

АЛГОРИТМ САМООРГАНИЗАЦИИ СТРУКТУРЫ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ В ПРОЦЕССЕ ЕЕ ОБУЧЕНИЯ

© А.А. Арзамасцев

Arzamastsev A.A. The algorithm of self-organization of the artificial neuron network structure in the process of its teaching.

В настоящее время аппарат искусственных нейронных сетей (ИНС) успешно используется для решения многих проблем в области искусственного интеллекта, распознавания образов, управления и т. д. Однако вопрос о выборе структуры ИНС остается открытым, в связи с чем исследователи вынуждены либо задавать ее интуитивно, либо задавать некоторую избыточную структуру, которая затем упрощается (принцип «от сложного к простому»).

Целью данной работы является разработка алгоритма самоорганизации структуры ИНС, использующего принцип «от простого к сложному».

Алгоритм самоорганизации структуры сети. Алгоритм базируется на двух эмпирических феноменах ее обучения, которые обычно наблюдаются при изменении числа нейронов в скрытом слое и количества скрытых слоев (см. рис. 1а, 1б).

На рис. 1а показано, как изменяется ошибка обучения сети при изменении числа нейронов в скрытом слое. Видно, что вначале, при добавлении новых нейронов, ошибка убывает. Однако, начиная с некоторого числа нейронов, она стабилизируется так, что дальнейшее увеличение их количества не приводит к снижению ошибки обучения. По всей видимости, речь здесь может идти о непреодолимой погрешности, которую можно связать с несоответствием структуры ИНС-модели и моделируемого объекта. Можно сделать вывод, что увеличивать число нейронов в слое целесообразно лишь до тех пор, пока это приводит к уменьшению ошибки обучения (на рис. 1а это число – 4 или 5).

На рис. 1б показано, как изменяется ошибка обучения сети при увеличении числа скрытых слоев, при условии, что выбор количества нейронов в каждом слое производится так, как это показано на рис. 1а. Из этого рисунка видно, что ошибка обучения сети быстро убывает до остаточного значения $F_{\text{ост}}$, которое не может быть уменьшено в дальнейшем. По моему мнению, такое значение $F_{\text{ост}}$ связано с погрешностью эмпирических данных, используемых при обучении сети. Из рис. 1б также хорошо видно, что информацию об уменьшении $F_{\text{ост}}$ можно использовать для выбора числа скрытых слоев. Так, ошибка обучения практически не меняется при использовании 3-х или 4-х скрытых слоев в ИНС (рис. 1б).

Рассмотренная феноменология обучения ИНС использована нами для конструирования эффективного алгоритма самоорганизации структуры. Суть алгоритма заключается в постепенном наращивании числа нейронов в каждом слое и числа скрытых слоев до тех пор, пока ошибка обучения сети $F_{\text{ост}}$ не перестанет уменьшаться (рис. 1а, 1б). Блок-схема такого алгоритма описана далее.

В блоке 1 задают число входов ИНС – n (определяется постановкой задачи и зависит от числа факторов, оказывающих влияние на моделируемый объект), число выходов ИНС – k (определяется как число факторов, являющихся результатом моделирования и интересующих пользователя системы); начальное число слоев – S принимается равным нулю.

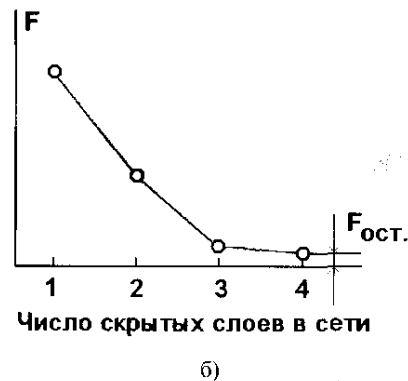
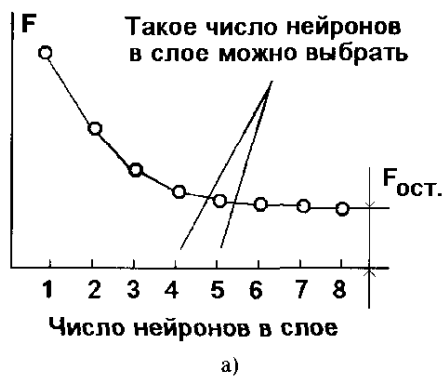


Рис. 1. Методика выбора числа нейронов в скрытом слое – а) и количества скрытых слоев – б)

В блоках 2 и 3 задаются начальные условия: начальная лучшая невязка для нейрона ($BestError$) – максимальное число используемого типа; начальная лучшая невязка для слоя ($LayerBestError$) – максимальное число используемого типа; начальная лучшая невязка для всей сети ($NetBestError$). В процессе конструирования сети данные невязки будут изменяться и достигать своего минимального значения.

Также пользователем задается величина $delta$ – существенное изменение невязки. Если разница между двумя невязками (полученной в настоящий момент времени и предыдущей) становится меньше величины $delta$, то построение слоя (в случае несущественного изменения $BestError$) или построение всей сети (в случае несущественного изменения $LayerBestError$) будет прекращено.

В блоке 4 задается первоначальное число нейронов в каждом из предполагаемых слоев ИНС равным нулю.

В блоке 5 при переходе к построению нового слоя нейронов невязка сети получает то значение, которое получилось в конце построения предыдущего нейронного слоя.

В блоке 6 в начале построения нового нейронного слоя счетчик слоев в сети – S увеличивается на единицу.

В блоке 7 при подборе нового нейрона в текущем слое счетчик нейронов в этом слое – i увеличивается на единицу.

В блоке 8 при подборе нового нейрона в текущем слое невязка данного слоя получает то значение, которое получилось в результате подбора предыдущего нейрона в слой.

В блоке 9 при подборе активационной функции каждого нового нейрона в текущем слое осуществляется перебор всех уже имеющихся в наличии слоев ИНС.

В блоке 10 осуществляется перебор всех нейронов в каждом из уже построенных слоев ИНС.

В блоке 11 осуществляется перебор всех имеющихся в распоряжении пользователя активационных функций нейронов. Таким образом, имеется возможность не просто подобрать активационную функцию только для одного (рассматриваемого в данный момент времени) нейрона при закрепленных активационных функциях остальных нейронов в сети, а произвести перебор всех имеющихся нейронов и, если это приведет к уменьшению значения невязки, поменять активационные функции некоторых из них.

В блоке 12 производится обучение сети по определенному алгоритму (один из методов определения ми-

нимума функции многих переменных) и находится значение лучшей текущей невязки – ej .

Блок 13. Если произошло уменьшение лучшей текущей невязки – ej по сравнению с лучшей невязкой для подбираемого в данный момент времени нейрона – $BestError$, то управление передается к блоку 14, в противном случае осуществляется переход к новой активационной функции нейрона (блок 11).

В блоке 14 номер активационной функции, при которой произошло уменьшение ej , записывается в массив $FBest$ в строку с номером S (этот номер соответствует номеру слоя) и в столбец с номером i (этот номер соответствует номеру нейрона, активационная функция которого подбирается в данный момент времени).

В блоке 15 значение невязки ej записывается в переменную $BestError$ – теперь это значение будет лучшим для подбираемого нейрона.

В блоке 16 осуществляется запись текущих значений коэффициентов синаптических связей.

Блок 17. Если произошло существенное уменьшение (на величину, большую, чем $delta$) величины лучшей невязки последнего нейрона ($BestError$) относительно лучшей невязки для последнего построенного слоя ($LayerBestError$), то можно добавить в текущий слой еще хотя бы один нейрон (см. блоки 18 и 19). В противном случае (если существенного уменьшения невязки не произошло), добавление нового нейрона в текущий слой, вероятнее всего, не приведет к дальнейшему существенному уменьшению лучшей невязки, т. е. необходимо перейти к блоку 20.

В блоке 18 осуществляется запись количества нейронов на последнем построенном слое.

В блоке 19 производится восстановление начальных коэффициентов синаптических связей и осуществляется переход к блоку 7.

Блок 20. Если произошло существенное уменьшение (на величину, большую, чем $delta$) величины лучшей невязки последнего построенного слоя ($LayerBestError$) относительно лучшей невязки сети ($NetBestError$), то можно добавить в сеть еще хотя бы один нейронный слой: перейти к пункту 4. В противном случае (если существенного уменьшения невязки не произошло), то добавление нового слоя в сеть не приведет к дальнейшему уменьшению лучшей невязки сети, т. е. необходимо перейти к блоку 21.

Блок 21. Сеть построена.

Поступила в редакцию 17 октября 2006 г.