

## **ПОВЫШЕНИЕ КАЧЕСТВА РЕШЕНИЯ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ЗАДАЧ В УСЛОВИЯХ ИСКАЖЕНИЯ ИНФОРМАЦИИ ВО ВХОДНЫХ ДАННЫХ**

**Неволина С.С., Таскин А.С.**

**Научный руководитель — Миркес Е.М.  
Сибирский федеральный университет**

Искусственные интеллектуальные системы в настоящее время находят огромное число разнообразных применений, благодаря доступности и росту вычислительных возможностей компьютеров. Нейронные сети – это успешно развивающийся класс интеллектуальных систем, ориентированный на тиражирование опыта высококвалифицированных специалистов-экспертов в слабо формализованных областях, где качество принятия решений традиционно зависит от качества экспертизы (экономика, медицина и т.п.). Однако, при постановке нейросетевых задач специалисты в таких прикладных областях часто не могут выделить наиболее важные для решения задачи входные данные. Соответственно, возникает ряд вопросов:

1. Какие сигналы являются наиболее важными при решении нейросетевой задачи?
2. Какие сигналы несут дублирующую информацию?
3. Какой алгоритм обучения нейросети обеспечивает повышение устойчивости к искажению во входных данных.

В процессе обучения нейронная сеть способна оценивать влияние каждого из обучающих параметров на принятие решения (то есть определить степень важности отдельных признаков). Эта способность позволяет выявить информативность каждого признака по сравнению с остальными и оценить значимость признаков.

Вычисленные показатели значимости признаков позволяют анализировать вектор входных сигналов на избыточность. То есть, отбрасывая сигналы, показатель которых имеет маленькое значение для вычисления ответа, обучаем сеть без них и смотрим изменение ошибки. В том случае, когда значение ошибки укладывается в заданный интервал, такими признаками можно пренебречь (исключить из выборки), а когда результат вычисляется более точно, можно говорить о зашумлении выборки этими признаками.

Данная возможность нейронных сетей (оценка значимости признаков) позволяет решить еще одну проблему: облегчение процесса создания вопросника для решения конкретной задачи. То есть для начала можно сформировать обучающую выборку с большим количеством признаков, а затем нейроимитатор способен сам отранжировать их по важности и сократить список входных сигналов. С помощью нейронных сетей можно автоматически минимизировать число обучающих признаков.

В настоящее время реализован программный комплекс, представляющий собой программную модель сигмоидной нейронной сети двойственного функционирования [3]. В программе используется тип обучения сети с учителем, когда для каждого набора данных, подаваемого в процессе обучения на вход сети, соответствующий выходной набор известен. Процесс обучения сети двойственного функционирования представляет собой оптимизацию функции оценки в пространстве подстроечных параметров. В дальнейшем все эксперименты по данной работе будут проводиться именно с помощью этого программного комплекса.

Нейронные сети предпочтительны там, где имеется много входных данных, в которых скрыты закономерности. В этом случае можно почти автоматически учесть раз-

личные нелинейные взаимодействия между показателями-признаками, характеризующими такие данные. Это особенно важно в системах обработки информации, в частности, для ее предварительного анализа или отбора, выявления "выпадающих фактов" (условно незначимых признаков) или грубых ошибок человека, принимающего решения. Решать поставленную задачу необходимо с помощью такого метода, который позволил бы за меньшее количество итераций определять набор признаков, повышающих устойчивость системы к искажениям информации в условиях сокращения исходного числа входных параметров. В роли такого метода выступает предлагаемый ниже метод дублирования информации.

Суть идеи применения дублирующей информации состоит в том, чтобы создавать устойчивость системы путем дополнения минимального набора входных признаков признаками-дублерами. При этом дублировать можно как весь минимальный набор, так и отдельные признаки из его состава, а преимущество состоит в том, что исследователь определяет непосредственные признаки-дублеры за минимальное количество итераций, а не создает устойчивость системы к искажениям во входных данных посредством перебора признаков.

Этот способ повышения устойчивости системы к искажениям во входных данных путем дублирования информации из минимального набора признаков позволит решить следующие задачи:

1. Дублирование информации из минимального набора признаков позволит избежать потери части полезной информации, или информации, которая в процессе реализации методов минимизации перешла в разряд относительно незначимой, и сократить ограничения в использовании дополнительных априорных сведений о решаемой целевой задаче.

2. Решение задачи, основанное на минимальном наборе признаков, сопряжено с высокой степенью риска возникновения ошибок вычислений в случаях невнимательности исследователя (неумышленных искажений в данных). Дополняя же минимальный набор признаков соответствующими дублирующими признаками, вероятность искажений во всех данных сокращается, что снижает степень риска и повышает качество решения задачи.

3. Наличие в выборке признаков, дублирующих информацию из минимального набора, позволяет повысить надежность вычислений в условиях наличия пробелов в данных, а при соответствующей аппаратной поддержке – восполнить эти пробелы с достаточной степенью достоверности.

4. На базе построенных наборов признаков (полном, дублирующем и минимальном) выстраивается иерархическая зависимость между наборами, что позволяет исследователю выбирать одну из трех баз данных в зависимости от критериев, предъявляемых к решению задачи, и от технического и инструментального обеспечения.

Таким образом, решение задачи сводится к поиску признаков, дублирующих информацию из минимального набора параметров, и созданию алгоритмов формирования наборов, повышающих устойчивость нейросетевой системы, к искажениям информации во входных данных.

Имея достаточно простой набор элементов структуры, нейронные сети способны решать такие разнообразные задачи, как распознавание образов, прогнозирование, задачи обработки сигналов при наличии больших шумов и т.д. И можно сказать, что нейронные сети – это универсальный инструмент. С точки зрения исследователя, они являются достаточно производительными и зависят лишь от производительности вычислительной машины. Нейронные сети также обеспечивают достаточно высокую устойчивость к ошибкам и на сегодняшний день являются дешевым продуктом. Поэтому при-

менять технологии нейронных сетей выгодно, а разработка методов нейросетевого моделирования и анализа информации является актуальной задачей.