токовым управлением.-М.: Энергия, 1974.-168 с. 3. Петренко Ю.Н., Гульков Г.И. Автоматизация типовых технологических процессов и промышленных установок. -Мн.: БПИ, 1989. - 81 с.

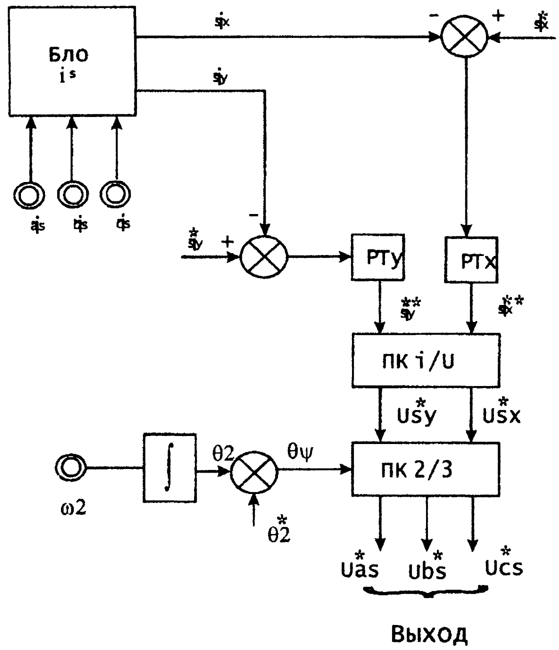

Рис.3. Функциональная схема векторного управления АД с автономным инвертором напряжения

○ - входные сигналы

◎ - сигналы обратной связи

УДК 621.3.049.77

В.М. Колешко, В.В. Ковалевский

НЕЙРОКОДИРОВАНИЕ СЕНСОРНОЙ ИНФОРМАЦИИ

Белорусский национальный технический университет, Минск, Беларусь

Нейроны коры головного мозга переносят информацию о признаках входного воздействия, упорядоченным набором импульсов. При этом происходит нейрокодирование сенсорной информации и для раскрытия “содержания” нейронной импульсной последовательности необходим процесс декодирования [1,2].

Необходимо отметить, что большинство экспериментов в области нейрокодирования сенсорной информации проводятся при условиях, во многом не совпадающих с естественными. Сенсорные сигналы обычно выбираются из ограниченного набора с упрощенной динамикой. Проблема заключается в том, что при использовании входных воздействий, приближенных к реальным, со сложной временной зависимостью, очень трудно количественно охарактеризовать реакцию нейрона. В решении данной проблемы может помочь информационная теория. В частности, она дает точный ответ на один критический вопрос, возникающий при изучении нейрокодирования: “Какая часть “точной временной структуры” (detailed temporal structure) последовательности нервных импульсов содержит информацию, а какая является “шумом”?”. Математически "точная временная структура" количественно характеризуется *энтропией нервных импульсов* (spike train entropy), "перенос сигнала" — *частотой передачи информации* (information transmission rate), а "шум" — *условной или шумовой энтропией.* Рассмотрим эти термины более детально.

Пусть А и В — два случайных события, Р(А) и Р(В) — вероятности их возникновения. Тогда *вероятность совместного события* выражается через Р(А,В) = Р(А)*Р(В/А)= Р(В)*Р(А/В), где: Р(А/В) — условная вероятность возникновения события А при наступлении события В, а Р(В/А) — наоборот. Если оба события независимы друг от друга, т.е. возникновение события А не зависит от В и наоборот, то: Р(А/В) = Р(А) и Р(В/А) = Р(В). Тогда Р(А,В) = Р(А)*Р(В).

Реакцию нейрона можно охарактеризовать *настроечной кривой (tuning curve),* которая показывает как реагирует нейрон на стимул, который содержит изменяющийся (варьируемый) параметр. Если варьируются два параметра, то используется *настроечная поверхность (tuning surface).* Форма настроечных кривых обычно сводится к двум категориям: *сигмоидальная,* как настройка контраста, и *колоколобразная* (кривая Гаусса), характеризующая ориентацию или направление движения.

Нейрон представляется коммуникационным каналом (рис.1), который принимает на входе стимул **s(t)**, и генерирует последовательность нервных импульсов **x(t)** [3]. Как **s(t),** так и **x(t)** — случайные переменные. Наблюдение **x(t)** как реакции на **s(t),** представляется процессом, в котором информация об окружающем мире определенным образом усиливается. Поэтому для описания связи (взаимоотношения) между ними, т.е. как стимул влияет на реакцию нейрона и как в последовательности нервных импульсов отражены характеристики входного воздействия, определяют следующие величины:

p(s(t)) — вероятность распространения **s(t);**
p(x(t)) — вероятность распространения **x(t);**

Представление коры головного мозга в форме коммуникационного канала

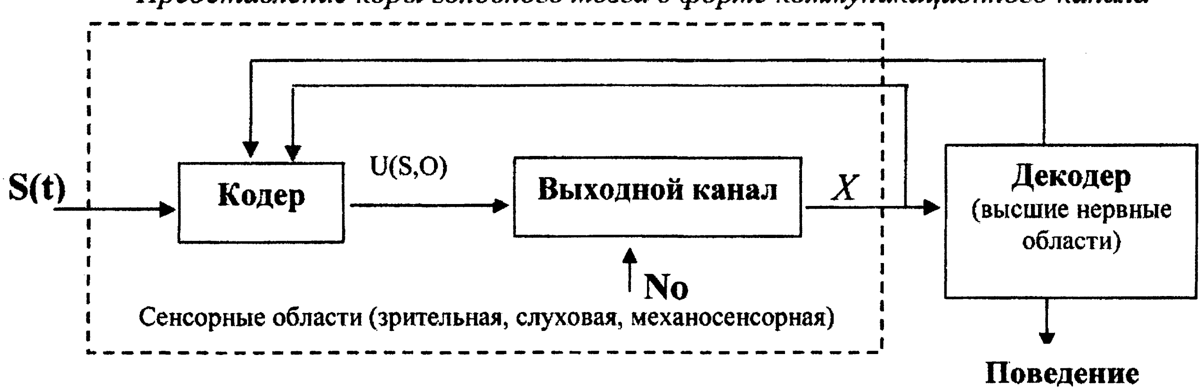

Рис.1

p[x(t)/s(t)] — условная вероятность наблюдения **x(t)** при наступлении **s(t),** т.е. описывает как информация от стимула кодируется в последовательности нервных импульсов. Настроечная кривая— результат измерения этой вероятности;

p[s(t)/x(t)]— условная вероятность распространения **s(t)** при наблюдении **x(t),** т.е. она связана с противоположной проблемой, — как декодировать нейронную реакцию, чтобы получить о входном воздействии.

Все эти величины входят в состав совместной вероятности **s(t)** и **x(t):**

$$p[s(t),\ x(t)] = p(s(t))p(x(t)/s(t)) = p(x(t))p(s(t)/x(t))$$

Необходимо также дать определение *априорной вероятности* **p(s)** *входа s,* т.к. она представляет возможность присутствия s до возникновения последовательности нервных импульсов, и **p(s/x)** — *постприорной вероятности s,* которая характеризует возможность того, что нейрон отвечает на входное воздействие **s** посредством нервных импульсов **x**. Т.к. при фиксации x происходит усиление некоторой информации, имеющейся во входном стимуле **s**, то **p(s/x) ≥ p(s)**, где знак равенства отражает худший случай, когда **x** никак не связана с **s**, поэтому информация о входном воздействии не может быть извлечена из нервного импульса. Общее усиление информации количественно выражается через:

$$I = log\frac{p(s/x)}{p(s)} \geq 0$$, либо $$I = log\frac{1}{p(s)} = -log\, p(s)$$

Из этого выражения следует, что чем менее вероятно событие (малое **p(s)**), тем больше усиливается информация, передаваемая последовательностью нервных импульсов. При p(s)=1 информация не усиливается. Если на входе присутствует не "двоичное" событие (произойдет, либо не произойдет с вероятностью **p**), а случайная переменная с варьирующимся параметром **s** и вероятностью распространения **p(s)**, то информация, усиливающаяся в коммуникационном канале, средневзвешенная для всевозможных значений **s** равна:

$$I = -\sum_i p(s_i) log\, p(s_i)$$, если **s** дискретно, либо $$I = -\int p(s) log\, p(s) ds$$, если непрерывно.

Если в системе присутствует шум, то отношение стимул-реакция нейрона, является неопределенным, т.к. один и тот же **s** из-за шума может соответствовать различным **x**, (т.е. p(s/x)<1). Поэтому, информация о входном воздействии **s**, усиливающаяся при наблюдении нервных импульсов **x**, будет равна:

$$I(x) = \int p(s/x) log\frac{p(s/x)}{p(s)} ds$$

В случае наблюдения за всеми возможными нервными импульсами **x**:

I= H(s)-H(s/x), где

$$H(s) \triangleq -\int p(s) log p(s)$$ и $$H(s/x) \triangleq \int p(x)[\int p(s/x) log p(s/x) ds] dx$$

Величина ***H(s)*** — *энтропия* входного воздействия ***s***, которая соответствует полной информации, усиленной при идеальных условиях, т.е. представляет максимум возможной информации об **s**, который может быть перенесен. Т.к. процесс усиления информации равнозначен уменьшению неопределенности, то H(s) также характеризует неопределенность входного воздействия ***s*** до момента наблюдения реакции нейрона **x**.

H(s/x) — *условная энтропия*, которая представляет неопределенность входного воздействия ***s*** после момента наблюдения реакции нейрона **x**. Если основой логарифма является 2, то единица измерения энтропии — бит.

Информационное усиление **I=H(s)-H(s/x)** — *полное количество информации* (*mutual information*), характеризующее снижение неопределенности от **H(s)** (до появления нервных импульсов **x**) и до **H(s/x)**, когда происходит генерация импульсов. Для идеального случая (т.е. **p(s/x)=1**) неопределенность (**H(s/x)**)становится равной нулю, а полная информация о входном воздействии **s** :

$$I = H(s) = -\int p(s) log\, p(s) ds$$

В качестве примера рассмотрим эксперимент с *n* равнозначными результатами S_i (i=1,...n). Вероятность появления определенного S_i равна ***p(S_i)=1/n***. Поэтому общая неопределенность, энтропия, этого эксперимента:

Т.е. можно заметить, что при условии равного возникновения того или иного результата, энтропия — логарифм от общего числа возможных результатов. Например,

$$H(s) = -\sum_{i=1}^{n} p(s_i) log\, p(s_i) = log\, n$$

если n=8, то энтропия, или максимально возможное количество информации об эксперименте, равняется $log_2\, 8$ или трем битам.

Найдем вероятность распространения p(x) для максимального значения энтропии H(x) в случае

когда $\sum_i p(x_i) = 1$ или $\int_{x=-\infty}^{\infty} p(x)dx = 1$

При диапазоне случайной переменной ($a \geq x \geq 0$) равномерное распределение

$$p(x) = \begin{cases} 1/a & 0 \leq x \leq a \\ 0 & else \end{cases}$$

поэтому максимальная энтропия ***H(x)=log a***

При диапазоне случайной переменной ($\infty \geq x \geq 0$) и среднем значении μ, равномерное распределение

поэтому максимальная энтропия ***H(x)=log(eμ).***

$$p(x) = \frac{1}{\mu} e^{-x/\mu}$$

При дисперсии σ^2 случайной переменной x, нормальное распределение определяется как:

$$p(x) = N(x, \mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

$$H(x) = log\sqrt{2\pi e \sigma^2}$$

поэтому максимальная энтропия

Т.к. дисперсия σ^2 может быть рассмотрена как динамическая энергия, содержащаяся в x, то распределение по Гауссу, требует минимальных затрат энергии.

Количество информации об окружающем мире ограничивается энтропией входных сенсорных сигналов, поэтому, информация о входном воздействии, которую можно получить из последовательности нервных импульсов, определяется энтропией этих импульсов. Для простоты расчета энтропии, каждая импульсная последовательность характеризуется только общим количеством спайков ***n*** за определенный момент времени ***T***. При диапазоне изменения ***n*** от 0 до бесконечности, его среднее значение находится по формуле:

Распределение для максимальной энтропии:

Максимум энтропии находится по формуле:

$$\mu = \sum_{n=0}^{\infty} np(n) = rT$$

где: r — частота генерации импульсов (c^{-1}).

$$p(n) = (1 - e^{-\lambda})e^{-\lambda n} = \frac{\mu^n}{(\mu + 1)^{n+1}}$$

где: $\lambda = ln(1+1/\mu)$.

$H(n) = log(1+\mu) + \mu*log(1+1/\mu)$

Поделив H(n) на T, мы получим ***коэффициент энтропии***, характеризующий количество информации переносимой за единицу времени. Для получения количества информации, переносимой отдельным импульсом, необходимо поделить H(n) на μ.

Если учитывать в расчете энтропии всю временную картину (temporal pattern), то для N-битной строки (строка представляется в виде 0 и 1) $N=T/\tau$, где T-"временное окно", τ - длительность, в пределах которой, помещается не больше одного спайка. Число 1(единичных состояний) в строке $N_1=r*T$, где r – частота возбуждения нейрона. Вероятность для любого "бита" в строке быть 1: $p=N/N_1$.

Общее число "равнозначных участков" в строке (выбираются N_1 единичных состояний):

$$\frac{N!}{N_1!(N-N_1)!}$$

Т.к. энтропия случайного результата в эксперименте – логарифм общего числа равнозначных результатов, то энтропия последовательности нервных импульсов:

$$H = log\frac{N!}{N_1!(N-N_1)!} = logN! - logN_1! - log(N-N_1)!$$

Принимая во внимание формулу Стирлинга

$$logn! \approx n(logn - 1) + log(2\pi n)/2 \approx n(logn - 1)$$

получаем выражение для расчета энтропии:

$$H= -N*[logp + (1-p)*log(1-p)]$$

В качестве примера рассчитаем количество информации, переносимой нейроном МТ-области коры головного мозга. Усредненная частота возбуждения нейрона (r) — 60Гц (60 импульсов в секунду). Пусть в последовательности нейронных импульсов длительностью T=10c, минимальный интервал времени в течение которого происходит возбуждение τ=0.03c. Поэтому:

$N_1=r*T=60*10=600$ $\qquad$ $N=T/\tau,=10/0.03=333,3$

Следовательно, $p=N/N_1=333,3 / 600 = 0,556$. Подставляя эти значения в формулу для расчета энтропии, получаем:

$$H= -N*[logp + (1-p)*log(1-p)]= -333,3*[log0,556 + (1-0,556)*log(1-0,556)= 137,15$$

Т.к. $log_2 137,15=7,3$, то можно сказать, что данной последовательностью кодируется немногим более 7бит информации.

Таким образом, человек может запоминать немногим более 7бит визуальной, словесной, музыкальной и т.п. информации в секунду. Из чего можно сделать вывод, что, продолжаясь в течение жизни, такая частота запоминания воспроизведет свыше 10^8 бит информации, что сопоставимо с сотнями книг, справочников и т.д.

Литература. 1. Колешко В. М. Психофизика, информатика человека., БИТА, Минск, 1996, 51с. 2. Колешко В. М., Ковалевский В. В. Компьютер и мозг, сб. Машиностроение. 3. Atick J. J. Could information theory provide an ecological theory of sensory processing ?,Network, 1999: Computation in Neural Systems, No.3(3), pp. 213–251;