости обучения

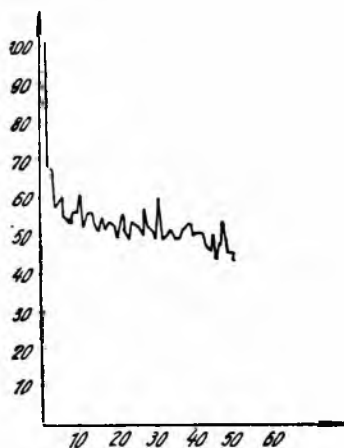


Рис. 11. Средний график для закона ЗБББЗ при средней скорости обучения

В уравнение (2) входят три неизвестных: C — постоянная интегрирования, a — параметр обучения и P — параметр, определяющий реакцию обученного оператора. Обычно постоянная интегрирования определяется по начальным условиям для $n = 0$. К сожалению в нашем случае определить величину времени реакции до начала обучения невозможно. Поэтому произведем сдвиг по шагам обучения на единицу. Запишем решение (2) в виде

$$L(n) = Ce^{-a(n-1)} + \frac{P}{a}. \quad (3)$$

Теперь, полагая $n = 1$, получим

$$L_1 = C + \frac{P}{a}. \quad (4)$$

Из уравнения (4) можно найти постоянную интегрирования и подставить в уравнение (3). В результате будем иметь

$$L(n) = \left(L_1 - \frac{P}{a}\right) e^{-a(n-1)} + \frac{P}{a}. \quad (5)$$

По-видимому, есть все основания полагать, что бесконечно большом времени обучения ($n = \infty$) величина времени реакции равна некоторому среднему значению L_∞ . Подставляя в уравнение (3), эти граничные условия, найдем, что

$$\frac{P}{a} = L_\infty. \quad (6)$$

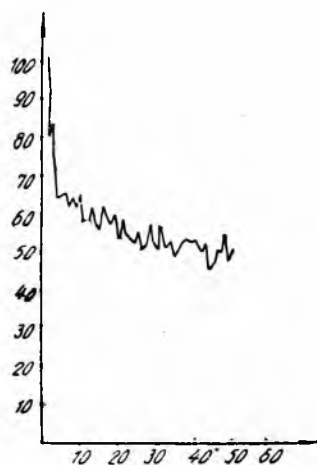


Рис. 12. Средний график для закона ЗБББЗ при быстрой скорости обучения

Теперь уравнение (5) принимает вид

$$L(n) = (L_1 - L_\infty)e^{-a(n-1)} + L_\infty. \quad (7)$$

Отметим, что величина $\frac{1}{a} = T$ выражает «постоянную времени» процесса обучения и может быть принята в качестве некоторой характеристики этого процесса. Разумеется, «постоянная времени» в нашем случае выражается числом шагов, которое требуется для того, чтобы значение времени реакции существенно приблизилось к постоянной составляющей и составило около 0,7 величины $L_1 - L_\infty$.

Экстраполяционная модель

Чтобы применять уравнение (7), необходимо знать начальную точку L_1 и величину L_∞ , к которой стремится время реакции на бесконечности. Однако если первую точку можно узнать сразу же после начала эксперимента, то величина L_∞ в начале обучения неизвестна. Зная L_1 , L_∞ и применяя к уравнению (7) второй шаг обучения, можно определить параметр a по формуле

$$a = \ln \frac{L_1 - L_\infty}{L_2 - L_\infty}. \quad (8)$$

Разумеется, зная экспериментальные значения точек кривой обучения, можно найти параметр a для разных точек, а затем усреднить.

Однако располагая экспериментальными данными, можно поставить задачу более широко. В самом деле, зная результаты на трех шагах обучения, можно написать следующую систему уравнений:

$$\begin{aligned} L_1 &= C + L_\infty, \\ L_2 &= Ce^{-a} + L_\infty, \\ L_3 &= Ce^{-2a} + L_\infty. \end{aligned} \quad (9)$$

Система (9) может быть решена в аналитическом виде или численным путем относительно неизвестных C , a , L_∞ . Получив эти данные мы можем подставить их в уравнение (3) и предсказать величину времени реакции на четвертом шаге обучения. Затем, получив экспериментальную точку L_4 можно, если результат отличается от предсказанного выполнить решение следующей системы уравнений для точек 2, 3, 4:

$$\begin{aligned} L_2 &= Ce^{-a} + L_\infty, \\ L_3 &= Ce^{-2a} + L_\infty, \\ L_4 &= Ce^{-3a} + L_\infty. \end{aligned}$$

Получив вновь параметры C , a , L_∞ , можно подставить их в уравнение (3) и предсказать значение времени реакции на пятом шаге и т. д. Таким образом, система

$$\begin{aligned} L_t &= Ce^{-a(t-1)} + L_\infty, \\ L_{t+1} &= Ce^{-at} + L_\infty, \\ L_{t+2} &= Ce^{-a(t+1)} + L_\infty \end{aligned} \quad (10)$$

представляет собой текущую экстраполяционную модель, с помощью которой можно предсказать значение времени реакции по трем предыдущим шагам обучения. Для решения численным путем системы (10) необходимо применить один из методов, например, метод Ньютона.

Параметры кривых обучения

Имея усредненные графики кривых обучения для разных скоростей и законов, получим сглаженные параметры уравнений (3). Для этого применим, например, метод наименьших квадратов. В нашем случае он приводит к необходимости решения численным путем следующей системы уравнений:

$$\begin{aligned}\frac{\partial S}{\partial C} &= \sum_{i=1}^m e^{-a(i-1)} (Ce^{-a(i-1)} + L_{\infty} - L_i) = 0, \\ \frac{\partial S}{\partial L_{\infty}} &= \sum_{i=1}^m (Ce^{-a(i-1)} + L_{\infty} - L_i) = 0, \\ \frac{\partial S}{\partial a} &= \sum_{i=1}^m C(i-1)e^{-a(i-1)} (Ce^{-a(i-1)} + L_{\infty} - L_i) = 0,\end{aligned}\quad (11)$$

где сумма S равна

$$S = \sum_{i=1}^m (Ce^{-a(i-1)} + L_{\infty} - L_i)^2,$$

m — число экспериментальных точек, по которым производится определение сглаженных параметров.

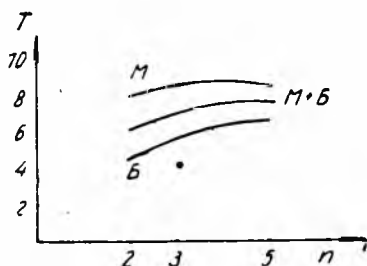


Рис. 13. Графики изменения «постоянной времени» обучения в функции длины слова

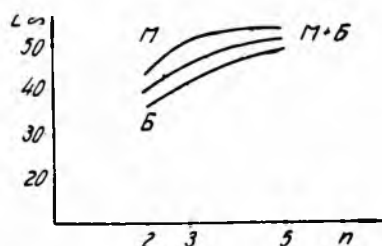


Рис. 14. График изменения постоянной составляющей времени реакции в функции длины слова

Таблица 1

Вид закона		C	L_{∞}	a	T	$ T $
БЗ	М	45,5	43,5	0,129	8,3	8
	С	29,2	40,0	0,159	6,3	6
	Б	39,0	35,0	0,314	3,2	3
	Б + С	34,8	37,0	0,216	4,6	5
БЗК	М	34,0	52,0	0,118	8,46	8
	Б	46,0	42,5	0,167	6,0	6
ЗБББЗ	М	48,6	52,0	0,116	8,62	9
	Б	52,3	50,0	0,145	6,9	7

Расчеты системы (11) по 50 экспериментальным точкам для всех выделенных классов кривых обучения и законов представлены в табл. 1.

Сюда сведены данные о постоянной интегрирования C , параметре уравнения a , постоянной составляющей времени реакции L_{∞} и «постоянной времени» обучения T .

В табл. 2 приведены аналогичные данные о суммарных кривых обучения для трех законов.

Т а б л и ц а 2

Вид закона	C	L_{∞}	a	T	$[T]$
БЗ	37,5	40	0,162	6,15	6
БЗК	40,2	47	0,139	7,2	7
ЗБББЗ	50,45	51	0,131	7,7	8

Л И Т Е Р А Т У Р А

1. Р. Буш, Ф. Мостеллер. Стохастические модели обучаемости, Физмат, М., 1962.
2. R. Bush. Identification of Learning. Handbook of Mathematical. Psychology, V. III, New York, 1965.
3. Л. С. Хачатурьянц. Прогнозирование и вероятность как показатель оперативной работоспособности человека. Сб. «Система «человек и автомат», «Наука», М., 1965.

К ВОПРОСУ ОБ ОЦЕНКЕ ОРГАНИЗАЦИИ АССОЦИАТИВНЫХ СЕТЕЙ

В. А. Ловицкий

Харьковский институт радиоэлектроники

Одним из важных свойств человеческого мозга является память. Изучение ее закономерностей с давних времен привлекает к себе пристальное внимание философов, психологов, врачей. С зарождением кибернетики и дальнейшим развитием ЭВМ человеческой памятью заинтересовались инженеры — конструкторы современных кибернетических устройств. Познавание механизмов работы человеческой памяти позволило бы усовершенствовать и память вычислительных машин.

Память человека представляет собой упорядоченное хранение информации. Основой упорядочения является ассоциация, т. е. связь между хранящимися в памяти записями (понятиями, словами). Множество элементов (записей) образует ассоциативную сеть, ветви которой представляют собой связи между элементами. Исследования Роджеста [1], посвященные разбиению словаря естественного языка на классы и введению расстояния между классами, показали, что между любыми двумя словами можно записать непротиворечивую ассоциативную цепочку с числом переходов не более трех. Эта особенность позволяет создать модель памяти, пути поиска в которой не зависят от ее объема. Нами будут рассмотрены ассоциативные сети, включающие слова отдельных классов в виде элементов.

Чтобы приблизиться к пониманию механизмов памяти, необходимо установить, к каким последствиям приводит соединение элементов в организованные структуры. В связи с этим возникает необходимость в количественной оценке меры организации ассоциативных сетей. В настоящей работе в качестве такой меры предлагается рассматривать текущее значение относительной организации сети. С понятием организации в данном случае связано рассмотрение разнообразия ассоциативных сетей с определенным числом связей, приходящихся на элемент, и различными способами распределения этих связей между элементами. Одной из характеристик ассоциативной сети является степень ассоциации между одним элементом, с которого производится запрос, и любым другим элементом сети (найденным ответом).

Цель настоящей работы состоит в определении числа элементов, с которыми должен быть соединен любой элемент сети, и способа распределения связей между элементами, обеспечивающего получение максимального разнообразия ответов на произведенный запрос с любого элемента сети.

Остановимся на двух особенностях человеческой памяти.

1. Если входная информация полностью определяется хранящейся в памяти информацией, то она не увеличивает количество последней. Иными словами, если было осуществлено n связанных между собой опытов и они полностью определяют последующий опыт,

то

$$H_{\infty} = \lim_{n \rightarrow \infty} H_n = 0,$$

где H_n — средняя условная энтропия n -го порядка;

H_{∞} — предельное значение условной энтропии n -го порядка.

2. Предъявляемая информация не может не быть связана с хранящейся в памяти информацией.

Если предположить, что мы все же предъявляем «абсолютно» незнакомую информацию, то ее невозможно запомнить и, следовательно, как и в первом случае, она не увеличивает количество информации, хранящейся в памяти [2].

Число элементов, с которыми должен быть соединен любой элемент сети, можно определить, рассмотрев абсолютную меру организации сети, предложенную Р. Бойеллем [3]. Она имеет вид

$$G = - \sum_{i=1}^n p_i \log p_i \quad (i = 1, 2, \dots, n), \quad (1)$$

где p_i — отношение числа связей m_i , имеющих у i -го элемента в данный момент, к числу всех возможных $n-1$ связей этого элемента.

Заметим, что хотя здесь $0 \leq p_i \leq 1$,

$$0 \leq \sum_i p_i \leq n,$$

где n — число элементов сети.

Определим максимальное значение абсолютной организации. Для этого приравняем производные от G по всем p_i нулю, получив таким образом систему из n уравнений:

$$\frac{dG}{dp_j} = - \frac{d}{dp_j} \sum_{i=1}^n p_i \log p_i = 0 \quad (j = 1, 2, \dots, n).$$

Для любого из этих уравнений справедливо

$$\frac{dG}{dp_j} = - \frac{d}{dp_j} (p_j \log p_j) - \frac{d}{dp_j} \sum_{i \neq j} p_i \log p_i = - \log e - \log p_j - 0 = 0;$$

$$\log p_j = - \log e = \log \frac{1}{e}.$$

Таким образом, для достижения максимума организации p_i должны быть равно $p_i = \frac{m_i}{n-1} = \frac{1}{e}$ ($e = 2,71828 \dots$) для всех i . Отсюда

$$m_i = \frac{n-1}{e} \pm A, \quad (2)$$

где A — наименьшее число, дополняющее частное $\frac{n-1}{e}$ до ближайшего целого числа.

Очевидно, что полученный результат не зависит от основания логарифма.

Следовательно, полученное значение m_i показывает, какое коли

чество связей должно приходиться на каждый элемент, чтобы значение абсолютной организации сети было максимальным.

Необходимо отметить, что выражения (1) и (2) имеют смысл для ассоциативных сетей, удовлетворяющих следующим условиям:

- 1) два элемента сети соединены лишь одной связью;
- 2) сеть не должна иметь «петель», т.е. связей, соединяющих элемент с ним же самим;
- 3) все элементы сети связаны между собой, т.е. сети не имеют независимых объединений элементов;
- 4) число связей у любого элемента постоянно, т.е. $m_i = \text{const}$. Для выполнения этого условия необходимо, чтобы

$$\frac{m_i n}{2} = K \quad (K = 1, 2, \dots).$$

Нами предлагается мера относительной организации сети, которая позволяет по количеству разнообразных ответов при определенном запросе судить о степени организации ассоциативной сети. Текущее значение относительной организации сети равно

$$\frac{Q_i}{Q_{\max}} = \frac{R_i \text{ Ass}(i \rightarrow j)}{R_{\max} \text{ Ass}(i \rightarrow j)}, \quad (3)$$

где Q_i — текущее значение абсолютной организации ассоциативной сети при условии, что запрос произведен с i -го элемента;

$Q_{\max}$ — максимальное значение абсолютной организации сети;
 $\text{Ass}(i \rightarrow j)$ — степень ассоциации между j -м элементом, с которого производится запрос, и j -ми элементами (Ass — сокращено от англ. association — ассоциация).

$R_i \text{ Ass}(i \rightarrow j)$ — текущее значение разнообразия ответов, характеризующихся различной степенью ассоциации i -го элемента с j -ми элементами;

$R_{\max} \text{ Ass}(i \rightarrow j)$ — максимальное значение разнообразия ответов для данной сети. Величина максимального значения разнообразия ответов зависит только от способа распределения связей и от параметров данной сети, т.е. от n и m , и не зависит от того, с какого элемента сети произведен запрос.

Для определения величины $R_{\max} \text{ Ass}(i \rightarrow j)$, выраженной через параметры сети, рассмотрим закон распределения связей между элементами и составим матрицу связи.

Будем считать, что сила связи при непосредственном соединении двух элементов равна a , при соединении двух элементов через промежуточный элемент b и при соединении двух элементов с помощью трех последовательных связей (через два промежуточных элемента) — c .

Мы ограничимся путями, состоящими только из трех последовательно расположенных связей (см. выше).

Так как $a > b > c$, происходит затухание силы связи от элемента к элементу. Силы связи a , b и c можно рассматривать как члены убывающей геометрической прогрессии с любым значением знаменателя. Если

знаменатель геометрической прогрессии q равен $\frac{1}{e}$, то затухание силы связи от элемента к элементу происходит по экспоненциальному закону.

Взвешенная сумма сил связей, подходящих к каждому элементу сети, определяет величину степени ассоциации между i -м и j -м элементами, т.е.

$$\text{Ass}(i \rightarrow j) = K_{1j}a + K_{2j}b + K_{3j}c \quad (4)$$

$$(i, j = 1, 2, \dots, n),$$

где K_{1j} — количество связей с силой, равной a , соединяющих i -й элемент, с которого производится запрос, с j -м элементом. Очевидно, что $K_{1j} = 1$.

K_{2j} — количество связей с силой, равной b , которые могут подходить к любому элементу из $n - 1$:

$$0 \leq K_{2j} \leq m.$$

Это очевидно, так как к любому из $n - 1$ элементов либо может не подходить связь с силой b , т.е. $K_{2j} = 0$, либо от всех m_j элементов, к которым подходят связи с силой a , будут подходить связи с силой b , т.е. $K_{2j} = m$.

K_{3j} — количество связей с силой, равной c , соединяющих элементы, к которым подходят связи с силой b (их количество зависит от способа) распределения связей), со всеми остальными элементами сети.

Теоретически $0 \leq K_{3j} \leq (m - 1)^2$, но практически K_{3j} никогда не достигает верхнего предела (см. выше). Конкретное значение верхнего предела K_{3j} зависит от способа распределения связей с силой, равной b .

Сумма степеней ассоциаций является величиной постоянной для данной сети и при условии, что запрос производится только с одного элемента, равна

$$\sum_{j=1}^n \text{Ass}(i \rightarrow j) = a \sum_{j=1}^n K_{1j} + b \sum_{j=1}^n K_{2j} + c \sum_{j=1}^n K_{3j} =$$

$$= ma + (m - 1)mb + (m - 1)^2 mc. \quad (5)$$

Выше мы рассматривали случай, когда $\text{Ass}(i \rightarrow j) = 0$. Этот случай

имеет место при $\sum_{j=1}^m K_{2j} = 0$ и, следовательно, $K_{3j} = 0$ при $j = i$. Выра-

жение (5) является общим и потому учитывает случай, когда $\text{Ass}(i \rightarrow j) \neq$

$\neq 0$, а это возможно, если $\sum_{j=1}^m K_{2j} \neq 0$ и, следовательно, $K_{3j} \neq 0$ при $j = i$. Для получения максимального значения $R_{\max} \text{Ass}(i \rightarrow j)$ необхо-

димо, чтобы $\sum_{j=1}^m K_{2j} = 0$.

Для одной и той же сети в зависимости от способа распределения связей с силой b и связей с силой c по элементам сети могут быть получены различные значения $R_i \text{Ass}(i \rightarrow j)$ и $R_{\max} \text{Ass}(i \rightarrow j)$ при запросе с одного и того же элемента. Но распределение связей с силой b определяет распределение связей с силой c , а о распределении связей с силой a говорить не приходится, так как $K_{1j} = 1$. Поэтому нахождение способа распределения связей сводится к определению вероятностей различных распределений $(m - 1)m$ неразличимых связей с силой b по $n - (m + 1)$ неразличным элементам и выделению наиболее вероятного распределения.

Вероятности различных распределений равны [4, стр. 50]

$$p(\text{dis } K_{2j}) = \frac{[n - (m + 1)]!}{\prod_{k=1}^{n-(m+1)} r_k!} \frac{[(m - 1)m]!}{\prod_{j=m+1}^{n-1} K_{2j}!} [n - (m + 1)]^{-m(m-1)}, \quad (6)$$

где $\text{dis } K_{2j}$ — конкретный способ распределения $(m - 1)m$ связей с силой b по $n - (m + 1)$ элементам (dis — сокращение от английского слова *distribution* — распределение); $p(\text{dis } K_{2j})$ — вероятность получения данного способа распределения связей

$$\sum_{j=m+1}^{n-1} p(\text{dis } K_{2j}) = 1;$$

r_k — количество элементов, к которым подходит одинаковое число связей с силой b ;

$$\sum_{k=1}^{n-(m+1)} r_k = n - (m + 1), \quad 1 \leq r_k \leq n - (m + 1).$$

Для получения максимального значения $p(\text{dis } K_{2j})$ необходимо, чтобы произведение $\prod_{k=1}^{n-(m+1)} r_k!$ или $\prod_{j=m+1}^{n-1} K_{2j}!$ было минимальным. Так как ве-

личины r_k и K_{2j} взаимозависимы, произведения $\prod_{k=1}^{n-(m+1)} r_k!$ и $\prod_{j=m+1}^{n-1} K_{2j}!$ не могут одновременно быть минимальными. Нетрудно видеть, что $\prod_{k=1}^{n-(m+1)} r_k!$ равно минимуму при линейном распределении связей по элементам т. е.

$$\text{dis } K_{2j} = m, m - 1, m - 2, \dots, 1, 0.$$

Произведение $\prod_{j=m+1}^{n-1} K_{2j}!$ равно минимуму при равномерном распределении связей по элементам сети, т. е. при $K_{2j} = \frac{m(m-1)}{n-(m+1)}$ для всех $n - (m + 1)$ элементов.

Рассмотрим три различных способа распределения связей по элементам сети с параметрами $n = 24$ и $m = 8$.

1. Линейный способ распределения, т. е.

$$\text{dis}_1 K_{2j} = 8, 7, 6, 5, 4, 3, 2, 1, 0, 7, 5, 3, 2, 2, 1.$$

2. Равномерное распределение связей, т. е.

$$\text{dis}_2 K_{2j} = 3, 3, 3, 3, 4, 4, 4, 4, 4, 4, 4, 4, 4, 4, 4.$$

3. Распределение связей имеет вид

$$\text{dis}_3 K_{2j} = 8, 4, 2, 1, 8, 4, 2, 1, 8, 4, 2, 1, 8, 2, 1.$$

В результате вычисления вероятностей данных распределений получено

$$p(\text{dis}_1 K_{2j}) \simeq 268 p(\text{dis}_2 K_{2j}) \simeq 1357 p(\text{dis}_3 K_{2j}).$$

Очевидно, что

$$\text{Ass}(i \rightarrow j) = \text{Ass}(j \rightarrow i) \text{ при } j \neq i.$$

Матрица связи позволяет получить цепочки ассоциаций при заданном элементе запроса. Предположим, что запрос производится с первого элемента сети. Нас интересует элемент первой строки матрицы, который наиболее сильно связан с элементом запроса, т. е.

$$\text{Ass}(1 \rightarrow \alpha) = \max_{j \neq 1} \text{Ass}(1 \rightarrow j) \quad (\alpha = 1, 2, \dots, n), \quad (9)$$

$$\text{Ass}(1 \rightarrow \alpha) > \text{Ass}(1 \rightarrow j) \quad \text{для всех } j \neq \alpha.$$

Используя полученный результат в качестве второго запроса, мы не обязательно получим в качестве ответа на второй запрос исходный запрос, т. е.

$$\text{Ass}(\alpha \rightarrow \beta) = \max_{\substack{\beta \neq \alpha \\ \beta \neq 1}} \text{Ass}(\alpha \rightarrow j). \quad (10)$$

При этом чем большей организацией обладает сеть, тем больше вероятность, что $\beta \neq 1$, при условии, что запрос производится с первого элемента.

Другими словами,

$$\text{Ass}(\alpha \rightarrow \beta) \neq \text{Ass}(1 \rightarrow \alpha). \quad (11)$$

Таким образом, данная модель позволяет получить цепочку ассоциаций, знакомую психологам, — каждое понятие вызывает другое, благодаря тому что они имеют общие признаки.

Дальнейшая наша задача состоит в том, чтобы выразить значение $R_{\max} \text{Ass}(i \rightarrow j)$ через параметры сети при полученном способе распределения связей.

Представим $R_{\max} \text{Ass}(i \rightarrow j)$ в виде суммы, т. е.

$$R_{\max} \text{Ass}(i \rightarrow j) = R_{1\max} \text{Ass}(i \rightarrow l) + R_{2\max} \text{Ass}(i \rightarrow p) \quad (12)$$

$$(l = 1, 2, \dots, m) \text{ и } (p = m + 1, m + 2, \dots, n - 1),$$

где $R_{1\max} \text{Ass}(i \rightarrow l)$ — максимальное разнообразие m элементов, к которым подходит m связей с силой, равной a .

$R_{2\max} \text{Ass}(i \rightarrow p)$ — максимальное разнообразие $n(m + 1)$ элементов, к которым подходит $(m - 1)m$ связей с силой, равной b .

Значение $R_{1\max} \text{Ass}(i \rightarrow l)$ определяется как число различных распределений связей с силой, кратной c , по m элементам, а значение $R_{2\max} \text{Ass}(i \rightarrow p)$ — как число различных распределений связей с силой, равной b , и связей с силой, кратной c , по $n - (m + 1)$ элементам. Сложность нахождения значений $R_{1\max} \text{Ass}(i \rightarrow l)$ и $R_{2\max} \text{Ass}(i \rightarrow p)$ заключается в том, что связи, отходящие от $n - (m + 1)$ элементов, имеют различную силу, кратную c , и что количество связей, обладающих различной силой (степенью кратности), различно. Действительно, от элемента, к которому подходит m связей с силой, равной b , отходит m связей с силой, равной $(m - 1)c$ каждая, а от элемента с $(m - 1)$ подходящими связями, сила каждой из которых равна b , отходит $(m - 1)$ связей с силой, равной $(m - 2)c$ каждая, и т. д.

Очевидно, что только данный способ распределения связей с силой b по $n - (m + 1)$ элементам дает возможность получить максимальное значение разнообразия, так как в этом случае получаем максимальное значение различных связей с силой, кратной c .

Анализ ассоциативных сетей с различными параметрами позволяет определить максимальные значения разнообразий. Так,

$$R_{1\max} \text{ Ass } (i \rightarrow l) = m$$

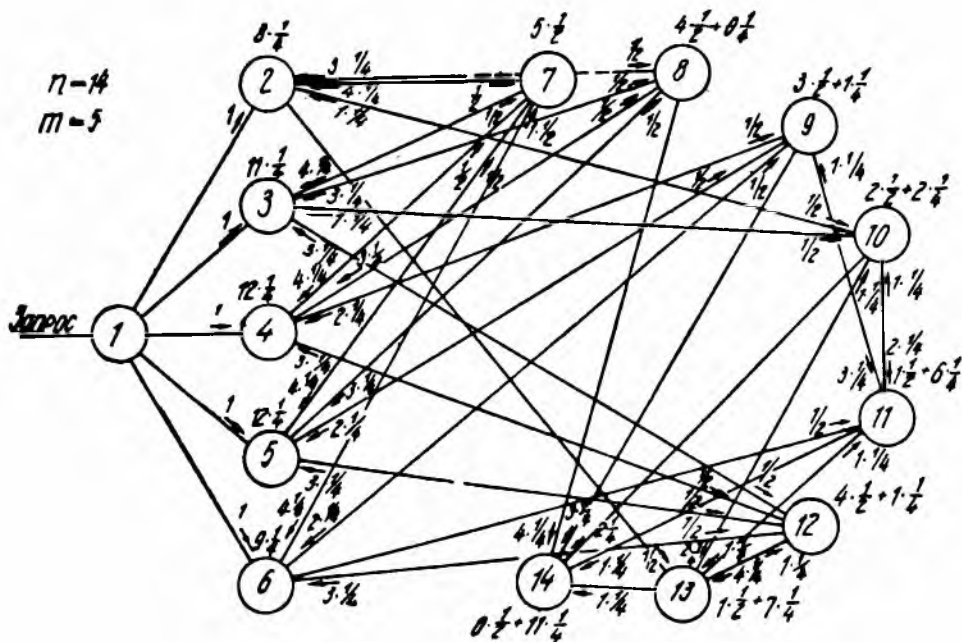
при $(n = 20, 21, \dots)$ и $(m = 7, 8, \dots)$, а

$$R_{2\max} \text{ Ass } (i \rightarrow p) = n - (m + 1)$$

при $n = 33, 34, \dots$, $m = 12, 13, \dots$ и при условии, что дополнительное распределение $\frac{m(m-2)}{2}$ связей с силой, равной b , по $n - 2(m + 1)$ элементам начинается не с m , а с $m - 1$ связей, т. е. $K_{2j} = m - 1$ при $j = 2(m + 1)$.

В противном случае, если $K_{2j} = m - 1$ при $j = 2(m + 1)$,

$$R_{2\max} \text{ Ass } (i \rightarrow p) = n - (m + 2).$$



Следовательно, текущее значение относительной организации сети равно

$$\frac{Q_i}{Q_{\max}} = \frac{R_i \text{ Ass}(i \rightarrow j)}{R_{\max} \text{ Ass}(i \rightarrow j)} = \frac{R_i \text{ Ass}(i \rightarrow j)}{n-1} \quad (14)$$

($i, j = 1, 2, \dots, n$), ($n = 33, 34, \dots$).

В качестве примера рассмотрим сеть с параметрами $n = 14$; $m = 5$. Силы связей примем равными соответственно $1, \frac{1}{2}$ и $\frac{1}{4}$. На рис. 2 изображена сеть со всеми наложенными связями. Стрелки с цифрами указывают направление связей и их силу. Для данной сети

$$R_{\max} \text{ Ass}(i \rightarrow j) = 2m.$$

На основании рис. 2 составим таблицу степеней ассоциации между элементом 1 и всеми другими элементами. Аналогичным способом составим таблицы степеней ассоциации между любым данным элементом и всеми остальными и объединим их в матрицу связи

$$\| \text{Ass}(i \rightarrow j) \|.$$

Определим значения $R_i \text{ Ass}(i \rightarrow j)$ и подсчитаем текущее значение относительной организации $\frac{Q_i}{Q_{\max}}$ (рис. 3).

1 2	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	Q_i	15
1	0	3	$3\frac{3}{4}$	4	4	$3\frac{1}{4}$	$2\frac{1}{2}$	2	$1\frac{3}{4}$	$1\frac{1}{2}$	2	$2\frac{1}{4}$	$2\frac{1}{4}$	$2\frac{1}{4}$	10	1
2	3	$\frac{1}{2}$	$2\frac{1}{2}$	$1\frac{3}{4}$	$1\frac{3}{4}$	$1\frac{3}{4}$	3	$3\frac{1}{4}$	$3\frac{1}{4}$	3	$2\frac{3}{4}$	$3\frac{1}{4}$	$2\frac{1}{4}$	$2\frac{1}{2}$	7	0,7
3	$3\frac{3}{4}$	$2\frac{1}{2}$	0	2	2	$1\frac{3}{4}$	$3\frac{1}{4}$	$3\frac{1}{2}$	$3\frac{1}{2}$	$2\frac{1}{4}$	$2\frac{1}{4}$	$3\frac{1}{4}$	$2\frac{3}{4}$	$1\frac{3}{4}$	8	0,8
4	4	$1\frac{3}{4}$	2	0	$2\frac{1}{2}$	$2\frac{1}{4}$	4	$3\frac{1}{2}$	3	$2\frac{3}{4}$	$2\frac{1}{4}$	$3\frac{1}{2}$	2	$1\frac{1}{2}$	9	0,9
5	4	$1\frac{3}{4}$	2	$2\frac{1}{2}$	0	$2\frac{1}{4}$	4	$3\frac{1}{2}$	3	$2\frac{3}{4}$	$2\frac{1}{4}$	$3\frac{1}{2}$	2	$1\frac{1}{2}$	9	0,9
6	$3\frac{1}{4}$	$1\frac{3}{4}$	$1\frac{3}{4}$	$2\frac{1}{4}$	$2\frac{1}{4}$	$\frac{1}{2}$	$3\frac{1}{4}$	$3\frac{1}{4}$	$3\frac{1}{4}$	3	2	$3\frac{1}{4}$	$2\frac{1}{2}$	$2\frac{1}{4}$	7	0,7
7	$2\frac{1}{2}$	3	$3\frac{1}{4}$	4	4	$3\frac{1}{4}$	0	2	$1\frac{3}{4}$	$1\frac{1}{2}$	2	$2\frac{1}{4}$	$2\frac{1}{4}$	$2\frac{3}{4}$	10	1
8	2	$3\frac{1}{4}$	$3\frac{1}{2}$	$3\frac{1}{2}$	$3\frac{1}{4}$	$3\frac{3}{4}$	2	0	$1\frac{3}{4}$	$2\frac{1}{4}$	$2\frac{1}{2}$	2	$2\frac{3}{4}$	$2\frac{1}{4}$	8	0,8
9	$1\frac{3}{4}$	$3\frac{1}{4}$	$3\frac{1}{2}$	3	3	$3\frac{1}{4}$	$1\frac{3}{4}$	$1\frac{3}{4}$	1	$2\frac{1}{4}$	$2\frac{1}{2}$	$2\frac{1}{4}$	3	$2\frac{3}{4}$	7	0,7
10	$1\frac{1}{2}$	3	$2\frac{1}{4}$	$2\frac{3}{4}$	$2\frac{3}{4}$	3	$1\frac{1}{2}$	$2\frac{1}{4}$	$2\frac{1}{4}$	2	3	2	$3\frac{1}{4}$	$3\frac{1}{2}$	7	0,7
11	2	$2\frac{1}{4}$	$2\frac{1}{4}$	$2\frac{1}{4}$	$2\frac{1}{4}$	2	2	$2\frac{1}{2}$	$2\frac{1}{4}$	3	$2\frac{1}{4}$	$2\frac{1}{2}$	$3\frac{3}{4}$	$3\frac{1}{4}$	6	0,6
12	$2\frac{1}{4}$	$3\frac{1}{4}$	$3\frac{1}{4}$	$3\frac{1}{2}$	$3\frac{1}{2}$	$3\frac{1}{4}$	$2\frac{1}{4}$	2	$2\frac{1}{4}$	2	$2\frac{1}{2}$	0	$1\frac{1}{2}$	3	8	0,8
13	$2\frac{1}{4}$	$2\frac{1}{4}$	$2\frac{1}{4}$	2	2	$2\frac{1}{2}$	$2\frac{1}{4}$	$2\frac{3}{4}$	3	$3\frac{1}{4}$	$3\frac{1}{4}$	$1\frac{1}{2}$	2	$3\frac{1}{4}$	7	0,7
14	$2\frac{1}{4}$	$2\frac{1}{2}$	$1\frac{3}{4}$	$1\frac{1}{2}$	$1\frac{1}{2}$	$2\frac{1}{4}$	$2\frac{3}{4}$	$2\frac{1}{4}$	$2\frac{3}{4}$	$3\frac{1}{2}$	$3\frac{1}{4}$	3	$3\frac{1}{4}$	2	8	0,8

Рис. 3

Таким образом, предложенная мера организации позволяет сравнивать различные ассоциативные сети по уровню организации. Рассмотренный подход дает возможность определить наиболее вероятный способ распределения связей между элементами сети с целью получения мак-

На основании анализа выражения (2) можно предположить, что мозг человека состоит из множества ассоциативных сетей с определенным количеством элементов. В самом деле, если принять что каждый нейрон может соединяться с 10^5 другими нейронами, т. е. $m = 10^5$, то согласно (2) получим, что разветвленная нейронная сеть должна состоять примерно из 271 829 нейронов.

Объединение таких нейронных сетей представляет собой иерархическую структуру, в которой каждый элемент более высокого уровня является в известном смысле обобщением набора элементов предыдущего уровня.

ЛИТЕРАТУРА

1. В. Е. Джульано. Аналоговые схемы для ассоциации слов. «Зарубежная, радиоэлектроника», 1964, № 12.
 2. Ф. Розенблатт. Модель механизму пам'яті у нейронних сітках. «Автоматика», 1965, № 5.
 3. Р. Бойелл. Память с семантическими связями. В сб. «Проблемы бионики» (перев. с англ.), изд-во «Мир», 1965.
 4. В. Феллер. Введение в теорию вероятностей и ее приложения, изд-во «Мир», М., 1964.
-

МОДЕЛИРОВАНИЕ ДИНАМИКИ АДАПТАЦИИ ЗРЕНИЯ И СЛУХА

**Ю. П. Шабанов-Кушнарченко, Г. Ф. Дюбко, Е. П. Пуятин,
М. Ф. Бондаренко**

Харьковский институт радиоэлектроники

В настоящей статье мы продолжаем исследование вопросов адаптации зрения и слуха, начатое в работе [1]. В отличие от работы [1], где рассматривались статические реакции модели адаптации, здесь речь идет о динамике адаптационного процесса. В применении к зрению будем исходить из модели адаптации в виде следующей системы уравнений:

$$Q = c \lg dU, \quad (1)$$

$$m \frac{dT}{dt} + T = kQ, \quad (2)$$

$$R = Q - T, \quad (3)$$

$$B = r \cdot 10^R + s. \quad (4)$$

В уравнениях (1)–(4) введены такие обозначения: $U = U(t)$ — яркость зрительной картины; $B = B(t)$ — светлота зрительного ощущения; c, d, m, k, r, s — константы адаптационного преобразования; $Q = Q(t)$, $R = R(t)$ — некоторые промежуточные сигналы преобразования; t — время.

В случае, когда сигнал $Q(t)$ изменяется во времени по произвольному закону, решение уравнения (2) запишется в виде

$$T(t) = \frac{k}{m} \int_{-\infty}^t Q(\tau) e^{-\frac{t-\tau}{m}} d\tau. \quad (5)$$

Подадим на вход модели адаптации ступенчатый сигнал

$$U = \begin{cases} U_1 & \text{при } t < 0, \\ U_2 & \text{при } t \geq 0. \end{cases} \quad (6)$$

В этом случае светлота зрительного ощущения, определяемая с помощью формул (1)–(5), запишется в виде

$$B = r \cdot 10^R + s, \quad (7)$$

где

$$R(t) = \begin{cases} (1-k)c \lg dU_1 & \text{при } t < 0, \\ (1-k)c \lg dU_2 + kc \lg \frac{U_2}{U_1} e^{-\frac{t}{m}} & \text{при } t \geq 0. \end{cases} \quad (8)$$

На рис. 1, *а* и *б* представлены диаграммы, дающие представление о характере изменения яркости зрительной картины и светлоты зрительного ощущения во времени. Из них видно, что сразу же после изменения яркости зрительной картины с низкого уровня на высокий наблюдается скачкообразный рост светлоты зрительного ощущения. Однако

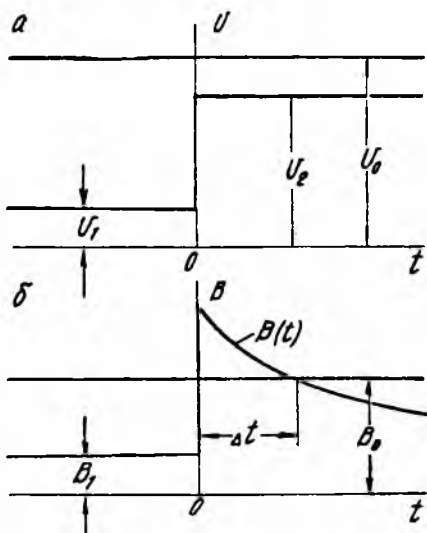


Рис. 1

в дальнейшем уровень светлоты постепенно снижается до некоторого установившегося значения. Такая же, по крайней мере в качественном отношении, картина изменения светлоты наблюдается и в процессе адаптации органа зрения. Модель адаптации можно было бы легко проверить на опыте, если бы мы имели возможность записать осциллограмму изменения светлоты зрительного ощущения во времени в ответ на скачок яркости. Однако поскольку сознание наблюдателя не удастся использовать в роли достаточно точного самопишущего прибора, осуществить такой прямой опыт затруднительно.

В то же время известно, что сознание можно использовать как очень точный нуль-прибор, отмечающий равенство или неравенство

светлот двух полей сравнения. Это обстоятельство мы и учитываем при экспериментальной проверке модели адаптации зрения.

Эксперимент можно осуществить следующим образом. Пусть имеются два смежных поля сравнения (рис. 2). Наблюдатель длительно фиксирует точку *O* на линии раздела полей. На левое поле вначале длительно подается яркость U_1 , которая в момент времени $t = 0$ сменяется большей яркостью U_2 . На правом поле постоянно формируется некоторая яркость сравнения U_0 , выбираемая с таким расчетом, чтобы было $U_0 > U_2$ (рис. 1, *а*).

При $t > 0$ испытуемый будет отмечать на левом поле постепенное изменение светлоты $B(t)$ во времени. Если яркость U_0 правого поля выбрана не слишком большой, то в некоторый момент времени $t = \Delta t$ светлота $B(\Delta t)$ левого поля сравняется со светлотой правого поля B_0 :

$$B(\Delta t) = B_0. \quad (9)$$

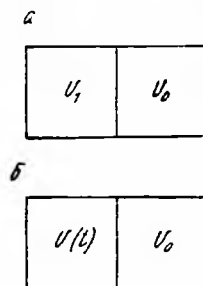


Рис. 2

Другим уровням светлоты B_0 правого поля будут соответствовать иные значения времени Δt , при котором произойдет выравнивание светлоты полей сравнения.

С помощью такого эксперимента может быть обследован весь переходный адаптационный процесс, происходящий при скачкообразном изменении яркости зрительной картины.

Установим, исходя из модели адаптации, в каком соотношении должны находиться яркости U_0 , U_1 , U_2 и время Δt .

Согласно модели светлота B_0 равна

$$B_0 = r \cdot 10^{(1-k) \lg dU_s} + s. \quad (10)$$

Для светлоты $B(\Delta t)$, используя равенства (7) и (8), при $t = \Delta t > 0$ найдем

$$B(\Delta t) = r \cdot 10^{(1-k) \lg dU_s + k \lg \frac{U_1}{U_s} - \frac{\Delta t}{m}} + s. \quad (11)$$

Подставляя (10) и (11) в (9), имеем

$$\Delta t = m \ln \left(\frac{k \lg \frac{U_1}{U_s}}{1 - k \lg \frac{U_s}{U_0}} \right). \quad (12)$$

Полученная зависимость допускает непосредственную проверку опытом. Ниже описываются выполненные с этой целью эксперименты.

Опыты проводились на вертушке, описанной в работе [1]. Отличие методики проведения опытов состояло лишь в том, что яркость U_0 принималась несколько иной, по сравнению с той, которая обеспечивает равенство светлот в первый момент времени после скачка яркости. Теперь равенство светлот полей сравнения отмечалось испытуемым через некоторый промежуток времени Δt после скачка яркости. Это время фиксировалось с помощью секундомера. Эксперименты, как и прежде, были поставлены на одном испытуемом и повторялись многократно (не менее 10 раз). В расчет принимались средние значения времени Δt . Разброс значений времени Δt в отдельных опытах, как правило, не превышал $10 \div 20\%$ значения Δt .

Ниже (в первых двух строках) представлены результаты одного из экспериментов при $\varphi_0 = 2$ дел., $\varphi_1 = 128$ делений.

$\varphi_2, \text{ дел.}$	15	14	12	10	8	6	5	4
$\Delta t^{(\text{эксп.})}, \text{ сек.}$	0	5	15	30	50	65	80	130
$\varphi_1, \text{ (теор.)}, \text{ сек.}$	4	9	19	32	48	72	89	113

В третьей строке указаны теоретические значения времени Δt , вычисленные при $m = 70$ сек и $k = 0,5$ по формуле

$$\Delta t = m \ln \left(\frac{k \lg \frac{\varphi_1}{\varphi_0}}{1 - k \lg \frac{\varphi_1}{\varphi_0}} \right). \quad (13)$$

вытекающей из (12) с учетом прямо пропорциональной зависимости яркости от величины угла, дозирующего уровень яркости поля.

На рис. 3 представлена построенная по данным табл. 1 теоретическая кривая, на которую наложены в виде кружков результаты эксперимента. Как видим, здесь имеет место достаточно хорошее согласование теории и опыта. Подобного рода опыты были проведены также при многих других значениях углов раствора вертушки φ_0 и φ_1 . Во всех случаях получена аналогичная картина согласования теоретических данных при тех же значениях параметров модели: $m = 70$ сек и $k = 0,5$.

Поскольку эти опыты не дают ничего существенно нового по сравнению с описанным, результаты их здесь не приводятся. Следует, однако, заметить, что степень расхождения теории с опытом значительно возрастает и увеличивается разброс точек для пар значений углов φ_0 и φ_1 , соответствующих ячейкам табл. 1 работы [1] под жирной чертой.

Это связано с тем, что точность опыта в этом случае существенно снижалась ввиду необходимости сравнивать по светлоте не вполне одинаковые по окраске оттенки. Подобного рода ухудшение степени согласования теории с опытом наблюдалось также в опытах по статике адаптации зрения [1].

В литературе описано исследование адаптационных реакций органа зрения, выполненное Крисом [2]. Опыты проводились с помощью вертушки, имеющей два поля сравнения, по следующей методике. Наблюдатель фиксировал точку на границе двух полей. В течение длительного времени наблюдения, достаточного для полной адаптации глаза, оба поля сравнения имели одинаковую яркость U_0 . В некоторый момент времени $t = 0$ яркость одного из полей (назовем его первым) скачкообразно менялась и в дальнейшем сохраняла постоянное значение U_1 . По прошествии периода времени Δt в момент $t = \Delta t$ яркость первого поля вновь скачкообразно менялась, причем уровень ее U_2 подбирался с таким расчетом, чтобы в первое мгновение вторичного изменения яркости первого поля его светлота

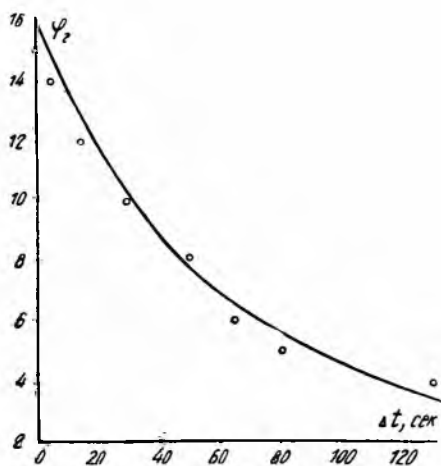


Рис. 3

была такой же, как и у второго поля. Яркость второго поля в продолжение всего опыта оставалась неизменной и равной U_1 .

В результате опыта выявлена связь между яркостями U_0 , U_1 , U_2 и временем Δt :

$$f = (U_0, U_1, U_2, \Delta t) = 0. \quad (14)$$

Ни Крис, ни другие авторы не предлагают обоснованных формул для аналитического описания зависимости (14), устанавливаемой в эксперименте.

Определим вид зависимости (14), исходя из предложенной модели адаптации зрения.

В условиях опыта входной сигнал модели $U(t)$ изменяется во времени для первого поля следующим образом:

$$U(t) = \begin{cases} U_0 & \text{при } t < 0, \\ U_1 & \text{» } 0 \leq t < \Delta t, \\ U_2 & \text{» } t \geq \Delta t. \end{cases} \quad (15)$$

Характер изменения входного сигнала $U(t)$ во времени показан на рис. 4 а.

Выходной сигнал $B(t)$ определим, решая для условий (15) уравнения модели. В результате получим

$$B(t) = \begin{cases} r \cdot 10^{(1-k) \lg dU_0 + S} & \text{при } t < 0, \\ r \cdot 10^{(1-k)c \lg dU_1 - kc \lg \frac{U_2}{U_1} e^{-\frac{t}{m}} + S} & \text{при } 0 < t \leq \Delta t, \\ r \cdot 10^{c \lg dU_1 - kc \lg dU_0 e^{-\frac{t}{m}} - kc \lg dU_1 e^{-\frac{t}{m}} \left(\frac{\Delta t}{e^{\frac{t}{m}}} - 1 \right)} \times \\ \times 10^{-kc \lg dU_0 e^{-\frac{t}{m}} \left(\frac{t}{e^{\frac{t}{m}}} - e^{\frac{\Delta t}{m}} \right) + S} & \text{при } t > 0. \end{cases} \quad (16)$$

Характер изменения светлоты $B(t)$ во времени показан на рис. 4 б.

Определим уровень светлоты B_0 в момент времени $t = -0$ и B_1 — в момент времени $t = \Delta t + 0$. По формулам (16) находим

$$B_0 = (1 - k) c \lg dU_0, \quad (17)$$

$$B_1 = c \lg dU_2 - kc \lg dU_1 - kc \lg \frac{U_0}{U_1} e^{-\frac{\Delta t}{m}}. \quad (18)$$

Светлоты, согласно условиям эксперимента, равны

$$B_0 = B_1. \quad (19)$$

Подставляя (17) и (18) в (19), получаем искомую зависимость (14), из которой

$$\Delta t = m \ln \frac{1}{1 - \frac{1}{k} \frac{\lg \frac{U_2}{U_0}}{\lg \frac{U_1}{U_0}}}. \quad (20)$$

Для экспериментальной проверки формулы (20) воспользуемся одним из экспериментов Криса, результаты которого помещены ниже, в первых двух строках.

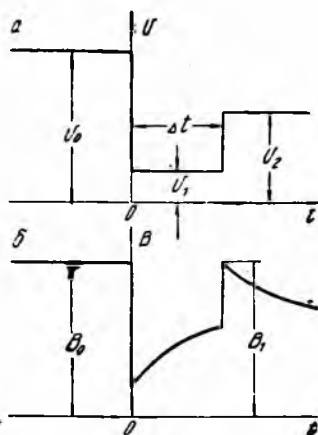


Рис. 4

$\frac{U_2}{U_0}$	91	81	66	58	43	23	15
Δt (эксп.), сек	3	6	10	20	40	70	100
Δt (теор.), сек	2,9	6,8	14	19	32	71	120

При проведении опыта было принято $\frac{U_1}{U_0} = 1\%$. В третьей строке даны результаты теоретического подсчета времени Δt по формуле (20). При этом принято $k = 0,5$, $m = 70$ сек, т. е. взяты те же значения параметров модели, что и в опыте, описанном в предыдущем случае.

На диаграмме рис. 5 изображена теоретическая кривая, на которую наложены в виде кружков экспериментальные данные. Как видим, здесь имеет место хорошее согласование теории с опытом.

Выше были получены теоретические зависимости, экспериментальная проверка которых может быть выполнена лишь для отдельных точек адаптационного процесса. Однако интересно поставить такой опыт, в котором бы непосредственно заснималась вся кривая адаптационного процесса. Поскольку, как уже указывалось, закон изменения светлоты зрительного ощущения

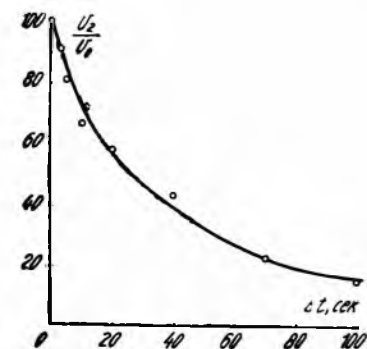


Рис. 5

во времени записать не удастся, поставим задачу несколько иначе. До сих пор мы по заданному входному сигналу $U(t)$ модели адаптации определяли вид выходного сигнала $B(t)$. Рассмотрим теперь об-

ратную постановку задачи: задан вид выходного сигнала $B(t)$; нужно определить вид входного сигнала $U(t)$, порождающего заданную реакцию. Решение этой задачи приводит к следующим равенствам, позволяющим по заданному выходному сигналу $B(t)$ определить входной сигнал $U(t)$:

$$U = \frac{1}{a} 10^{\frac{1}{2} Q}, \quad (21)$$

$$Q(t) = T(t) + \frac{k}{m} \int_{-\infty}^t T(\tau) e^{-\frac{1-k}{m}(t-\tau)} d\tau, \quad (22)$$

$$R = \lg \frac{1}{r} (B - s). \quad (23)$$

Поставим теперь следующую задачу. Требуется отыскать вид входного сигнала $U(t)$ — такого, чтобы при его подаче в модель последняя реагировала ступенчатой функцией $B(t)$ вида

$$B(t) = \begin{cases} B_1 & \text{при } t < 0, \\ B_0 & \text{» } t \geq 0. \end{cases} \quad (24)$$

Применяя общее решение для случая (24), получим

$$Q(t) = \begin{cases} \frac{1}{1-k} R_1 & \text{при } t < 0, \\ \frac{1}{1-k} R_0 - \frac{k}{1-k} (R_0 - R_1) e^{-\frac{1-k}{m} t} & \text{» } t \geq 0, \end{cases} \quad (25)$$

где

$$R_1 = \lg \frac{1}{r} (B_1 - s), \quad (26)$$

$$R_0 = \lg \frac{1}{r} (B_0 - s).$$

Входной сигнал $U(t)$ найдем, подставляя (25) в (22). Характер изменения выходного $B(t)$ и входного $U(t)$ сигналов во времени изображен на диаграммах рис. 6, а и б.

Введем значения Q_1 и Q_0 промежуточного сигнала модели, соответствующие значениям B_1 и B_0 выходного сигнала для установившегося режима работы модели. В этом случае имеем

$$R_1 = (1 - k) Q_1, \quad (27)$$

$$R_0 = (1 - k) Q_0.$$

Тогда для $t \geq 0$ получим

$$Q(t) = Q_0 - k(Q_0 - Q_1) e^{-\frac{1-k}{m} t}. \quad (28)$$

Введем в рассмотрение также значения постоянных входных сигналов U_1 и U_0 , которым в установившемся режиме соответствуют постоянные промежуточные сигналы Q_1 и Q_0 . Согласно (1), имеем

$$\begin{aligned} Q_1 &= c \lg d U_1, \\ Q_0 &= c \lg d U_0. \end{aligned} \quad (29)$$

Производя по (29) замену Q_1 и Q_0 на U_1, U_0 , преобразуем равенства (28) к виду

$$U(t) = U_0 \left(\frac{U_1}{U_0} \right)^{k e^{-\frac{1-k}{m} t}}. \quad (30)$$

В равенстве (30), кроме того, произведена замена $Q(t)$ на $U(t)$ по формуле (1). Формула (30) допускает экспериментальную проверку. Постановка опыта осуществляется следующим образом. Наблюдатель длительное время фиксирует точку O на границе раздела двух полей (рис. 7). На левое поле в течение продолжительного времени подается постоянный уровень яркости U_1 , на правое — уровень яркости U_0 . В некоторый момент времени ($t = 0$) постоянная яркость левого поля заменяется яркостью $U(t)$, регулируемой во времени (рис. 7). Эта яркость регулируется наблюдателем так, чтобы все время имело место равенство светлот полей сравнения. Если модель адаптации зрения верна, то яркость $U(t)$, подбираемая испытуемым, будет изменяться по закону, предписываемому формулой (30).

В этом опыте сознание наблюдателя используется исключительно в роли нуль-прибора, но, тем не менее, мы имеем возможность получить осциллограмму адаптационного процесса. Эксперименты по проверке зависимости (30) осуществлялись с помощью специальной вертушки. Яркость одного из двух ее полей может плавно регулироваться испытуемым без остановки вертушки. Схема ее изображена на рис. 8. На оси 1 электромотора, вращающего вертушку, имеется винтовая канавка 2. Вдоль нее движется палец 3, закрепленный в теле полого вала 4. Этот вал может перемещаться испытуемым вдоль оси прибора с помощью рукоятки, которая одновременно служит движком 5 потенциометра 6. Напряжение, снимаемое с движка потенциометра, регистрируется с помощью записывающего вольтметра. Рукоятка жестко скреплена с кольцом 7, движущимся по кольцевой канавке 8, проточенной в теле вала 4.

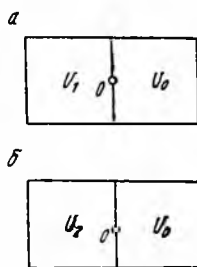


Рис. 7

При фиксированном положении рукоятки ось 1 и вал 4 вращаются синхронно и синфазно, осевое перемещение вала 4 приводит к его повороту относительно оси 1. На валу 4 закреплена шпонка 9, движущаяся внутри паза 10 полого вала 11. Оба вала — 4 и 11 всегда вращаются синхронно и синфазно, несмотря на возможное осевое перемещение вала 4. С валом 11 жестко связан диск 12 вертушки, а на оси 1 укреплен планка 13. К диску 12 крепятся два бумажных кружка 14 и 15 большого диаметра с прорезями, вставленные друг в друга. Угол раствора кружков может меняться только при остановленной вертушке. К тому же диску одним краем крепится третий бумажный кружок 16 малого диаметра. Четвертый кружок 17, также малого диаметра, противоположным краем крепится к планке 13. Угол раствора этого кружка может изменяться на ходу без остановки вертушки с помощью осевого перемещения вала 4. Величина угла φ_1 регистрируется пишущим вольтметром.

Опыт ставился следующим образом. Наблюдатель в течение 100 сек фиксировал точку на границе раздела полей вертушки. Внешнее поле имеет яркость U_1 , внутреннее — U_2 , что соответствует углам раствора белых кружков φ_1 и φ_2 . В некоторый момент времени ($t = 0$) испытуемый переводит рукоятку прибора в положение, при котором оба поля приобретают одинаковый уровень светлоты. Затем испытуемый совер-

шает колебательные движения рукояткой прибора с таким расчетом, чтобы он впервые замечал отличия в светлоте полей вертушки при крайних положениях рукоятки. Движения рукоятки регистрируются пишущим

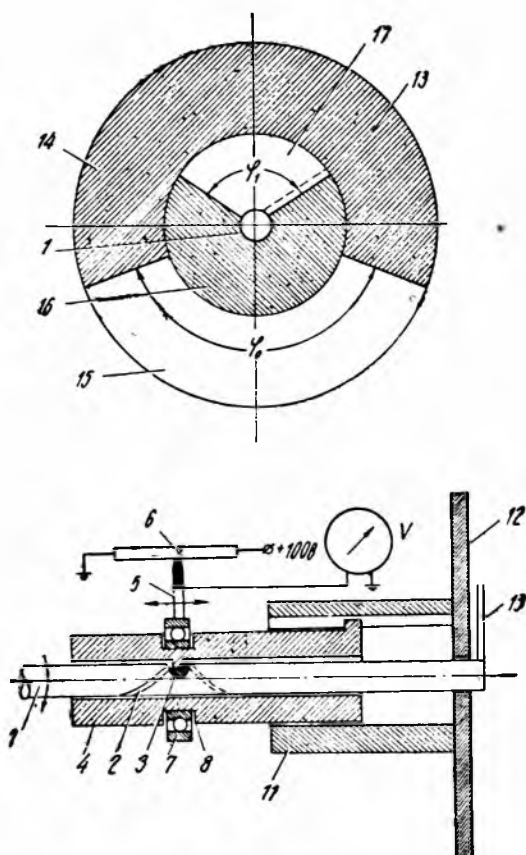


Рис. 8

вольтметром. Таким путем все время поддерживается яркость внутреннего поля вертушки $U(t)$ на уровне, обеспечивающем равенство светлот полей сравнения. Одновременно автоматически оценивается ошибка опыта в виде зоны нечувствительности, внутри которой совершаются колебания яркости $U(t)$.

По описанной методике было заснято большое число кривых изменения яркости $U(t)$ для различных значений яркостей U_0 и U_1 . Опыты проводились при освещенности 130 лк. Одна из полученных кривых изображена на рис. 9. При постановке опыта было принято $\varphi_0 = 2$ дел., $\varphi_1 = 128$ делений.

На том же графике изображена теоретическая кривая, построенная по формуле

$$t = \frac{m}{1-k} \ln k \frac{\lg \frac{\varphi_1}{\varphi_0}}{\lg \frac{\varphi(t)}{\varphi_0}}, \quad (31)$$

получающейся из (30) при переходе от яркостей U_0 , U_1 , $U(t)$ к соответствующим растворам углов кружков φ_0 , φ_1 , $\varphi(t)$. При построении теоре-

тической кривой приняты прежние значения констант модели: $m = 70$ сек, $k = 0,5$. Как видим, теоретическая кривая достаточно хорошо согласуется с экспериментальной. Быстрые колебания угла $\varphi(t)$ на экспериментальной кривой не следует принимать во внимание, так как они не имеют отношения к ходу адаптационного процесса, а обусловлены лишь особенностями методики эксперимента. В других опытах имеет место такая же степень согласования с теорией.

Заметим, что в трех различных опытах по динамике адаптации получено удовлетворительное согласие теоретиче-

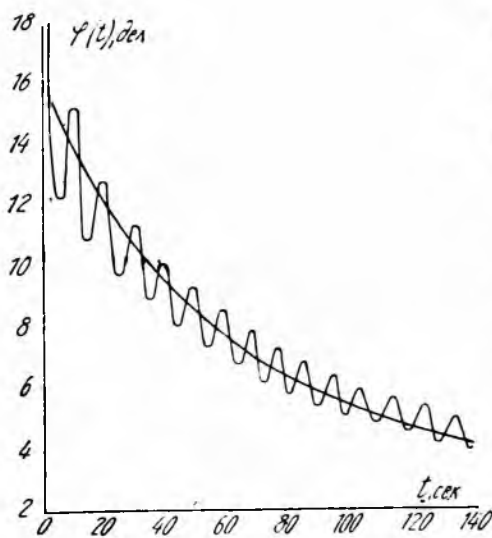


Рис. 9

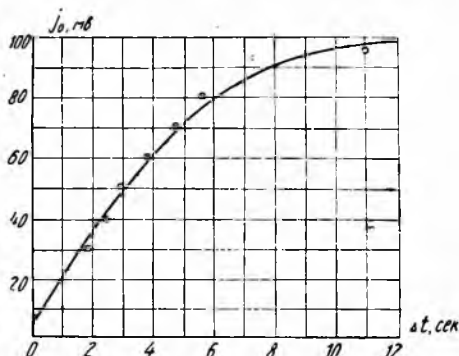


Рис. 10

ских расчетов с экспериментом. Это обстоятельство служит веским доводом в пользу справедливости предложенной модели адаптации зрения.

Справедливость формул (12) и (30) проверялась также в опытах на органе слуха. Эксперименты выполнялись на установке, описанной в работе [1].

В применении к слуху формулу (12) запишем в виде

$$\Delta t = m \ln \left(\frac{k \lg \frac{J_1}{J_2}}{1 - k \lg \frac{J_2}{J_0}} \right), \quad (32)$$

где J_0 , J_1 , J_2 — интенсивность соответствующих звуков, поступающих в левое и правое ухо.

Ниже представлены результаты одного из опытов по экспериментальной проверке формулы (32). При постановке опыта было принято $J_1 = 180$ мв, $J_2 = 90$ мв.

J_0 , мв	30	40	50	60	70	80	90	95
Δt , сек	1,8	2,4	3	3,8	4,7	5,5	7	11

По этим данным построена диаграмма рис. 10, где в виде кружков изображены результаты эксперимента; на них наложена теоретическая кривая, построенная по формуле (32) при $k = 0,7$; $m = 2,6$ сек.

Формулу (30) для слуха запишем в виде

$$J(t) = J_0 \left(\frac{J_1}{J_0} \right)^{k e^{-\frac{1-k}{m} t}}. \quad (33)$$

Эксперименты по проверке этой формулы выполнялись на той же установке; перемещение движка регулятора громкости, пропорциональное величине $J(t)$, осциллографировалось. Одна из заснятых осциллограмм приведена на рис. 11. При проведении эксперимента было принято $J_0 = 90$ мв; $J_1 = 180$ мв. На том же рисунке пунктиром проведена теоретическая диаграмма, вычисленная при $k = 0,7$ и $m = 2,6$ сек.

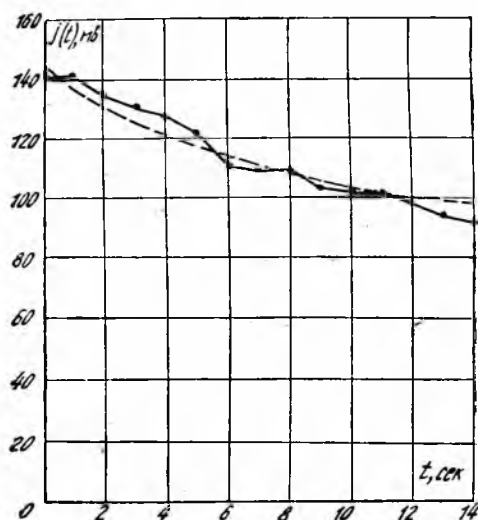


Рис. 11

Выполненные эксперименты свидетельствуют о том, что в пределах ошибки опыта реакции модели совпадают с фактическими реакциями органа слуха.

ЛИТЕРАТУРА

1. Ю. П. Шабанов-Кушнаренок, Г. Ф. Дюбко, Е. П. Пузятин, М. Ф. Бондаренко. Моделирование статики адаптации зрения и слуха (статья в настоящем сборнике).
2. J. Kries. Ueber die Ermudung des Sehnerven. Graefes Arch. f. Ophth., 23, № 2, 1877.

К ПОСТРОЕНИЮ МАТЕМАТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ ЗРЕНИЯ ЧЕЛОВЕКА С УЧЕТОМ ЦВЕТОВОЙ АДАПТАЦИИ

Е. П. Пуятин, В. П. Пчелинов, М. Ф. Бондаренко

Харьковский институт радиоэлектроники

В исследовании работы органа зрения с учетом адаптации можно выделить два направления: а) изучение яркостной цветовой адаптации, т. е. характера изменения яркости цвета при длительном действии цветового раздражителя на глаз [1]; б) изучение хроматической адаптации, или характера изменения цветности произвольного излучения после предварительного действия на глаз других излучений [2—4].

Отмеченные работы носят экспериментальный характер и не предполагают общей теории работы органа зрения с учетом адаптации. Такие общие представления об адаптационных преобразованиях в зрительной системе могут дать математические модели цветовой адаптации. Эти модели позволяют предсказывать выходные реакции зрительной системы на любые входные сигналы.

Построению математических моделей зрения с учетом цветовой адаптации в литературе не уделялось достаточного внимания. Отметим лишь работу [4], в которой показано, что адаптационное преобразование цветового пространства нелинейно и обусловлено не только уменьшением чувствительности приемников (коэффициентов Криса). Авторы подчеркивают, что для объяснения многообразия адаптационных процессов необходимо учитывать взаимодействие приемников глаза при передаче зрительной информации в мозг.

Учитывая трехкомпонентность зрительной системы человека, представим модель цветовой адаптации в виде структурной схемы, изображенной на рис. 1. Здесь под входными сигналами U_1, U_2, U_3 понимаются координаты цвета в физиологической системе. В качестве выходных приняты промежуточные сигналы R_1, R_2, R_3 , однозначно связанные со светлотой, насыщенностью и цветовым тоном B_1, B_2, B_3 . Общий подход к моделированию зрительной системы и обозначения такие же, как и в ранее опубликованных работах, посвященных качественному построению общей модели зрения и модели однородных стационарных зрительных процессов [5—6].

Представляя модель в таком виде, мы хотим подчеркнуть, что сейчас нас не интересует связь между каналами в процессе передачи информации.

Работа отдельных блоков модели описывается следующими уравнениями:

блок 1

$$V_i = c_i \lg l_i U_i, \quad (1)$$

блок 2

$$m_i \frac{dT_i}{dt} + T_i = k_i V^i, \quad (2)$$

блок 3

$$R_i = V_i - T_i \quad (i = 1, 2, 3), \quad (3)$$

где c_i, l_i — константы логарифмического преобразователя в общем случае различные для разных каналов;

U_i, V_i — фотометрические яркости излучения, взятые соответственно в линейном и логарифмическом масштабе;

m_i — постоянные времени адаптации зрения, различные по трем каналам;

k_i — постоянные «статики» адаптации;

T_i — некоторые промежуточные сигналы, характеризующие степень смещения уровня выходных сигналов R_i вследствие адаптации.

Реакции модели адаптации в качественном отношении совпадают с адаптационными реакциями органа зрения. Покажем это на примере светлотного канала. При переводе взгляда с темного фона на светлый последний вначале слепит глаза, но со временем видимая яркость, т. е. светлота зрительного ощущения, снижается и постепенно устанавливается на некотором постоянном уровне. В этом случае мы имеем резкий скачок светлоты зрительного ощущения в сторону повышения с постепенным ее снижением и последующей установкой на постоянном уровне.

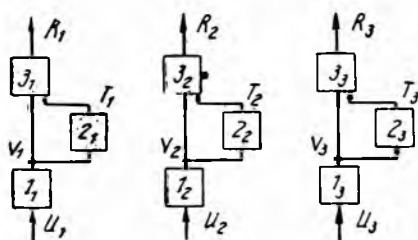


Рис. 1

Точно такой же в качественном отношении будет реакция модели. Поскольку вначале на вход модели длительное время подавался сигнал U_i малой величины, сигналы V_i и T_i также будут иметь малую величину. При последующем скачкообразном увеличении сигнала U_i вместе с ним скачкообразно увеличится V_i . В то же время в первое мгновение вследствие инерционности блока 2 сигнал T_i останется неизменным, поэтому выходной сигнал R_i , пропорциональный светлоте, также скачкообразно возрастет. Однако со временем под действием сигнала V_i большой величины инерционный блок вступит в работу, результатом чего явится постепенный рост сигнала T_i . Благодаря этому, а также действию блока 3, осуществляющего вычитание сигнала T_i , произойдет постепенное падение выходного сигнала R_i , значение которого в конце концов устанавливается на постоянном уровне.

В этом эксперименте входной сигнал является функцией вида

$$U_1(t) = \begin{cases} U_{11} & \text{при } t < 0, \\ U_{12} & \text{при } t \geq 0. \end{cases} \quad (4)$$

Решение для светлотного канала запишется в виде

$$R_1(t) = \begin{cases} (1 - k_1) c_1 \lg l_1 U_{11} & \text{при } t < 0, \\ (1 - k_1) c_1 \lg l_1 U_{12} + k_1 c_1 t^{-\frac{1}{m}} \lg \frac{U_{12}}{U_{11}} & \text{при } t \geq 0. \end{cases} \quad (5)$$

Найдем значение реакций светлотного канала модели адаптации в моменты времени $t = -0$, $t = +0$ и $t = \infty$.

При $t = -0$ из (5) имеем

$$R_1 = (1 - k_1) c_1 \lg l_1 U_{11}. \quad (6)$$

Для момента времени $t = \infty$

$$R_1' = (1 - k_1) c_1 \lg l_1 U_{12}. \quad (7)$$

Из (5) для $t = +0$

$$R_1'' = c_1 \lg l_1 U_{12} - k_1 c_1 \lg l_1 U_{11}. \quad (8)$$

Но уровень реакции, равный значению R_1'' , можно было бы получить, в течение длительного времени подавая на вход модели сигнал U_{13} связанный с R_1'' зависимостью между R_1 и U_1 или R_1' и U_{12} , аналогичной (6) или (7):

$$R_1'' = (1 - k_1) c_1 \lg l_1 U_{13}. \quad (9)$$

Сравнивая правые части (8) и (9), получим зависимость, связывающую сигналы U_{11} , U_{12} , U_{13} между собой:

$$U_{12} = U_{11}^{1-k_1}. \quad (10)$$

Повторяя рассуждения, приведенные выше для светлотного канала, можно записать равенство (10) для всех трех каналов модели цветовой адаптации, изображенной на рис. 1 и представленной формулами (1)–(3):

$$U_{i2} = U_{i1}^{1-k_i} \quad (i = 1, 2, 3). \quad (11)$$

Равенства (11) допускают экспериментальную проверку, в отличие от соотношений (1)–(6), для которых невозможно непосредственное измерение выходной величины R_i .

Реально равенства (11) означают следующее. Пусть испытуемому длительное время предъявляется излучение E_1 с координатами цвета U_{11} , U_{21} , U_{31} , после чего оно скачкообразно сменяется излучением E_2 (U_{12} , U_{22} , U_{32}). Формулы (11) определяют излучение E_3 (U_{13} , U_{23} , U_{33}), которое в случае длительной адаптации к нему порождает цвет, совпадающий с цветом излучения E_2 в первый момент его воздействия на глаз.

Коэффициенты k_1 , k_2 , k_3 в общем случае могут оказаться различными. Предположим, что все они равны, и в таком виде будем проверять модель цветовой адаптации на опыте.

Вначале докажем справедливость следующего предложения: Если излучения E_1 (U_{11} , U_{21} , U_{31}) и E_3 (U_{13} , U_{23} , U_{33}) изображаются в цветовом пространстве в виде точек, лежащих на прямой, проходящей через начало координат, то излучение E_2 (U_{12} , U_{22} , U_{32}) изображается точкой, лежащей на той же прямой. При этом предполагается справедливость равенства (11).

Если точки (U_{11} , U_{21} , U_{31}) и (U_{13} , U_{23} , U_{33}) лежат на прямой, проходящей через начало координат, то имеет место следующее равенство:

$$\frac{U_{11}}{U_{13}} = \frac{U_{21}}{U_{23}} = \frac{U_{31}}{U_{33}}. \quad (12)$$

Определим из (11) значения чисел U_{11} , U_{21} , U_{31} при условии равенства k_i и подставим их в (12):

$$\left(\frac{U_{12}}{U_{13}}\right)^{\frac{1}{k}} = \left(\frac{U_{22}}{U_{23}}\right)^{\frac{1}{k}} = \left(\frac{U_{32}}{U_{33}}\right)^{\frac{1}{k}}. \quad (13)$$

Возведя члены равенства в k -ю степень, приходим к выражению

$$\frac{U_{12}}{U_{13}} = \frac{U_{22}}{U_{23}} = \frac{U_{32}}{U_{33}}, \quad (14)$$

доказывающему справедливость сформулированного выше предложения.

Введем теперь в рассмотрение ось U , исходящую из начала координат в цветовом пространстве и проходящую через точки (U_{11}, U_{21}, U_{31}) , (U_{12}, U_{22}, U_{32}) , (U_{13}, U_{23}, U_{33}) .

Через U_1, U_2, U_3 обозначим координаты этих точек, отсчитываемые по оси U . Поскольку все три точки лежат на прямой, исходящей из начала координат, имеют место следующие равенства:

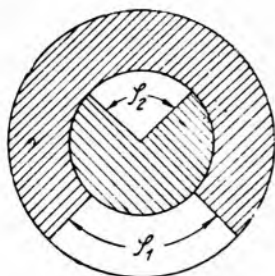


Рис. 2

$$\frac{U_1}{U_{11}} = \frac{U_2}{U_{12}} = \frac{U_3}{U_{13}}. \quad (15)$$

Произведя подстановку (15) в (11) для случая одинаковых k_i , получим

$$U_2 = U_1^k U_3^{1-k}. \quad (16)$$

Таким образом, числа U_1, U_2, U_3 связаны зависимостью того же вида, что и (11).

Для проведения эксперимента необходимо взять некоторое определенное излучение произвольно выбранного спектрального состава. При изменении яркости этого излучения мы получим в цветовом пространстве ряд точек, расположенных на одной прямой, проходящей через начало координат. Под координатой этих точек можно понимать яркость излучения или величину, пропорциональную ей.

Нами проведены эксперименты по проверке зависимости (16) на вертушке Максвелла с регулируемым внутренним диском. Методика эксперимента аналогична описанной в работе [7] для черно-белого ряда цветов. На рис. 2 показан вид дисков при отсутствии вращения. Угол ϕ_1 раствора кружков большего диаметра допускает изменение только при остановленной вертушке, угол же ϕ_2 может меняться на ходу без остановки вращения.

Дуги ϕ_1 и ϕ_2 измерялись в делениях; одно деление соответствует $\frac{1}{96}$ части дуги окружности. Опыты проводились при освещенности 700 лк. Глаз наблюдателя находился в плоскости, перпендикулярной к линии раздела полей сравнения, на расстоянии 200 мм от дисков. В опытах использовались белые, красные, зеленые, синие кружки и кружки из черного бархата. Для регулирования излучения по яркости изменялись соотношения углов раствора цветных кружков и кружков из черного бархата. Таким образом были получены ряды цветов, образующих линию в цветовом пространстве, которая исходит из начала координат.

В процессе опыта экспериментатору предлагалось установить равенство цветов полей сравнения внутреннего и внешнего дисков (цветовой тон которых, естественно, был одинаков) после предварительной адаптации к различным яркостям, заданным на полях дисков. Время установления равенства составляло 0,1 ÷ 0,3 сек, поэтому при такой постановке эксперимента процессы инерции и быстрой адаптации существенно не сказывались. Разброс показаний не превышал 2 ÷ 3 делений. Для одной и той же установки эксперимент проводился несколько раз, после чего вычислялись средние арифметические значения.

В табл. 1—4 приведены средние значения углов растворов $\phi_{U_1}, \phi_{U_2}, \phi_{U_3}$, соответствующие яркостям U_2, U_1, U_3 .

Таблица 1

Белый $\rho_6 = 0,8$

$\varphi_{U_1} \backslash \varphi_{U_2}$	30	48	64	80
5	13	15	18	21
10	18	21	26	29
20	26	31	36	40
30	32	39	45	50
40	36	44	51	57
50	40	49	57	64
60	44	54	61	70
70	47	58	67	75
82	51	63	73	81
96	55	69	79	89

Таблица 2

Красный $\rho = 0,344$, $x = 0,607$,
 $y = 0,336$

$\varphi_{U_1} \backslash \varphi_{U_2}$	30	48	64	80
5	12	16	19	22
10	17	22	26	29
20	25	31	36	40
30	31	39	45	50
40	36	44	52	57
50	40	49	57	63
60	44	54	62	70
70	47	59	67	75
82	52	63	74	82
96	56	68	79	88

Таблица 3

Зеленый: $\rho = 0,32$, $x = 0,283$,
 $y = 0,526$

$\varphi_{U_1} \backslash \varphi_{U_2}$	30	48	64	80
5	13	15	18	21
10	18	21	25	28
20	26	31	35	39
30	31	39	44	49
40	36	45	51	57
50	40	49	56	64
60	43	53	61	70
70	48	58	67	75
82	51	63	72	81
96	56	69	79	89

Таблица 4

Синий: $\rho = 0,078$, $x = 0,258$,
 $y = 0,248$

$\varphi_{U_1} \backslash \varphi_{U_2}$	30	48	64	80
5	16	20	23	25
10	21	25	29	33
20	26	33	37	41
30	31	39	44	50
40	36	44	51	57
50	39	49	56	63
60	43	54	61	69
70	47	58	67	75
82	51	64	73	81
96	56	69	78	88

На рис. 3 представлены экспериментальные точки, характеризующие зависимость φ_{U_1} от φ_{U_2} при разных φ_U для белого, красного, зеленого и синего образцов. Теоретическая обработка экспериментальных данных проводилась так же, как описано в работе [7]. Анализируя графики, мы видим, что теоретические кривые при $k = 0,5$ достаточно хорошо проходят по экспериментальным точкам, что подтверждает теоретический вывод о равенстве коэффициентов «статики» адаптации для любого ряда цветов, образующих прямую линию в пространстве цветов и проходящих через начало координат.

Остановимся теперь на возможных моделях функционирования органа зрения с учетом цветовой адаптации. Одна из таких моделей представлена на рис. 4. В этой структурной схеме блокам 1, 2, 3 модели цветовой адаптации рис. 1 отвечают блоки 2, 3, 4. Блокам 1 соответствуют известные интегральные соотношения Юнга — Гельмгольца.

В блоках 5₂ и 5₃ осуществляется взаимодействие между каналами в форме вычитания сигнала яркости. Входным сигналом является функция спектральной интенсивности лучистой яркости, которая зависит от длины волны и времени. Блок 6 реализует взаимно-однозначные преобразования. Для адаптационных процессов выходные сигналы (светлота B_1 , насыщенность B_2 и цветовой тон B_3) являются функциями времени. Такая модель описывает качественно явления, связанные со стационарными однородными процессами и процессами цветовой адаптации.

Для стационарных процессов имеем

$$W_2 = \lg \frac{(I_2 U_2)^{C_2 (1-k_2)}}{(I_1 U_1)^{C_1 (1-k_1)}}, \quad (17)$$

$$W_3 = \lg \frac{(I_3 U_3)^{C_3 (1-k_3)}}{(I_1 U_1)^{C_1 (1-k_1)}}. \quad (18)$$

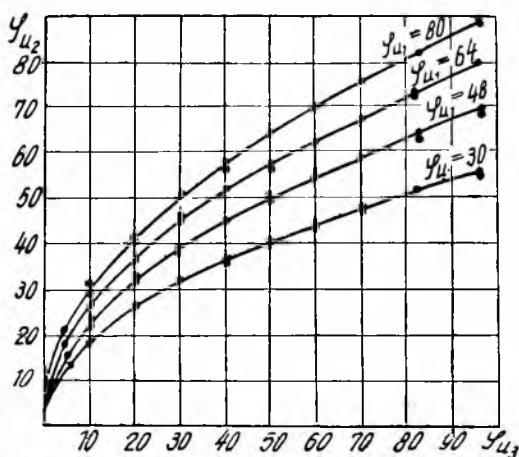


Рис. 3

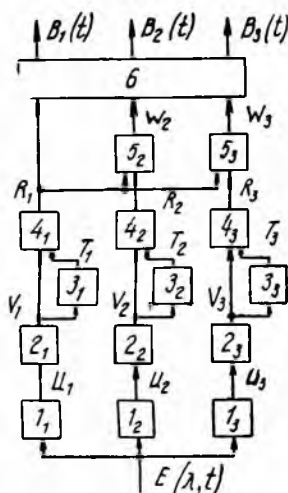


Рис. 4

Нетрудно заметить, что возможна и другая структурная схема модели зрения, удовлетворяющая экспериментальным данным о яркостной цветовой адаптации. Такая схема изображена на рис. 5 и отличается от предыдущей лишь тем, что блоки, в которых осуществляется вычитание сигнала яркости ($3_2, 3_3$), расположены сразу же за логарифмическими блоками 2. Для стационарных процессов реакции цветовых каналов R_2 и R_3 будут определяться соотношениями

$$R_2 = (1 - k_2) \lg \frac{(I_2 U_2)^{C_2}}{(I_1 U_1)^{C_1}}, \quad (19)$$

$$R_3 = (1 - k_3) \lg \frac{(I_3 U_3)^{C_3}}{(I_1 U_1)^{C_1}}. \quad (20)$$

Для одинаковых значений $k_1 = k_2 = k_3$ и $C_1 = C_2 = C_3$ по всем трем каналам модели обнаруживают тождественное функционирование, поскольку $W_2 = R_2$ и $W_3 = R_3$.

Уточнить эти модели могут лишь эксперименты по цветовой адаптации на равносветловых образцах.

ЛИТЕРАТУРА

1. С. В. Кравков. О цветовой адаптации глаза. «Пробл. физ. оптики», т. 8, 1953.
2. Е. Н. Юстова. Изменение цветового ощущения при адаптации. «Пробл. физ. оптики», т. 6, 1948.

3. R. Bernam, R. Evans, S. Newhall. Predictions of colour appearance with different adaptation illuminations. IOSA, V. 1, 1957.

4. М. М. Бонгард, М. С. Смирнов. Цветная адаптация и границы применимости понятия «светочувствительный приемник глаза». «Биофизика». т. III, вып. 2, 1958.

5. Ю. П. Шабанов-Кушнарченко. Математическая модель переработки информации в органе зрения человека. Сб. «Моделирование в биологии и медицине», вып. II, «Наукова думка», Киев, 1966.

6. Ю. П. Шабанов-Кушнарченко, Е. П. Путятин, Г. Д. Майстровский. Моделирование однородных стационарных зрительных процессов. Сб. «Моделирование в биологии и медицине», вып. II, «Наукова думка», Киев, 1966.

7. Ю. П. Шабанов-Кушнарченко, Г. Ф. Дюбко, Е. П. Путятин, М. Ф. Бондаренко. Моделирование статики адаптации слуха и зрения (статья в настоящем сборнике).

СКОРОСТЬ ЗАПОМИНАНИЯ ПРИ РАЗНОВЕРОЯТНОМ ПОЯВЛЕНИИ СИМВОЛОВ

П. Б. Невельский, С. П. Боcharова

Харьковский госуниверситет

Как показывает анализ деятельности человека при передаче и переработке информации, роль памяти в этом случае настолько велика, что скорость передачи информации по человеческому каналу вообще определяется уровнем памяти в такой передаче. В зависимости от этого уровня можно выделить три вида каналов, передающих информацию: человеческий канал без памяти, человеческий канал с кратковременной памятью и человеческий канал с долговременной памятью (П. Б. Невельский. О скорости запоминания. «Вопросы психологии», 1966, № 1).

Канал без памяти — это канал восприятия. Информация, передаваемая по этому каналу, перерабатывается человеком последовательно, символ за символом. Пропускная способность здесь достигает десятков двоичных единиц в секунду.

О канале с памятью может идти речь, когда передача информации связана с сохранением какой-то последовательности символов, появляющихся на входе этого канала и исчезающих до начала передачи. По каналу с кратковременной памятью информация передается непосредственно с входа на выход и может быть передана полностью и без помех. Однако передача информации в данном случае ограничена объемом непосредственной памяти, который, по Миллеру (Дж. А. Миллер. Магическое число семь, плюс или минус два. Сб. «Инженерная психология», изд-во «Прогресс», 1964), составляет 9 двоичных цифр, 7 десятичных цифр, 6 букв английского алфавита или 5 односложных английских слов. Скорость передачи информации по этому каналу достигает нескольких двоичных единиц в секунду.

Если же число передаваемых символов превышает возможности непосредственной памяти, то информация либо не может быть передана полностью и без помех, либо передается с большой задержкой. Задержка обусловлена тем, что для полной и безошибочной передачи информации ее нужно воспринимать и воспроизводить неоднократно. Здесь мы видим канал с долговременной памятью: информация по нему не может быть передана непосредственно с входа на выход и нуждается в переработке.

Экспериментальное исследование пропускной способности человеческого канала с долговременной памятью в опытах по запоминанию последовательностей трехзначных чисел равной длины, но с различным содержанием информации; с равным содержанием информации на символ, но разной длины; с равным количеством передаваемой информации,

но с различным числом символов и различной информацией на символ, дало следующие результаты (П. Б. Невельский. Указ. статья).

1. При неизменном количестве предъявляемых символов общее время запоминания и скорость запоминания, выраженная числом символов в единицах информации, зависят от количества информации. При этом а) время запоминания увеличивается с увеличением информации на символ и всей информации в предъявленном ряду; б) скорость запоминания в символах уменьшается с увеличением информации на символ и всей передаваемой информации.

2. С изменением числа предъявляемых символов при равном количестве информации время и скорость запоминания показали большую зависимость от числа символов.

Скорость передачи информации по каналу с долговременной памятью не превышает десятых долей двоичных единиц в секунду, даже в том случае, когда последовательность символов не намного превосходит возможности непосредственной памяти. Эти результаты были получены в опытах по запоминанию последовательностей трехзначных чисел, отобранных из разных по длине алфавитов (2, 8, 64 или 500 трехзначных чисел) и появившихся с равной вероятностью.

Цель настоящего эксперимента — рассмотреть скорость долговременно запоминание в случае, когда число запоминаемых символов и длина их алфавита не изменяются, а информация на символ и вся передаваемая информация изменяются в связи с изменением вероятности появления этих символов.

Методика

Проведены три серии опытов. Запоминаемыми символами были последовательности из 15 трехзначных чисел. Во всех сериях числа отбирались из алфавита всех возможных девятисот трехзначных чисел, но с разной вероятностью. В первой серии одно из трехзначных чисел появлялось с вероятностью 0,8, а остальные 899 чисел — с вероятностями $0,2/899 = 0,00022$. Во второй серии одно из трехзначных чисел появлялось с вероятностью 0,6, а остальные 899 чисел — с вероятностью $0,4/899 = 0,00044$. В третьей серии все трехзначные числа появлялись с вероятностями $1/900 = 0,0011$.

В соответствии с принятыми вероятностями ряды чисел отбирались по таблице случайных цифр следующим образом. Для первой серии каждая из восьми цифр этой таблицы (например, 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7) заменялась одним и тем же повторяющимся трехзначным числом (например, 258), каждая из остальных двух цифр (8, 9) — трехзначным числом, составленным из трех следующих за нею цифр (при условии, что первая из этих цифр не была нулем). Для второй серии каждая из шести цифр (например, 0, 1, 2, 3, 4, 5) заменялась одним и тем же повторяющимся числом, а каждая из остальных четырех цифр (6, 7, 8, 9) — трехзначным числом, составленным из трех следующих за нею цифр. Для третьей серии каждые три цифры, взятые из таблиц (если первая из них не была нулем), объединялись в трехзначное число. Отобранные последовательности символов (трехзначных чисел) для трех серий опытов выглядели примерно так:

- 1) 258 258 258 321 258 258 258 258 953 258 258 258 512 837 258
- 2) 767 258 258 614 258 258 258 844 116 457 258 258 258 258 258
- 3) 683 430 137 745 725 657 274 386 809 612 949 894 241 690 576

В первой серии на 15 символов в среднем должно было быть 12 символов повторяющихся, а во второй серии — 9. В третьей серии повторяющиеся символы — редкое явление. Конечно, в отдельных случаях в первой серии могло оказаться меньше повторяющихся символов, чем во второй, но в среднем для всех приведенных опытов и первой, и второй серий количество их приближалось к расчетному.

Для каждого опыта отбиралась новая последовательность чисел в соответствии с вероятностями их появления. Никакая замена случайно выпавших чисел не допускалось даже в том случае, если выпавший ряд оказывался более трудным или более легким для запоминания. Во всех спытах запоминаемый материал все время варьировался, но вероятности появления символов в каждой серии опытов оставались неизменными.

В разных сериях опытов изменялось количество индивидуальной информации, содержащейся в отдельном символе, которое оценивалось как отрицательный двоичный логарифм появления этого символа:

$$H_{\text{инд}} = -\log_2 p.$$

Изменялось также среднее количество информации на символ, которое оценивалось по известной формуле Шеннона

$$H_{\text{ср}} = -\sum p_i \log_2 p_i.$$

В первой серии

$$H_{\text{ср}} = -\sum_{i=1}^{900} 0,8 \log_2 0,8 + 899 \times 0,00022 \log_2 0,00022 = 2,7 \text{ дв. ед.}$$

Во второй серии

$$H_{\text{ср}} = -\sum_{i=1}^{900} 0,6 \log_2 0,6 + 899 \times 0,00044 \log_2 0,00044 = 4,9 \text{ дв. ед.}$$

В третьей серии, где вероятности были равны,

$$H_{\text{ср}} = -\sum_{i=1}^{900} p_i \log_2 p_i = -\log_2 p = \log_2 900 = 9,8 \text{ дв. ед.}$$

Изменялось и количество всей переданной информации, содержащейся в рядах символов. Это количество оценивалось двумя способами: во-первых, как произведение средней информации, содержащейся в одном символе, $H_{\text{ср}}$, на число символов $m = 15$ (мы назвали эту оценку теоретической); во-вторых, была произведена средняя оценка индивидуальной информации, содержащейся во всех предъявленных символах по протоколам каждого из проведенных опытов каждой серии (эмпирическая оценка). То, что эти две оценки переданной информации значительно не различались, говорит о том, что было проведено достаточное число опытов (20) для того, чтобы могла проявиться вероятностная структура передаваемой информации.

Изменялась также избыточность передаваемого кода

$$R = 1 - \frac{-\sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i}{\log_2 n},$$

которая была тем больше, чем больше вероятности появления символов отличались от равновероятного их появления. Показатели запоминаемого материала представлены в табл. 1.

Опыты проводились индивидуально. Испытуемыми были 20 студентов университета. С каждым испытуемым ставилось по одному опыту

каждой серии. Все три серии проводились в один день. Порядок следования серии определялся по таблице случайных цифр. Экспериментатор с одинаковой скоростью и интонацией читал ряд из 15 чисел, после чего испытуемый повторял то, что запомнил. Сразу же после первого повторения экспериментатор читал ряд еще раз и испытуемый воспроизводил последовательность вторично. Так продолжалось до первого правильного воспроизведения всего ряда. Воспроизведение считалось правильным только в том случае, если были воспроизведены не только все числа, но и их порядок.

Таблица 1

Показатели передаваемой информации

Показатели	Серии опытов		
	1	2	3
1. Число переданных символов m	15	15	15
2. Длина алфавита символов n	900	900	900
3. Номинальная информация на символ в двоичных единицах $H_{ном} = \log_2 n$	9,8	9,8	9,8
4. Среднее число кусков информации	6	10	15
5. Вероятность часто появляющегося символа p_q	0,8	0,6	0,0011
6. Вероятность редко появляющегося символа p_p	0,00022	0,00044	0,0011
7. Индивидуальная информация часто появляющегося символа в двоичных единицах $H_{инд} = -\log_2 p_p$	0,32	0,74	9,8
8. Индивидуальная информация редко появляющегося символа в двоичных единицах $H_{инд} = -\log_2 p_p$	12,1	11,1	9,8
9. Средняя информация на символ в двоичных единицах $H_{ср} = -\sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i$	2,7	4,9	9,8
10. Переданная информация в двоичных единицах (теоретическая оценка) $H = -m \sum p_i \log_2 p_i$	40	74	147
11. Переданная информация в двоичных единицах (эмпирическая оценка) $H = \sum H_{инд}$	38	72	147
12. Избыточность в процентах $R = 100(1 - H_{ср})H_{ном}$	73	50	0

Результаты опытов

В результате проведенных опытов получены оценки времени запоминания и скорости запоминания.

Измерялось время запоминания в момент начала предъявления информации, момент начала восприятия и момент завершения первого правильного воспроизведения всей предъявленной информации. Ско-

рость предъявления информации составляла около 0,6 символа в секунду с некоторыми отклонениями в сторону увеличения при чтении символов, содержащих меньше информации, и в сторону уменьшения для символов с большим количеством информации.

Для оценки скорости передачи информации принимались две разные меры:

1) скорость в символах в секунду как отношение 15 символов ко времени запоминания в секундах:

$$C_{\text{симв/сек}} = m/t \text{ сек.}$$

2) скорость в двоичных единицах в секунду, которая оценивалась как отношение суммы 15 индивидуальных значений информации для каждого переданного символа ко времени запоминания в секундах:

$$C_{\text{дв. ед/сек}} = \frac{\sum H_{\text{инд}}}{t_{\text{сек}}}.$$

Опыты показали, что с увеличением средней информации на символ и уменьшением избыточности символов увеличивается время запоминания и уменьшается скорость запоминания, выраженная числом символов в единицу времени (*симв./сек*) и числом единиц информации в единицу времени (*дв. ед/сек*).

Т а б л и ц а 2

Результаты опытов

Испытуемые	Время запоминания в секунду			Скорость запоминания в символах за секунду			Скорость запоминания в двоичных единицах за секунду		
	Серии опытов*			Серии опытов			Серии опытов		
	1	2	3	1	2	3	1	2	3
1	360	516	847	0,042	0,0291	0,0177	0,144	0,142	0,174
2	185	401	1800	0,081	0,0374	0,0083	0,153	0,131	0,082
3	155	387	1054	0,097	0,0388	0,0142	0,258	0,189	0,139
4	371	510	2150	0,040	0,0294	0,0070	0,108	0,144	0,068
5	70	485	1085	0,214	0,0309	0,0138	0,405	0,129	0,135
6	57	360	907	0,263	0,0417	0,0166	0,498	0,232	0,162
7	120	463	960	0,125	0,0324	0,0157	0,237	0,158	0,158
8	187	240	1255	0,080	0,0625	0,0120	0,278	0,262	0,117
9	132	605	1115	0,114	0,0248	0,0134	0,303	0,172	0,132
10	34	203	717	0,442	0,0738	0,0209	0,834	0,361	0,205
11	30	505	1800	0,500	0,0297	0,0083	0,160	0,125	0,082
12	45	194	580	0,334	0,0773	0,0259	0,631	0,378	0,254
13	135	520	1440	0,111	0,0289	0,0104	0,210	0,181	0,102
14	92	360	600	0,163	0,0417	0,0250	0,373	0,218	0,245
15	103	255	1408	0,146	0,0589	0,0106	0,503	0,287	0,104
16	158	473	1455	0,095	0,0317	0,0103	0,253	0,155	0,101
17	118	517	819	0,127	0,0290	0,0183	0,241	0,122	0,179
18	571	540	1089	0,026	0,0278	0,0139	0,132	0,136	0,136
19	108	167	914	0,139	0,0954	0,0161	0,427	0,433	0,161
20	370	140	950	0,041	0,1070	0,0158	0,172	0,227	0,155
Среднее значение	170	392	1147	0,159	0,046	0,015	0,316	0,209	0,145

* Примечание. Различия в сериях 1—2, 1—3 и 2—3 по всем показателям значимы. Применялся критерий Вилкоксона для сопряженных пар, $p < 0,01$.

Увеличение средней информации на символ в 3,6 раза и уменьшение избыточности от 73% до 0 привело к увеличению времени запоминания в девять раз и к уменьшению скорости запоминания в символах в секунду в 10 раз, а в двоичных единицах в секунду — в два раза.

Анализ результатов

Опыты подтвердили следующие полученные ранее результаты для случая, когда число символов неизменно: 1) время запоминания увеличивается с увеличением информации на символ и всей передаваемой информации; 2) скорость запоминания символов уменьшается с увеличением информации на символ и всей передаваемой информации.

Самым важным из показателей, полученных в настоящих опытах, является скорость запоминания в единицах информации, переданной за единицу времени (*дв. ед/сек*), так как эта мера скорости характеризует продуктивность процесса запоминания самого разнообразного по своему содержанию материала. Как уже было указано, наибольшее влияние на скорость в двоичных единицах за секунду, а следовательно и на продуктивность запоминания, оказывает число запоминаемых символов, с увеличением которого скорость эта значительно падает и продуктивность запоминания уменьшается.

Для случая, когда число передаваемых символов не изменяется, в предшествующих опытах были получены следующие результаты. С увеличением средней информации с 3 до 9 дв. ед. на символ скорость запоминания информации увеличивается, а с увеличением средней информации с 1 до 3 дв. ед. на символ, по крайней мере для 8 символов, наоборот, уменьшается. Последнее может объясняться либо тем, что 8 символов (по 1 дв. ед. на символ) — количество, не превосходящее объем непосредственной памяти, либо тем, что с уменьшением информации увеличивается скорость сенсорных реакций.

Если исключить редко встречающиеся в человеческой практике равновероятные последовательности бинарных символов (информация на символ равна 1 дв. ед.), то можно считать, что с увеличением информации на символ при равновероятном безызыточном появлении символов из разных алфавитов скорость запоминания информации увеличивается.

Настоящие опыты дали другие результаты. Оказалось, что при равновероятном появлении символов из одного алфавита с увеличением информации на символ и уменьшением избыточности скорость запоминания информации уменьшалась. Таким образом, при равновероятном появлении символов одного алфавита скорость запоминания в большей мере зависит от количества информации, чем от числа символов. При этом количество информации не непосредственно определяет скорость запоминания, а направляет деятельность субъекта с определенной структурой запоминаемого материала. Этот материал в данных опытах не различался числом запоминаемых символов, но среднее число кусков запоминаемого материала или кусков информации в разных сериях было различным. Кусок информации — это объединение нескольких символов в один более крупный символ, т. е. символ образованный в результате группирования других символов. Мы полагали, что два разных трехзначных числа не образуют куска и что способ запоминания шестизначного числа не имеет никаких преимуществ перед способом двух разных трехзначных чисел. Вместе с тем, любое число повторяющихся символов можно рассматривать как один кусок запоминаемого материала. Так,

ОБ ОДНОМ МЕТОДЕ РЕАЛИЗАЦИИ ПОРОГОВЫХ ФУНКЦИЙ

Ю. А. Василенко, В. Л. Белявский, Н. Я. Какурин

Харьковский институт радиоэлектроники

В работе рассматриваются вопросы реализации пороговых функций с помощью элементов, имеющих ограниченную сумму весов и порога. Доказано свойство пороговых функций, связанное с некоторыми аксиомами булевой алгебры. Приведены примеры реализации пороговых функций на элементах с существенно меньшей суммой весов и порога.

Булева функция $f(x_1, \dots, x_n)$ называется пороговой, когда она может быть задана системой неравенств

$$f(x_1, \dots, x_n) \equiv 1, \text{ если } \sum_{i=1}^n w_i x_i > T,$$

$$f(x_1, \dots, x_n) \equiv 0, \text{ если } \sum_{i=1}^n w_i x_i \leq T,$$

где w_i — вес i -й булевой переменной,

T — неотрицательное число, называемое порогом.

Таким образом, если функция $f(x_1, \dots, x_n)$ — пороговая, то она полностью определяется $(n+1)$ -м целым числом: $w_1, \dots, w_n, T$.

Пороговый элемент, реализующий заданную пороговую функцию, записывается в виде

$$[w_1, w_2, \dots, w_n/T].$$

Факт реализации пороговым элементом (ПЭ) функции $f(x_1, \dots, x_n)$ обозначим следующим образом:

$$f(x_1, \dots, x_n) \sim [w_1, \dots, w_n/T]. \quad (1)$$

Булевы переменные, подающиеся на входы ПЭ, имеют следующую физическую интерпретацию:

$$\left. \begin{array}{l} x_i = 1 \\ \bar{x}_i = 0 \end{array} \right\} \text{— сигнал присутствует на } i\text{-м входе,}$$
$$\left. \begin{array}{l} \bar{x}_i = 1 \\ x_i = 0 \end{array} \right\} \text{— сигнал отсутствует на } i\text{-м входе.}$$

Приведем некоторые свойства пороговых функций.

1. Если

$$f(x_1, \dots, x_n) \sim [w_1, \dots, w_n/T] \quad w_i > 0,$$

то

$$f(x_1, \dots, \bar{x}_i, \dots, x_n) \sim [w_1, \dots, -w_i, \dots, w_n/T - w_i]. \quad (2)$$

2. Пусть $T_1 > T_2$ и

$$f(x_1, \dots, x_n) \sim [\omega_1, \dots, \omega_n/T_1],$$

$$s(x_1, \dots, x_n) \sim [\omega_1, \dots, \omega_n/T_2];$$

тогда

$$s(x_1, \dots, x_n) \geq f(x_1, \dots, x_n). \quad (3)$$

3. Пороговая функция $f(x_1, \dots, x_n)$ может быть представлена в виде

$$f(x_1, \dots, x_n) = x_i f_1(x_1, \dots, x_{i-1} x_{i+1}, \dots, x_n) \vee f_2(x_1, \dots, x_{i-1} x_{i+1}, \dots, x_n) \quad (4)$$

где x_i — переменная старшего ранга.

Сделаем следующее допущение. Элементы памяти, в которых хранятся двоичные переменные x_i , представляют собой обычные триггеры, имеющие два выхода. Таким образом, x_i и $\bar{x}_i$ могут принимать единичное значение и быть поданными на входы ПЭ.

Докажем следующую теорему.

Теорема 1. Пусть произвольная пороговая функция $f(x_1, \dots, x_n)$ реализуется ПЭ $[\omega_1, \dots, \omega_n/T]$. Тогда $f(x_1, \dots, x_n)$ может быть реализована в виде $[\omega_1, \dots, \omega_{i-1}, -\omega_i, \omega_{i+1}, \dots, \omega_n/T - \omega_i]$ если на вход $j \neq i$ подан сигнал x_i , на вход $j = i$ — сигнал $\bar{x}_i$.

Доказательство. Пусть задана пороговая функция

$$f(x_1, \dots, x_{i-1}, x_i, x_{i+1}, \dots, x_n).$$

В силу свойства (2) она реализуется так:

$$[\omega_1, \dots, \omega_i, \omega_{i+1}, \dots, \omega_n/T - \omega_i]$$

(на вход подан сигнал x_i).

С учетом введенного допущения она реализуется в виде

$$[\omega_1, \dots, \omega_i, \dots, \omega_n/T]$$

(на вход подан сигнал $\bar{x}_i$).

Следовательно, $-\omega_i x_i = \omega_i \bar{x}_i$ (учитывая разницу в порогах).

Произведя преобразование

$$\omega_i x_i = -(-\omega_i x_i) = -(\omega_i \bar{x}_i) = (-\omega_i) \bar{x}_i, \quad (5)$$

имеем

$$f(x_1, \dots, x_n) \sim [\omega_1, \dots, -\omega_i, \dots, \omega_n/T - \omega_i]$$

(на вход подан сигнал x_i). Теорема доказана.

Следствие 1. Количество входов, на которые поданы сигналы x_i , по индукции может быть произвольным, но не более n .

Следствие 2. При введении преобразования (5) порог элемента может быть сведен к 0 (т. е. логические возможности ПЭ значительно расширены).

Пример.

$$f = x_1 x_5 x_6 \vee x_1 x_2 x_5 x_6 \vee x_1 x_3 x_5 x_6 \vee x_2 x_3 x_5 x_6 \vee x_1 x_2 x_4 x_6 \vee x_1 x_3 x_4 x_6 \vee \\ \vee x_2 x_3 x_4 x_6 \vee x_1 x_2 x_3 x_6 \vee x_1 x_3 x_4 x_5 \vee x_2 x_3 x_4 x_5.$$

$$f(x_1, \dots, x_n) \sim [3, 3, 4, 5, 5, 7/16] \Sigma \omega + T = 43;$$

входные переменные: $x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6$.

Используя следствие 2, имеем

$$f(x_1, \dots, x_n) \sim [3, 3, -4, -5, 5, -7/0];$$

входные переменные: $x_1, x_2, \bar{x}_3, \bar{x}_4, x_5, \bar{x}_6$.

Замечание. Если сумма весов все еще велика, строят сеть из ПЭ по методу [2], учитывая указанную выше теорему.

ЛИТЕРАТУРА

1. K. Muroga, S. Takasu, K. Toda. The teory of the majority decision elements. Journal of the Franklin Institute, V, 221, № 5, 1961.
2. В. В. Литвинов, В. Л. Белявский. Алгоритм реализации функций на элементах с ограниченной суммой весов и порога. Сб. «Вопросы теории математических машин», изд-во КДНТП, Киев, 1966, № 2.
3. Е. Н. Вавилов, Г. П. Портной. Синтез схем электронных цифровых машин, изд-во «Сов. радио», М., 1963.

ОБ ОДНОМ МЕТОДЕ ЗАПИСИ ВЫРАЖЕНИЯ ДЛЯ ЗАПРЕЩАЮЩИХ ВОЛОКОН ФОРМАЛЬНОГО НЕЙРОНА

Ю. А. Василенко, Н. Я. Какурин, В. Л. Белявский

Харьковский институт радиоэлектроники

В статье дано аналитическое выражение функционирования типов запрещающих волокон формального нейрона, использующее одну из операций булевой алгебры — импликацию. Метод обобщен на случай n переменных. Приведены примеры возможных типов запрещающих волокон в терминах импликации.

Формальный нейрон в смысле Мак-Каллока [1] может быть описан следующим образом:

1. Нейрон имеет конечное число входов (волокон) $a_1, \dots, a_n$, по которым воспринимаются сигналы, и один выход, по которому выдается сигнал.

2. Каждый из входов и выходов могут находиться только в одном из двух состояний: возбужденное (ставится в соответствие единица) или невозбужденное (ставится в соответствие нуль).

3. Типы волокон нейрона: а) возбуждающие (оканчиваются на теле нейрона и в активном состоянии вводят положительную единицу возбуждения $+1$); б) тормозящие (оканчиваются на теле нейрона и вводят в активном состоянии отрицательную единицу возбуждения -1); в) запрещающие (каждое запрещающее волокно при возбуждении входа, которому оно принадлежит, предотвращает прохождение сигнала по другому волокну, на котором оно заканчивается).

4. Нейрон имеет порог возбуждения T .

5. Пучок волокон, изображаемый в виде одного волокна с числом (весом), указывающим количество волокон в пучке, называется ветвью.

6. Введем следующие обозначения [2]: S_{a_i} — число возбуждающих волокон по входу a_i ; ψ_{a_i} — число тормозящих волокон по входу a_i ; ξ_{a_i} — число запрещающих волокон по входу a_i ; W_{a_i} — общее число волокон по входу a_i ; V_s — число возбуждающих ветвей; V_ψ — число тормозящих ветвей; V_ξ — число запрещающих ветвей; V_{a_i} — число ветвей по входу a_i ; V — общее число ветвей нейрона; W — общее число волокон нейрона.

Тело нейрона изображается в виде треугольника (рис. 1). Возбуждающие волокна заканчиваются стрелкой, тормозящие — точкой на горизонтальной стороне треугольника. Вес ветвей записывается в виде числа возле ветви:

$$S_{a_1} = 2, S_{a_2} = 1, S_{a_3} = 1, \psi_{a_1} = 0, \psi_{a_2} = 3, \psi_{a_3} = 0,$$

$$\xi_{a_1} = 4, \xi_{a_2} = 0, \xi_{a_3} = 2, W_{a_1} = 6, W_{a_2} = 4, W_{a_3} = 3,$$

$$V_s = 3, V_\psi = 1, V_\xi = 3, V_{a_1} = 3, V_{a_2} = 2, V_{a_3} = 2, W = 13, V = 7.$$

Формальные нейроны описываются как аналитическим, так и графическим методами.

Из графических методов наиболее известны следующие [2]: 1) пороговые диаграммы Венна, 2) порядковые диаграммы Венна, 3) вероятностные диаграммы Венна, 4) T-диаграммы Венна.

Аналитический метод выражения функционирования формального нейрона сводится к следующему [2]:

Определение. Аналитическим выражением Ω_n формального нейрона A (n) будем называть сумму, каждое из слагаемых которой соответствует только одной из ветвей нейрона. Из обозначений для формального нейрона, очевидно вытекает, что данное аналитическое выражение определяется суммой V_s и V_ψ .

В работе [2] вводится волокно типа «запрет-запрета». В дальнейшем мы будем учитывать этот факт. Ветви формального нейрона описываются следующими аналитическими выражениями:

1) Для ветви входа a_i без запретов слагаемое имеет вид $H_i a_i$;

2) для ветви входа a_i с одним запретом от входа a запишем слагаемое следующим образом: $H_{i(j)} a_i (1 - a_j)$;

3) для ветви входа a_i с двумя запретами от входов a_j, a_k слагаемое

$$H_{i(j, k)} a_i (1 - a_j) (1 - a_k);$$

4) для ветви входа a_i с одним запретом от входа a_i , в свою очередь, запрещаемым входом a_k , слагаемое имеет вид (рис. 2)

$$H_{i(j(k))} a_i (1 - a_j (1 - a_k)),$$

$$\Omega_3 = 2a_2 (1 - a_3) (1 - a_1) (1 - a_3)).$$

Между пороговыми диаграммами Венна и математическим выражением для формальных нейронов существует взаимно-однозначное соответствие.

Рассмотрим таблицу истинности для запрещающего волокна типа. (п. 2)

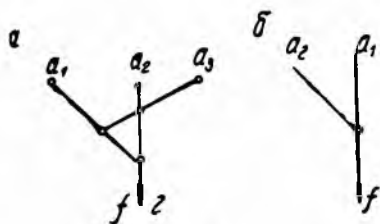


Рис. 2

a_1	a_2	f	$a_1 \rightarrow a_2$
0	0	0	1
0	1	0	1
1	0	1	0
1	1	0	1

Из сравнения таблиц истинности запрещающего волокна и импликации следует

$$f \equiv \overline{a_1 \rightarrow a_2}.$$

Импликация обладает следующими свойствами [3]:

1. $x_1 \rightarrow x_1 = 1$, 3. $\overline{x_1 \rightarrow x_2} = (x_1 \rightarrow x_2) \rightarrow 0$,
2. $x_1 \rightarrow \overline{x_1} = \overline{x_1}$, 4. $x_1 \rightarrow x_2 = \overline{x_2} \rightarrow \overline{x_1}$.

Между основным базисом алгебры логики (дизъюнкция, конъюнкция, отрицание) и импликацией существует взаимосвязь:

$$x_1 \vee x_2 = \overline{x_1 \rightarrow x_2}; \quad x_1 \cdot x_2 = \overline{x_1 \rightarrow \overline{x_2}}.$$

Аналитическое выражение для запрещающего волокна типа (п. 3)

$$f \equiv \overline{a_1 \rightarrow a_2 \rightarrow a_3} = \overline{a_1 \rightarrow a_3 \rightarrow a_2}.$$

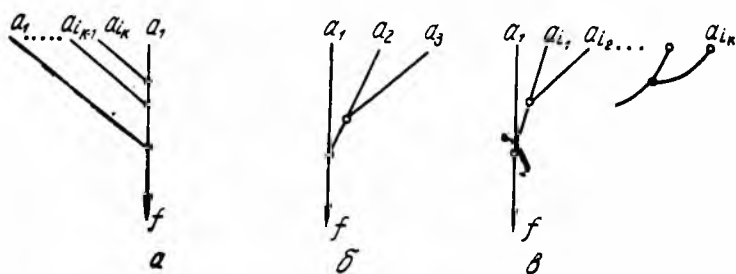


Рис. 3

По индукции для произвольного числа запрещающих волокон (рис. 3, б)

$$f \equiv \overline{a_1 \rightarrow a_{i_1} \rightarrow a_{i_2} \rightarrow \dots \rightarrow a_{i_{k-1}} \rightarrow a_{i_k}}.$$

Эти преобразования вытекают из аксиом алгебры логики:

$$a_1 \overline{a_2} \overline{a_3} = \overline{a_1 \overline{a_2} \rightarrow a_3} = \overline{a_1 \rightarrow a_2 \rightarrow a_3}.$$

Аналитическое выражение для запрещающего волокна типа (п. 4)

$$f \equiv \overline{a_1 \rightarrow a_2 \rightarrow a_3}.$$

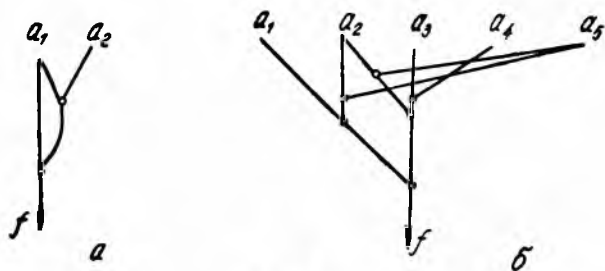


Рис. 4

Это выражение легко может быть получено следующим преобразованием:

$$f \equiv a_1 \overline{a_2} \overline{a_3} \vee a_1 a_3 = a_1 (\overline{a_2} \vee a_3) = \overline{a_1 a_2 \overline{a_3}} = \overline{a_1 \rightarrow a_2 a_3} = \overline{a_1 \rightarrow a_2 \rightarrow a_3}.$$

По индукции для произвольного числа запрещающих волокон имеем

$$f \equiv \overline{a_1 \rightarrow a_2 \rightarrow \dots \rightarrow a_{i_{k-1}} \rightarrow a_{i_k}}.$$

Кроме того, возможен тип волокна, показанный на рис. 4, а. Его аналитическое выражение

$$f = a_1 a_2.$$

На первый взгляд кажется, что такое запрещение тавтологично, но в дальнейшем будет показано, что этот тип является целесообразным.

В общем случае запрещающее волокно является комбинацией обобщенных запрещенных волокон для произвольного числа запрещающих переменных:

$$f \equiv \overline{a_3 \rightarrow a_4 \rightarrow a_1 \rightarrow a_2 \rightarrow a_5 \rightarrow a_2 \rightarrow a_5}.$$

ЛИТЕРАТУРА

1. M. Blum. Properties of a newron with many input. Bionics Symposium. Wadd Tescpical Report 60—600, 1961, p. 55—82.
2. М. Блюм. Свойства нейрона со многими входами. Сб. «Принципы самоорганизации» под ред. Лернера, изд-во «Мир», 1966.
3. И. Б. Гутчин, А. С. Кузичев. Бионика и надежность, изд-во «Наука», М., 1967.
4. Д. А. Поспелов. Импликативная логика и ее применение при синтезе схем. Труды МЭИ, серия «Вычислительная техника», 1963, № 3.

- УДК 2-10-2** **Планирование поведения на основе воспринятой информации.** Амосов Н. М., Талаев С. А. Сб. «Проблемы бионики», № 1, 1968, стр. 3—9.
- В статье рассмотрены проблемы создания искусственного интеллекта. При решении поставленной задачи использовались кардинальные принципы переработки информации человеческим мозгом.
- Библиографических ссылок 2.
- УДК 2-10-2** **Самообучающаяся модель двигательного поведения.** Амосов Н. М., Касаткин А. М. Сб. «Проблемы бионики», № 1, 1968, стр. 10—18.
- В статье содержится описание системы, моделирующей некоторые программы переработки информации в коре головного мозга высших животных и человека, связанные с организацией двигательного поведения.
- Библиографических ссылок 9.
- УДК 2-10-2** **О задаче математического моделирования зрения человека** Шабанов-Кушнаренко Ю. П. Сб. «Проблемы бионики», № 1, 1968, стр. 19—28.
- В работе рассматривается «метод черного ящика» применительно к исследованию зрения человека. Описываются входные и выходные сигналы органа зрения.
- Рисунков 6.
- УДК 2-10-2** **Моделирование статики адаптации слуха и зрения.** Шабанов-Кушнаренко Ю. П., Дюбко Г. Ф., Путятин Е. П., Бондаренко М. Ф. Сб. «Проблемы бионики», № 1, 1968, стр. 29—38.
- Рассматривается процесс адаптации слуха и приводится математическая модель, из которой выводится следствие, проверяемое в психофизическом эксперименте. Представлены экспериментальные данные, подтверждающие модель. В работе не рассматриваются динамические реакции модели. Вычислена по экспериментальным данным одна из постоянных модели ($m = 0,68$).
- Таблиц 4. Рисунков 5.
- УДК 2-10-2** **Исследование подпороговых явлений в возбудимых элементах на аналоговой модели.** Бугай Ю. П., Червов В. Г., Нефедов Ю. И. Сб. «Проблемы бионики», № 1, 1968, стр. 39—48.
- В работе описаны функциональная и структурная схемы аналоговой модели, выполненные на стандартных блоках и в транзисторном исполнении. Приведены основные переходные характеристики модели для различных возмущений и характеристики модели в установившемся режиме для периодических импульсных возмущений.
- Рассмотрены особенности модели, аналогичные способности возбудимых элементов к аккомодации и адаптации.
- Рисунков 10. Библиографических ссылок 5.
- УДК 2-10-2** **Модель подпороговых явлений в возбудимых элементах.** Бугай Ю. П., Червов В. Г. Сб. «Проблемы бионики», № 1, 1968, стр. 49—60.
- В работе рассмотрены физиологические предпосылки построения модели нервных элементов. Описана функциональная схема модели и результаты аналогического исследования переходных процессов для различных возмущений на входе модели. Приведена система параметров возбудимых элементов, необходимая для полного описания подпороговых процессов, включая процессы аккомодации и адаптации.
- Таблиц 2. Рисунков 2. Библиографических ссылок 5.
- УДК 2-10-2** **Моделирование биологической памяти.** Э. В. Утеуш. Сб. «Проблемы бионики», № 1, 1968, стр. 60—66.
- В работе анализируется и обосновывается подход к математическому моделированию биологической памяти как кибернетической системы. Указывается, что распределение информации в объеме памяти может осуществляться двумя методами: либо с помощью случайного поиска, либо путем детерминированной пересылки информации из одного уровня памяти в память более старшего ранга. Предлагается и анализируется математическая модель для процессов переписи информации в памяти. В качестве обобщенного критерия этих процессов служит время переписи стандартного сообщения.
- Рисунков 2. Библиографических ссылок 4.

УДК 2-10-2

О памяти кибернетических систем. Э. В. Утеуш, Сб. «Проблемы бионики», № 1, 1968, стр. 67—71.

Кибернетический подход к изучению памяти позволил выделить некоторые важные свойства: иерархичность и последовательность структуры, динамический характер процессов обмена информацией между различными уровнями памяти, гибкость и вероятностный характер обратных связей, охватывающих группы или виды памяти, временная и объемная организация памяти. Предложена модель памяти, характеризующаяся иерархичностью структуры и множественностью уровней памяти. В структурно-элементарном отношении модель является переключаемым деревом с регистрами в каждой ветви дерева. Рассматривается применение модели для изучения ритмов физиологических процессов.

Рисунков 1. Библиографических ссылок 6.

УДК 2-10-2

Математическая модель статического преобразования интенсивности звука в громкость. Дюбко Г. Ф. Сб. «Проблемы бионики», № 1, 1968, стр. 72—74.

В работе рассматривается зависимость громкости от интенсивности. Приводится математическая модель преобразования интенсивности в громкость и экспериментальные данные, подтверждающие эту модель. Вычислена одна из констант модели ($c = 0,24$).

Таблиц 1. Рисунков 1. Библиографических ссылок 5.

УДК 2-10-2

К вопросу о вероятностных процессах моделирования закономерностей среды корковыми анализаторами. Антонов Ю. Г. Сб. «Проблемы бионики», № 1, 1968, стр. 75—78.

В статье рассмотрены процессы обучения животных на примере выработки рефлексов и процессы обучения распылению закономерностей среды человеком. Представлена простая математическая интерпретация этих процессов. Выделены два этапа процесса обучения: этап разрушения старого детерминизма и этап постройки новых нейронных структур.

Библиографических ссылок 7.

УДК 2-10-2

О характеристиках динамики обучения. Хачатурьянц Л. С., Антомонов Ю. Г., Кабикин В. Е., Котова А. Б. Сб. «Проблемы бионики», № 1, 1968, стр. 79—86.

Предложен метод описания динамики процесса обучения. Построена текущая экстраполяционная модель процесса обучения. Найдены параметры кривых обучения для разных длин слов обучающей последовательности.

Рисунков 14. Библиографических ссылок 3.

УДК 2-10-2

К вопросу об оценке организации ассоциативных сетей. Ловицкий В. А. Сб. «Проблемы бионики», № 1, 1968, стр. 87—95.

В статье исследуются соединения элементов, способных хранить информацию, в организованные структуры и предлагается количественная мера оценки степени организации таких структур.

Использование аппарата теории вероятностей позволило ответить на вопросы: с каким количеством элементов должен быть соединен любой элемент сети и каким способом нужно распределить связи между элементами для получения максимальной величины меры организации ассоциативной сети.

Рисунков 3. Библиографических ссылок 4.

УДК 2-10-2

Моделирование динамики адаптации зрения и слуха. Шабанов-Кушнаренко Ю. П., Дюбко Г. Ф., Путятин Е. П., Бондаренко М. Ф. Сб. «Проблемы бионики», № 1, 1968, стр. 96—105.

Рассматриваются динамические реакции математической модели, отражающей процесс адаптации слуха. Приведены экспериментальные данные, подтверждающие модель, и вычислена одна из постоянных модели ($m = 2,67 \text{ сек}$).

Таблиц 3. Рисунков 11. Библиографических ссылок 2.

УДК 2-10-2

К построению математической модели зрения человека с учетом цветовой адаптации. Путятин Е. П., Пчелинов В. П., Бондаренко М. Ф. Сб. «Проблемы бионики», № 1, 1968, стр. 106—112.

Рассмотрены вопросы моделирования цветовой адаптации зрения человека. Приве-

дены результаты экспериментального исследования яркостной цветовой адаптации на вертушке Максвелла с двумя полями сравнения. Построены две возможные математические модели зрения с учетом цветовой адаптации.

Рисунков 5. Библиографических ссылок 7.

УДК 2-10-2

Скорость запоминания при разнoverоятном появлении символов. Невельский П. Б., Бочарова С. П. Сб. «Проблемы бионики», № 1, 1968, стр. 113—119.

Рассмотрена скорость долговременного запоминания в случае, когда число запоминаемых символов не изменяется, длина алфавита этих символов также не изменяется, а информация на символ и вся передаваемая информация изменяется в связи с изменением вероятностей появления этих символов. Важным показателем, полученным в настоящих опытах, является скорость запоминания в единицах информации, переданной в единицу времени. Показано, что при разнoverоятном появлении символов одного алфавита скорость запоминания в большей мере зависит от количества информации, чем от количества символов.

Таблиц 2.

УДК 2-10-2

Об одном методе реализации пороговых функций. Василенко Ю. А., Белявский Б. Л., Какурин Н. Я. Сб. «Проблемы бионики», № 1, 1968, стр. 120—122.

В работе рассматриваются вопросы реализации пороговых функций на элементах с ограниченной суммой весов и порога.

Доказано свойство пороговых функций, связанное с некоторыми аксиомами булевой алгебры. Приведены примеры реализации пороговых функций на элементах с существенно меньшей суммой весов и порога.

Рисунков 1. Библиографических ссылок 3.

УДК 2-10-2

Об одном методе записи выражения для запрещающих волокон формального нейрона. Василенко Ю. А., Какурин Н. Я., Белявский В. Л. Сб. «Проблемы бионики», № 1, 1968, стр. 123—126.

В статье дано аналитическое выражение функционирования типов запрещающих волокон формального нейрона, использующее одну из операций булевой алгебры — импликацию. Метод обобщен на случай n переменных. Приведены примеры возможных типов запрещающих волокон в терминах импликации.

Рисунков 4. Библиографических ссылок 4.

СОДЕРЖАНИЕ

Стр.

Н. М. Амосов, С. А. Талаев. Планирование поведения на основе воспринятой информации	3
Н. М. Амосов, А. М. Касаткин. Самообучающаяся модель двигательного поведения	10
Ю. П. Шабанов-Кушнаренко. О задаче математического моделирования зрения человека	19
Ю. П. Шабанов-Кушнаренко, Г. Ф. Дюбко, Е. П. Путятин, М. Ф. Бондаренко. Моделирование статистики адаптации слуха и зрения	29
Ю. П. Бугай, В. Г. Червов, Ю. И. Нефедов. Исследование подпороговых явлений в возбудимых элементах на аналоговой модели	39
Ю. П. Бугай, В. Г. Червов. Модель подпороговых явлений в возбудимых элементах	49
Э. В. Утеуш. Моделирование биологической памяти	60
Э. В. Утеуш. О памяти кибернетических систем	67
Г. Ф. Дюбко. Математическая модель статического преобразования интенсивности звука в громкость	72
Ю. Г. Антомонов. К вопросу о вероятностных процессах моделирования закономерностей среды корковыми анализаторами	75
Л. С. Хачатурьянц, Ю. Г. Антомонов, В. Е. Кабикин, А. Б. Котова. О характеристиках динамики обучения	79
В. А. Ловицкий. К вопросу об оценке организации ассоциативных сетей	87
Ю. П. Шабанов-Кушнаренко, Г. Ф. Дюбко, Е. П. Путятин, М. Ф. Бондаренко. Моделирование динамики адаптации зрения и слуха	97
Е. П. Путятин, В. П. Пчелинов, М. Ф. Бондаренко. К построению математической модели зрения человека с учетом цветовой адаптации	107
П. Б. Невельский, С. П. Бочарова. Скорость запоминания при разнoverоятном появлении символов	114
Ю. А. Василенко, В. Л. Белявский. Н. Я. Какурин. Об одном методе реализации пороговых функций	121
Ю. А. Василенко, Н. Я. Какурин, В. Л. Белявский. Об одном методе записи выражения для запрещающих волокон формального нейрона	124
Рефераты	128