

М. В. Ширшова – студентка кафедры компьютерной математики и программирования

М. Д. Поляк – научный руководитель

РАСПОЗНАВАНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ПОМОЩЬЮ МАШИНЫ БОЛЬЦМАНА

В данной работе рассматривается машина Больцмана с ограничениями и особенности распознавания изображений.

Машина Больцмана представляет собой двунаправленный полносвязный граф с двумя слоями двоичных стохастических нейронов: слой видимых нейронов и слой скрытых нейронов. Проблема машины Больцмана состоит в том, что ее сложно обучить, поэтому на практике используется машина Больцмана с ограничениями (МБО). Ее отличие от машины Больцмана состоит в том, что отсутствуют связи внутри одного слоя (рис. 1)

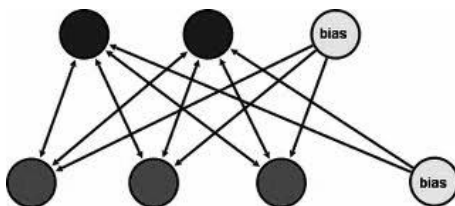


Рис. 1 Машина Больцмана с ограничениями

Рассмотрим особенности машины Больцмана с ограничениями на примере распознавания изображений. Входными данными будет являться база данных MNIST, содержащая различные варианты написания десятичных цифр. Структура сети, решающей задачу классификации изображений, представляет собой графическую модель (рис. 2).

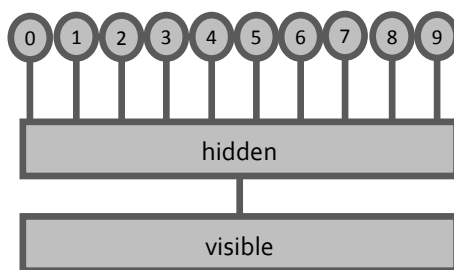


Рис. 2 Структура машины Больцмана для классификации цифр из базы MNIST

Модель состоит из трех слоев. Первый (нижний) слой – слой видимых нейронов – содержит 784 элемента, это входные данные, которые представляют собой изображение размерностью $28 * 28 = 784$ пикселя. Вторым слоем является слой скрытых нейронов, количество которых можно менять. В третьем слое содержатся метки, соответствующие цифрам от 0 до 9.

Возьмем число эпох, равное 75 и количество скрытых нейронов – 16. Результат обучения сети можно представить в виде карты признаков (рис. 3).

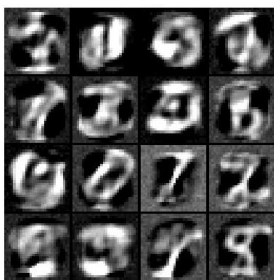


Рис. 3. Карта признаков

Карта признаков представляет собой матрицу размерностью $4 * 4$. Каждый элемент матрицы – это нейрон. Один нейрон отвечает за один признак, то есть он является экспертом [1] (детектором признака). Такой эксперт выдает +1 на своем выходе с вероятностью

$$P(h_j = +1 | \mathbf{v}) = \frac{1}{1 + \exp\left(\sum_i w_{ij} v_i + a_j\right)}, \quad (1)$$

где $h_j = s_i$ – состояние скрытого нейрона j , $h_j \in \{0,1\}$; \mathbf{v} – двоичный вектор, описывающий состояние всех видимых нейронов; $v_i = s_i$ – состояние видимого нейрона i , т.е. i -я координата вектора \mathbf{v} , $v_i \in \{0,1\}$; a_j – смещение скрытого нейрона j .

МБО называют моделью на основе мультипликативной экспертной модели (Product of Experts model, PoE), поскольку она совмещает в себе множество отдельных составных моделей (экспертов) перемножая их результаты.

Условные распределения для векторов состояния видимых нейронов \mathbf{v} и скрытых \mathbf{h} задаются следующим образом:

$$p(\mathbf{v} | \mathbf{h}; W) = \prod P(v_i | h), \quad (2)$$

где W – матрица весов связей w_{ij} между всеми нейронами. Из выражения становится ясно, почему МБО называют произведением экспертов: МБО это мультипликативная экспертная модель, где каждый скрытый нейрон является экспертом.

Из формулы (1) видно, что вероятность того, что нейрон будет активен, зависит от входных данных и весов, настроенных при обучении (рис. 4).

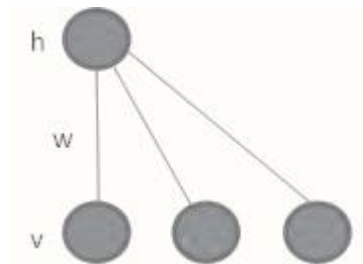


Рис. 4. Фрагмент машины Больцмана

Скрытый нейрон h – эксперт. Веса w_{ij} для нейрона h можно визуализировать. Тогда получим область чувствительности нейрона h (рис. 5).

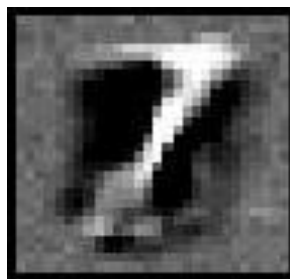


Рис. 5. Область чувствительности одного нейрона

Область чувствительности нейрона – это маска, которая определяет степень влияния каждого пикселя исходного изображения на принятие решения экспертом о наличии в изображении данного признака, где яркость каждого пикселя области чувствительности показывает силу связи между соответствующим пикселем исходного изображения и данным скрытым нейроном.

Нейроны чувствительны к небольшой области входного образа, называемой рецептивной областью (или областью связей) [2]. Нейрон приходит в возбужденное состояние, если в его рецептивной области возникает определенный образ. Рецептивные области нейронов перекрываются и покрывают все изображение.

Также можно увидеть что отдельные нейроны научились выделять наиболее информативную область изображения, т.е. отделять изображение от фона (рис. 3). Ярко выраженная овальная область чувствительности у некоторых из нейронов четко разграничивает пиксели, влияющие на принятие решения экспертом (нейроном) – белые и черные пиксели в центральной области овала, – и фон, не влияющий на мнение эксперта – серые пиксели по краям изображения, окантовывающие его.

Признаки, характерные для определенной метки (числа) можно просмотреть на карте признаков для меток (рис. 6).

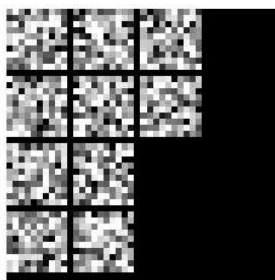


Рис. 6. Карта признаков для меток

Каждая клетка соответствует одной метке, которая принимает значение на выходе либо 0, либо 1, а яркость пикселя указывает на степень принадлежности данного признака метке.

Меняя количество скрытых нейронов, можно проследить, как меняется ошибка с помощью графиков (рис. 7).

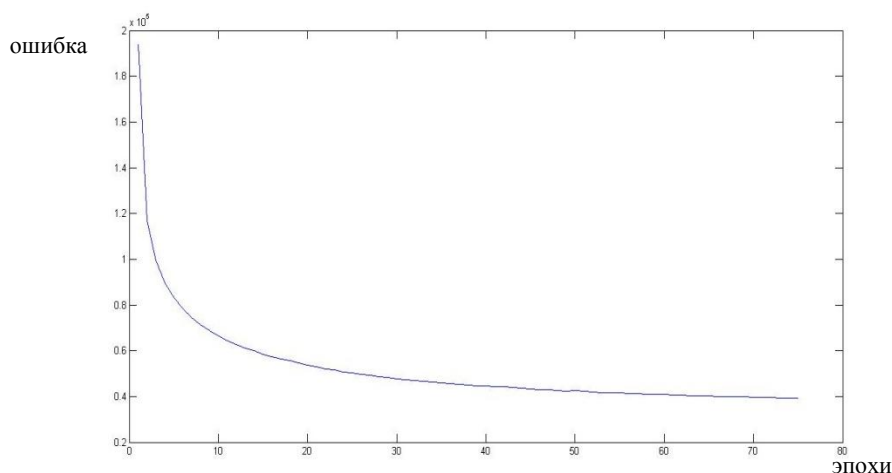


Рис. 7. График ошибки с 400 скрытыми нейронами

При увеличении количества нейронов ошибка уменьшается. Но при 400 и 900 скрытых нейронов, коэффициент ошибки практически одинаков и равен $0.4 \cdot 10^5$. Значит наиболее оптимально использовать 400 скрытых нейронов.

Так же нецелесообразность использования 900 скрытых нейронов, можно определить посмотрев на рис. 8. Большинство нейронов представляют собой «серую массу». Они не выделяют какую-то конкретную область изображения, т.е. не отвечают за какой-то отдельный признак, а значит являются избыточными. Некоторые нейроны имеют яркие черные и белые области, отвечающие за отдельные части изображения. Белые пиксели – это те области, которые оказывают наибольший вклад в вероятность активации нейрона, т.е. в вероятность нахождения данного признака в изображении.

Черные пиксели соответствуют областям изображения, которые игнорируются, т.е. оказывают наименьший вклад в вероятность активации нейрона-признака.

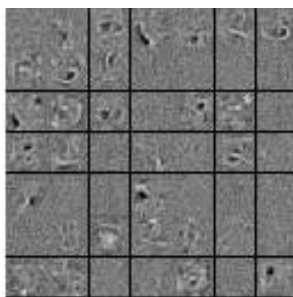


Рис. 8. Фрагмент карты признаков для 900 скрытых нейронов

Таким образом, можно сделать вывод, что для эффективной работы сети нецелесообразно использовать завышенное количество скрытых нейронов, так как появляются признаки, которые не несут существенной информации.

Библиографический список

1. Hinton, G. E. Training Products of Experts by Minimizing Contrastive Divergence. *Neural Computation*, vol. 14, pp. 1771-1800, 2002
2. С. А. Терехов, НЕОКОГНИТРОН Фукушимы, 1998, http://alife.narod.ru/lectures/neural/Neu_index.htm (посещение 25 мая 2012)