Лекция по дисциплине «Нейронные сети»

Лекция 1.13 **Парадигмы обучения нейронных сетей – 1 час**

Цель: - Рассмотреть основные парадигмы обучения нейронных сетей;

План: - Парадигма обучения нейронных сетей с учителем.

В общем случае, обучение с учителем предполагает предъявление обучающих примеров для оценивания и модификации состояния обучаемой системы. В случае ИНС, все обучающие примеры содержат значения входного вектора (выборки) и желаемые выходы (правильные ответы), а веса синаптических связей настраиваются так, чтобы она порождала ответы, наиболее близкие к правильным, то есть каждый обучающий пример состоит из пары: *входной вектор* и *целевой* (*желаемый выходной*) *вектор*. При предъявлении обучающего примера вычисляется реальный выходной вектор и сравнивается с соответствующим целевым вектором. Разность целевого вектора и вычисленного выходного вектора (ошибка) с помощью обратной связи подается на входы ИНС и веса изменяются так, чтобы по этим входам получать выходы максимально близкие к целевым выходам, т.е. минимизировать ошибку. Обычно ИНС обучается на некотором множестве обучающих примеров. Обучающие примеры предъявляются последовательно, вычисляются ошибки и веса настраиваются для каждого входного вектора до тех пор, пока ошибка по всему обучающему множеству не достигнет приемлемо низкого уровня.

Процесс обучения должен быть таким, чтобы ИНС обучалась на всем множестве обучающих примеров (образов) без пропусков того, что уже выучено, и ИНС предъявлялись все обучающие примеры прежде, чем выполняется коррекция весов синаптических связей. Необходимые изменения весов должны вычисляться на всем множестве обучающих примеров, а это требует дополнительной памяти. После ряда таких обучающих циклов веса сойдутся к минимальной ошибке. Этот метод может оказаться бесполезным, если ИНС находится в постоянно меняющейся внешней среде, так что второй раз один и тот же вектор может уже не повториться. В этом случае процесс обучения может никогда не сойтись, бесцельно блуждая или сильно осциллируя.

Пусть имеется ИНС, которая выполняет преобразование $F: X \to Y$ входных векторов из входного признакового пространства входов X в выходные вектора из выходного признакового пространства Y, т.е. F есть множество всех возможных функций, соответствующих заданной архитектуре ИНС.Тогда решить поставленную задачу с помощью этой ИНС означает построить конкретную функцию $f \in F$ и обучить ИНС – построить итерационную процедуру для подбора значений весов синаптических связей и смещений таких, чтобы функция ошибки E была минимальной для всех пар обучающих примеров (x_i, y_i), $f_i(x_i) = y_i$, $x_i \in X$, $y_i \in Y$, $i = 1, 2, \ldots, K$.

Функция ошибки E, будет показывать для каждой из функций f_i степень близости к f.

ИНС находится в состоянии w из пространства состояний W. Рассмотрим полную ошибку ИНС в состоянии w:

$$E(w) = \sum_{i=1}^{K} [f_i(x_i w) - y_i]^2.$$

Отметим два свойства полной ошибки. Во-первых, ошибка $E(w)$ является функцией состояния w, определенной на пространстве состояний W. По определению, она принимает неотрицательные значения. Во-вторых, в некотором обученном состоянии w^*, в котором ИНС не делает ошибок на обучающей выборке, данная функция принимает нулевое значение. Следовательно, обученные состояния являются *точками минимума* введенной функции $E(w)$.

Функция ошибки E может иметь произвольный вид. Если выбраны множество обучающих примеров и способов вычисления функции ошибки, обучение ИНС превращается в задачу многомерной оптимизации, для решения которой могут быть использованы следующие методы:

– локальной оптимизации с вычислением частных производных первого порядка (градиентный метод, методы с одномерной и двумерной оптимизацией целевой функции в направлении антиградиента, метод сопряженных градиентов, методы с учетом направление антиградиента на нескольких шагах алгоритма);

– локальной оптимизации с вычислением частных производных первого и второго порядка (метод Ньютона, методы оптимизации с разряженными матрицами Гессе, квазиньютоновские методы, метод Гаусса-Ньютона, метод Левенберга-Маркардта);

– стохастической оптимизации (метод поиска в случайном направлении, имитация отжига, метод Монте-Карло);

– глобальной оптимизации (метод перебора значений переменных, от которых зависит целевая функция).

В многослойных ИНС оптимальные выходные значения всех слоев, кроме последнего слоя, как правило, неизвестны. Если в ИНС число слоев больше трех, то невозможно ее обучить, руководствуясь только величинами ошибок на выходном слое. Одним из вариантов решения этой проблемы является разработка наборов выходных сигналов, соответствующих входным, для каждого слоя ИНС, что является очень трудоемкой операцией и не всегда осуществимо. Другой вариант – динамическая настройка весов, в ходе которой выбираются наиболее слабые синаптические связи и изменяются на малую величину в ту или иную сторону, и сохраняются только те изменения, которые повлекли уменьшение ошибки на выходе всей ИНС, что требует громоздких рутинных вычислений. Третий вариант – распространение сигналов ошибки от выходов ИНС к ее входам, в направлении, обратном прямому распространению сигналов в обычном режиме работы.

Таким образом, задача обучения ИНС является задачей поиска минимума функции ошибки в пространстве состояний, и, следовательно, для ее решения могут применяться стандартные методы теории оптимизации. Эта задача относится к классу многофакторных задач, так, например, для однослойного персептрона с N входами и M выходами речь идет о поиске минимума в $N \times M$-мерном пространстве.

На практике могут использоваться ИНС в состояниях с некоторым малым значением ошибки, не являющихся в точности минимумами функции ошибки. Другими словами, в качестве решения принимается некоторое состояние из окрестности обученного состояния W^*. При этом допустимый уровень ошибки определяется особенностями конкретной прикладной задачи, а также приемлемым для пользователя объемом затрат на обучение.

Самой простой функцией ошибкой является средняя квадратичная ошибка, определяемая как усредненная на K обучающих примерах сумма квадратов разностей между значениями желаемого выхода d_i и реально полученного выхода y_i для каждого обучающего примера i :

$$E(w) = \frac{1}{K} \cdot \sum_{i=1}^{K} (d_i - y_i)^2 .$$

Усиленный вариант обучения с учителем называется обучение с поощрением, в котором не указывается точное значение желаемого выхода, а выставляется оценка хорошо или плохо поработала система.

Вопросы:

1. Что предполагает обучение с учителем?
2. Что происходят при предъявлении обучающего примера?
3. Что такое функция ошибок?