

О. ВААРМАНН

МОДЕЛИРОВАНИЕ НА ЦВМ АЛГОРИТМА ОДНОГО ТИПА ПЕРЦЕПТРОНА, ПРЕДСКАЗЫВАЮЩЕГО РЕЗУЛЬТАТ ЦИКЛИЧЕСКОГО ПРОЦЕССА

В статье излагаются некоторые результаты экспериментирования с перцептроном *, в котором распознавание происходит не по одному усредненному прототипу, выработанному для каждого образа, а для каждого нового изображения снова и снова вырабатывается усредненный эталон для небольшого числа близких случайных прототипов, прошедших некоторый порог Θ .

В дальнейшем этот принцип использован для предсказания результата циклического процесса.

Алгоритм предсказания. Пусть продолжительность всего цикла равна N тактам, а процесс, результат которого требуется предсказать, известен нам в некоторой его начальной части на протяжении K тактов ($0 < K \leq N$).

Тогда процесс на протяжении известного нам участка представляет-ся вектором

$$v_i(K) = (x_1, x_2, \dots, x_K),$$

который и является «изображением», подлежащим распознаванию.

Координаты наблюдаемого процесса x_1, x_2, \dots, x_K называются «признаками» данного изображения, и с каждым новым тактом число признаков возрастает на единицу. Задача состоит в том, чтобы по наблюдению за изменениями вектора v_i предсказать его координату в конце процесса h_N .

В качестве прототипов можно взять чисто случайные точечные или криволинейные маски, как это сделал в своих опытах Г. Браен [2]. Здесь для упрощения системы прототипами служат предыдущие реализации данного процесса, так как они более информативны, чем чисто случайные (что позволяет уменьшить объем системы), но в то же время и достаточно случайны.

Прототипы	Результаты
$\alpha_1(r_1^1, r_2^1, \dots, r_K^1)$	h_{1N}
$\alpha_2(r_1^2, r_2^2, \dots, r_K^2)$	h_{2N}
\dots	\dots
$\alpha_m(r_1^m, r_2^m, \dots, r_K^m)$	h_{mN}

* Идея создания перцептрона рассматриваемого типа принадлежит проф. А. Г. Ивахненко [1].

Размерность прототипов равна размерности изображения и, следовательно, возрастает на единицу с каждым новым тактом.

Конец вектора v_i называют «представляющей» точкой, концы векторов прототипов a_k — «полюсами» ($k = 1, 2, \dots, m$).

Здесь в качестве меры близости использовано нормированное скалярное произведение

$$u_k = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K \frac{r_j^k \cdot x_j}{M_j^k},$$

где $M_j^k = \max_j (r_j^k, x_j) \quad k = 1, 2, \dots, m \text{ и } j = 1, 2, \dots, K$

Можно использовать и другие меры близости представляющей точки к тому или иному полюсу.

Для нахождения усредненного прототипа производится отбор прототипов, достаточно близких к наблюдаемому, т. е. соответствующие скалярные произведения которых превышают некоторый порог Θ при $0 \leq \Theta \leq 1$. (Величина порога выбирается так, чтобы в распознавании участвовало в среднем 30—50% всех прототипов, а в более совершенной системе величины порога регулируется экстремальным регулятором на максимум распознающей способности системы).

В процессе обучения или самообучения устанавливается весовой коэффициент или степень участия каждого из случайных прототипов в образовании данного образа.

При этом весовые коэффициенты (значения сопротивлений) w_k можно найти либо шагами путем «поощрения» правильных сопротивлений и «наказания» неправильных, либо детерминированно. В последнем случае весовые коэффициенты w_k находят сразу после окончания показа процессов обучающей последовательности (например, составляют систему уравнений и решают относительно w_k).

Схема перцептрона показана на рис. 1. С датчиков координат координаты наблюдаемого процесса подаются на входы ассоциирующих элементов. Прототипы, пороговые элементы и ключи составляют ассоциирующие элементы, выходными величинами которых являются либо величины $h_{k=1}$ (для тех, при которых $u_k > \Theta$), либо нули (для тех, при которых $u_k \leq \Theta$). Выходные величины ассоциирующих элементов поступают на входы сумматоров; в результате суммирования на выходах сумматоров получаем взвешенные комбинации Σ_i выходов ассоциирующих элементов

$$\Sigma_i = w_1^i h_1 + \dots + w_m^i h_m, \quad (i = 1, 2, \dots, s)$$

при этом h_k , не прошедшие порог ($u_k \leq \Theta$), положим равными нулю.

Величины Σ_i подаются на компаратор ИБН (индикатор большей величины) и из них указывается наибольшая.

Выходными образами являются s дискретных значений предсказываемой величины, а каждому образу отвечает один выход компаратора. Наблюдаемый процесс относится к тому образу, соответствующий которому выход компаратора дает наибольшую величину.

Результаты моделирования. Упрощенный вариант перцептрона моделировался на ЦВМ «Минск-2» и использовался для предсказания максимального уровня воды в реке Днепр в апреле—мае. В упро-

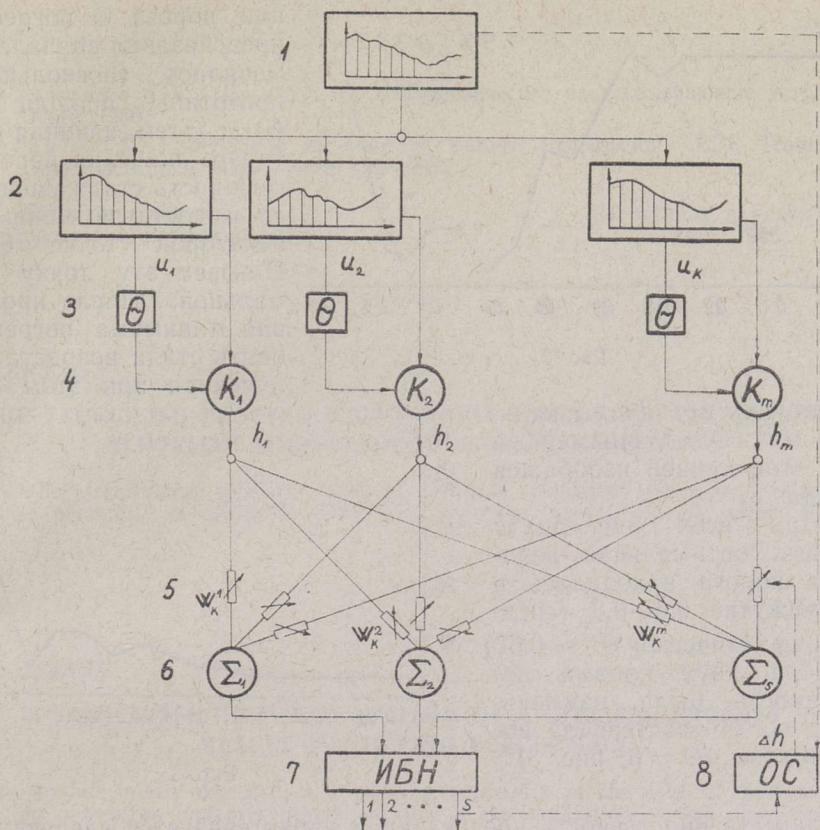


Рис. 1. Схема перцептрона, предсказывающего результат циклического процесса: 1 — наблюдаемый процесс; 2 — прототипы; 3 — пороговые элементы; 4 — ключи; 5 — регулируемые связи; 6 — сумматоры; 7 — компаратор; 8 — обучающая обратная связь.

ценном варианте пользовались только одним выходом, и весовые коэффициенты ω_k определяли по формулам

$$\omega_k = \frac{u_k}{\sum_{k=1}^m u_k},$$

где u_k — скалярные произведения.

На выходе получили $h_{\text{предск}} = \omega_1 h_1 + \dots + \omega_m h_m$, где h_k , пропорциональные результатам процессов-прототипов, не прошедшие порог Θ ($u_k \leq \Theta$), положили равными нулю.

Исходными данными для экспериментирования служат кривые количества среднемесячных осадков за 29 лет (с 1881 по 1910 г.); из них 15 лет (1881—1896) использовались в качестве прототипов, а 14 лет (1897—1910) — в качестве предсказываемых кривых. (Дата выдачи предсказания — 1 апреля.)

Исследовалось, как изменяется точность предсказания при равномерном (с шагом $\partial\Theta = 1/20$) изменении порога Θ от нуля до единицы. Мерой погрешности служила относительная ошибка Δ в процентах.

В начале работы величину порога установили в нуль. Выяснилось, что в двенадцати случаях из четырнадцати при равномерном увеличе-

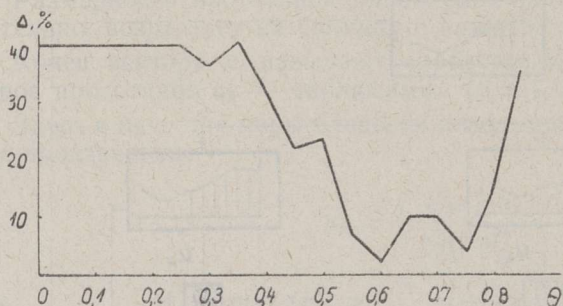


Рис. 2.

имеет, как правило, локальные минимумы. Примерный вид этой кривой изображен на рис. 2.

При всех двенадцати кривых оптимальная величина порога находилась в промежутке 0,6—0,8 (среднеарифметическое $\bar{\Theta}^* \approx 0,67$).

При двух кривых погрешность была наименьшая, когда участвовали все прототипы ($\Theta = 0$; рис. 3).

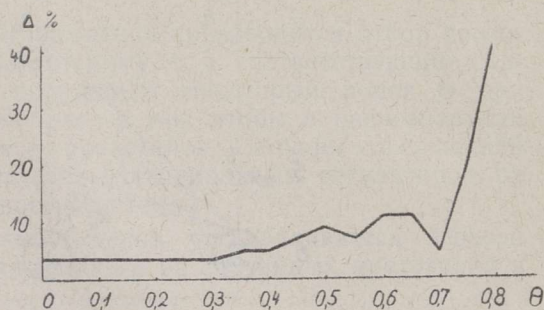


Рис. 3.

Количественно точность предсказания характеризуется следующими данными:

при 7 кривых (из 14)	ошибка	$< 10\%$
„ 10 „ „ „	„	$< 20\%$
„ 4 „ „ „	„	$> 20\%$

При кривых, дающих ошибку более 20%, уровень воды сильно отличался от нормального (был либо слишком высоким, либо низким).

Существенными источниками погрешности можно считать следующие факторы:

1. Недостаточность исходных данных:

а) для предсказания максимального уровня воды пользовались лишь кривыми количества среднемесячных осадков, не учитывая других факторов (как, например, температуру, замороженность почвы и т. д.);

б) сравнительно малое количество прототипов и число тактов ($K = 5$).

2. Упрощенный способ определения весовых коэффициентов.

Описанный эксперимент представляет собой первый этап исследования, причем в основном имелось в виду определение качественной стороны алгоритма, а не количественной меры погрешности.

В дальнейшем намечается провести эксперименты по наиболее усовершенствованному алгоритму и при максимальном наборе исходных данных.

нии порога Θ погрешность предсказания вначале не изменялась (поскольку все прототипы прошли порог Θ), а затем, начиная с некоторого значения порога, погрешность стала уменьшаться и достигла минимума в некоторой точке $\Theta = \Theta^*$. Назовем эту точку «оптимальной». После прохождения минимума погрешность опять стала возрастать. Полученная при этом кривая

ЛИТЕРАТУРА

1. Ивахненко А. Г., Лапа В. Г., Кибернетические предсказывающие устройства, Киев, 1965.
2. Bruan G. S., Experiments in Adaptive Pattern Recognition, IEEE Trans. Military Electronics, **MIL-7**, April-July 1963.

Институт кибернетики
Академии наук Эстонской ССР

Поступила в редакцию
24/II 1966

O. VAARMANN

ÜHE TSÜKLILISE PROTSESSI RESULTAATI ENNUSTAVA PERTSEPTRONI ALGORITMI MUDELLEERIMINE ELEKTRONARVUTIL

Artiklis kirjeldatakse lühidalt tsüklilise protsessi resultaati ennustava pertseptroni töötamise põhimõtet ja esitatakse tulemused algoritmi modelleerimise kohta elektronarvutil.

O. VAARMANN

SIMULATION OF THE ALGORITHM OF A CYCLICAL PROCESS RESULT PREDICTING PERCEPTRON

The author briefly discusses the working principles of the cyclical process result predicting perceptron and presents the results of the simulation of this algorithm.