

Нейросетевые методы поиска информации в интеллектуальных справочных системах

Кучинская И.И.

Кафедра ИИТ

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники

г. Минск, Республика Беларусь

e-mail: ikuchinskaya@mail.by

Аннотация — Приводится описание использования нейросетевого алгоритма для поиска информации в интеллектуальных справочных системах, разрабатываемых на основе комплексной открытой технологии проектирования интеллектуальных систем OSTIS (Open Semantic Technology for Intelligent Systems).

Ключевые слова: база знаний; искусственная нейронная сеть; интеллектуальная справочная система; нейронная сеть Кохонена; семантическая сеть

I. ВВЕДЕНИЕ

Интеллектуальная справочная система (ИСС), разработанная на основе комплексной открытой технологии проектирования интеллектуальных систем OSTIS [1] включает в себя:

- базу знаний выбранной предметной области;
- поисковую машину обработки знаний ИСС;
- интеллектуальный решатель задач ИСС;
- пользовательский интерфейс ИСС.

Особенность такой ИСС заключается в том, что информация, операции и интерфейс представляются в виде семантической сети [2].

Основной задачей ИСС является предоставление информации пользователю по его запросу. Поэтому одним из главных компонентов, определяющих функциональные возможности ИСС, является поисковая машина обработки знаний, которая состоит из [2]:

- информационно-поисковых,
- навигационных операций.

В настоящий момент остается до конца нерешенной задача оптимизации поисковых операций и, как следствие, сокращение времени поиска информации в БЗ ИСС [3]. Для решения проблем оперативности и адекватности навигационно-поисковых операций предлагается использовать нейросетевые методы.

II. КЛАСТЕРИЗАЦИЯ

Кластеризация или естественная классификация это процесс объединение в группы объектов, обладающих схожими признаками. В отличие от обычной классификации, где количество групп объектов фиксировано и заранее определено набором идеалов, в нашем случае ни группы и ни их количество заранее не определены и формируются в процессе работы исходя из определённой меры близости объектов.

Таким образом, задача классификации заключается в разбиении объектов на классы, причем основой разбиения служит вектор параметров объекта. Сами классы неизвестны заранее, а формируются динамически. Назовем прототипом класса объект, наиболее типичный для своего класса.

Один из самых простых подходов к классификации состоит в том, чтобы предположить существование определенного числа классов и произвольным образом выбрать координаты прототипов. Затем каждый вектор из набора данных связывается с ближайшим к нему прототипом, и новыми прототипами становятся

центроиды всех векторов, связанных с исходным прототипом. В качестве меры близости двух векторов обычно выбирается евклидово расстояние.

$$d(x, y) = \sum_i (x_i - y_i) \quad (1)$$

На этих принципах основано функционирование сети Кохонена, обычно используемой для решения задач классификации. Данная сеть обучается без учителя на основе самоорганизации. По мере обучения вектора весов нейронов становятся прототипами классов – групп векторов обучающей выборки. На этапе решения информационных задач сеть относит новый предъявленный образ к одному из сформированных классов [4].

III. НЕЙРОННАЯ СЕТЬ КОХОНЕНА

Самоорганизующаяся карта признаков Кохонена (СОК) - соревновательная нейронная сеть с алгоритмом обучения "без учителя", в которой нейроны конкурируют друг с другом за право наилучшим образом сочетаться с входным вектором и побеждает нейрон, чей вектор весов ближе всего к входному вектору сигналов. Веса победившего нейрона и его соседей подстраиваются с учетом входного вектора. В процессе самоорганизации СОК Кохонена конфигурирует нейроны в соответствии с топологическим представлением исходных данных [5].

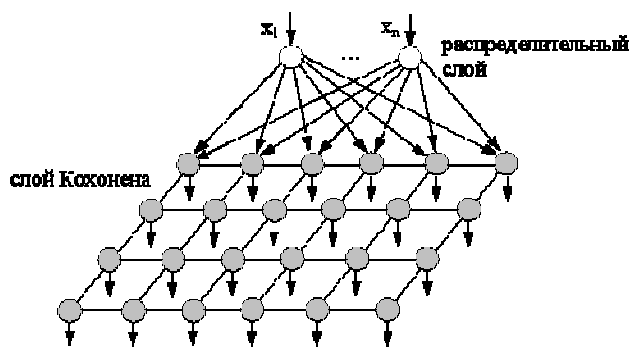


Рис. 1. Сеть Кохонена: входной слой (белый) - передает сигналы на все выходные нейроны слой Кохонена (серый) – соревновательный

Алгоритм Кохонена дает возможность строить нейронную сеть для разделения векторов входных сигналов на подгруппы. Сеть состоит из M нейронов, образующих прямоугольную решетку на плоскости (рис.1). Элементы входных сигналов подаются на входы всех нейронов сети. В процессе работы алгоритма настраиваются синаптические веса нейронов [6].

Входные сигналы - последовательно предъявляются сети. Желаемые выходные сигналы не определяются. После того, как было предъявлено достаточное число входных векторов, синаптические веса сети определяют кластеры. Кроме того, веса организуются так, что топологически близкие узлы чувствительны к похожим внешним воздействиям (входным сигналам).

Для реализации алгоритма необходимо определить меру соседства нейронов (меру близости). На рис. 2 показаны зоны топологического соседства нейронов на карте признаков в различные моменты времени. $NE_j(t)$ - множество нейронов, которые считаются соседями нейрона j в момент времени t . Зоны соседства уменьшаются с течением времени.

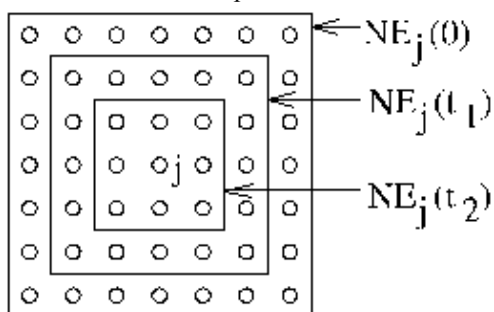


Рис. 2. Зоны топологического соседства на карте признаков в различные моменты времени

Пошаговый алгоритм Кохонена формирования карт признаков можно разбить на шесть этапов.

На первом шаге происходит инициализация сети.

Весовым коэффициентам сети $w_{ij}, i = \overline{1, n}, j = \overline{1, m}$ присваиваются малые случайные значения. Общее число синаптических весов - $M \cdot N$ (см. рис. 1). Начальная зона соседства показана на рис. 2.

На втором шаге сети предъявляется новый входной сигнал.

На третьем шаге вычисляется расстояние до всех нейронов сети. Расстояния d_j от входного сигнала до каждого нейрона j определяется по формуле:

$$d_j = \sum_{i=0}^{N-1} (x_i(t) - w_{ij}(t))^2 \quad (2)$$

где

x_i - i -ый элемент входного сигнала в момент времени t ,

$w_{ij}(t)$ - вес связи от i -го элемента входного сигнала к нейрону j в момент времени t .

На четвертом шаге выбирают нейрон с наименьшим расстоянием. Выбирается нейрон j^* , для которого расстояние d_j наименьшее.

На пятом шаге настраиваются веса нейрона j^* и его соседей из зоны соседства NE . Новые значения весов вычисляются по следующей формуле:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + r(t)(x_i(t) - w_{ij}(t)) \quad (3)$$

где

$r(t)$ - шаг обучения, уменьшающийся с течением времени (положительное число, меньше единицы).

На шестом шаге происходит возвращение к шагу 2.

Шаги 2–6 повторяются до тех пор, пока веса не перестанут меняться (или пока суммарное изменение всех весов станет очень мало).

После обучения классификация выполняется посредством подачи на вход сети испытуемого вектора, вычисления расстояния от него до каждого нейрона с последующим выбором нейрона с наименьшим расстоянием как индикатора правильной классификации.

IV. НЕЙРОСЕТЕВЫЕ МЕТОДЫ ПОИСКА ИНФОРМАЦИИ

Для решения выделенной выше проблемы предлагается модифицировать навигационно-поисковые операции, используемые при поиске информации по базе знаний интеллектуальной справочной системы, с помощью нейронной сети Кохонена.

На первом этапе семантическая сеть (результат поиска информации по базе знаний интеллектуальной справочной системы) определенным образом разбивается на подсети, каждая из которых рассматривается как возможный вариант решения (ответ на вопрос пользователя). На втором этапе каждая подсеть кодируется матрицей, а с помощью нейронной сети Кохонена множество перебираемых вариантов разбивается на классы и для каждого из них рассчитываются оценки. Это позволяет манипулировать целыми классами возможных решений и, таким образом, существенно сократить время выполнения поисковых операций.

[1] OSTIS // Open Semantic Technology for Intelligent Systems [Электронный ресурс] – 2011. - Режим доступа: <http://ostis.net/>

[2] Голенков В.В. Представление и обработка знаний в графодинамических ассоциативных машинах / Голенков В.В. [и др.]; под ред. В.В. Голенкова. – Минск, 2001. – 412с.

[3] Житко В.А. Технология компонентного проектирования средств навигации и поиска в семантических сетях / Открытые семантические технологии проектирования интеллектуальных систем (OSTIS-2011): материалы Междунар. научн.-техн. конф. Минск, 10-12 февраля 2011 г.) – Минск: БГУИР, 2011.

[4] Головкин В.А. Нейроинтеллект: теория и применение. Книга 1, 2: Организация и обучение нейронных сетей с прямыми и обратными связями / В.А. Головкин. – БрестИзд.БПИ, 1999. – 264с.

[5] T. Kohonen. Self-Organizing Maps, Springer Series in Information Sciences, vol. 30, Springer, Heidelberg, 1995.

[6] Отчет по научно-исследовательской работе "Создание аналитического обзора информационных источников по применению нейронных сетей для задач газовой технологии"; Копосов А.И., Щербаков И.Б., Кисленко Н.А., Кисленко О.П., Варивода Ю.В. и др., ВНИИГАЗ, 1995.