

ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ ГЛОБАЛЬНОГО ПОИСКА ОБУЧЕНИЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Введение

Известны стратегии и методы поиска оптимальных весовых параметров искусственных нейронных сетей (ИНС) [6]. Однако все они либо чисто градиентные, либо комбинированные, основанные на градиентном рандомизированном поиске [8]. При этом лишь один алгоритм обучения ИНС обладает свойством глобальности— это алгоритм, известный под названием машины Больцмана ([8]), основанный на классической стратегии случайного поиска по линейной тактике [2,7].

С другой стороны, быстро работающие градиентные алгоритмы или узко специализированы, или дают низкокачественное обучение ИНС, не будучи способными найти глобальный минимум функции ошибки, а качественно работающие (машина Больцмана) обладают низким быстродействием.

Цель настоящей работы состоит в исследовании методов глобального поиска, разработке альтернативного метода обучения ИНС и сравнении результатов его работы с существующими.

Постановка задачи

Ставится задача исследования методов обучения нейронных сетей, обладающих свойством глобальности. К таковым, как известно, можно отнести классический ([2]) и адаптивный ([4]) методы “тяжелого шарика”, методы случайного поиска с линейной и нелинейной тактикой и различные их комбинации.

В свою очередь, ставятся вопросы исследования работы предлагаемых методов глобального поиска оптимальных параметров ИНС в сравнении с результатами обучения по алгоритму машины Больцмана, а также рассматривается возможность синтеза комбинированного алгоритма, несущего в себе идею сочетания стохастического и детерминированного подходов в организации движения к глобальному экстремуму функции ошибки обучения ИНС.

В качестве обучаемой использовалась рекуррентная сеть Элмана, общая структура которой показана на рис. 1. Сеть имитирует поведение апериодической системы, динамика которой описывается передаточной функцией вида $F(s) = \frac{20}{s+2}$ (s -оператор Лапласа).

Рассмотрим основные алгоритмы глобального поиска, лежащие в основании данного исследования.

© А.И. Михалев, Д.А. Демченко, 2004

Вопрос о применении метода “тяжелого шарика” для обучения ИНС впервые рассмотрен в [5]

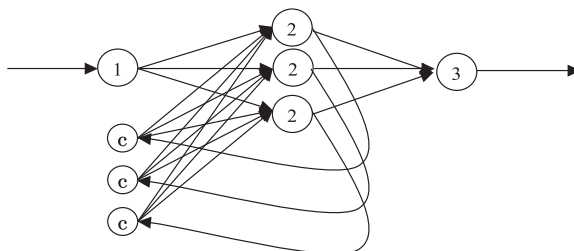


Рис. 1 – Общая структура сети Элмана: 1,2,3 — входной, внутренний и выходной слою; с — скрытый слой

Машина Больцмана

Машина Больцмана может рассматриваться как устройство, реализующее стохастический алгоритм обучения ИНС с глобальными свойствами. В ней используется стратегия линейной тактики случайного поиска с большими начальными шагами вдали от экстремума и постепенным их уменьшением по мере приближения к нему, что позволяет системе “вырваться” из локальных минимумов и в то же время гарантирует окончательную стабилизацию траектории предельного цикла.

Алгоритм машины Больцмана выглядит следующим образом:

1. Определить переменную T , представляющую искусственную температуру. Придать T большое начальное значение.
2. Предъявить сети вектор входных данных и вычислить выходы и целевую функцию.
3. Задать случайные изменения весовых коэффициентам и вычислить выход сети и изменение целевой функции, соответствующее изменению матрицы весовых коэффициентов.
4. Если функция сетевой ошибки уменьшилась, то изменение матрицы весовых коэффициентов сохраняется. Иначе изменение сохраняется с вероятностью, определяемой распределением Больцмана:

$$p(E) = \exp\left(-\frac{E}{kT}\right),$$

где E — энергия системы в новом состоянии, где $p(E)$ — вероятность перехода системы в состояние с энергией E , k — постоянная Больцмана, T — температура.

Шаги 3 и 4 выполняются для каждого из параметров системы, при постепенном уменьшении температуры T , пока не будет достигнуто допустимо низкое значение целевой функции. Величина случайного изменения весовых коэффициентов на шаге 3 может определяться различными способами, например, в соответствии с гауссовским распределением.

На рис. 2 показан график ошибки при обучении нейронной сети Элмана и работа обученной сети. Пики на графике ошибки обозначают те точки, где машина согласно распределению Больцмана допускала шаги, ухудшающие функцию отклика.

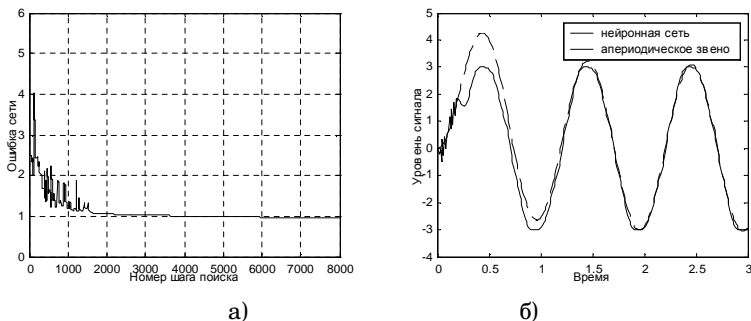


Рис. 2 – Работа алгоритма машины Больцмана: а) ошибка при обучении сети; б) работа обученной сети

Случайный поиск с нелинейной тактикой

В основе алгоритма лежит метод проб с исправлением ошибок [7]. На каждом шаге алгоритм делает случайный шаг, однако принимаются только удачные шаги. Рекуррентная формула имеет вид:

$$\Delta x_n = \begin{cases} a\xi, \Delta F_{n-1} < 0 \\ -\Delta x_{n-1}, \Delta F_{n-1} \geq 0 \end{cases},$$

$$\Delta F_n = F(x_n) - F(x_{n-1})$$

где $\xi \in [0, 1]$ — равномерно распределенная случайная величина, ΔF — приращение функции цели.

Алгоритм случайного поиска с нелинейной тактикой является эффективным методом локализации экстремума. Его эффективность падает с ростом размерности объекта пропорционально \sqrt{n} , в то время как эффективность регулярных методов падает пропорционально n .

На рисунке 3а показан график сетевой ошибки на протяжении процесса обучения. На нем хорошо видно, что выполнялись только улучшающие ошибку шаги (на всем протяжении обучения функция ошибки убывает). На рис. 3б представлен сигнал на выходе обученной сети и выход аперидического звена.

Метод “тяжелого шарика”

Традиционно для обучения сетей используется метод обратного распространения ошибки, являющийся градиентным методом оптимизации [7]. По этому методу изображающая точка не способна покидать локальные экстремумы вследствие того, что лишена инерции. Этот недостаток

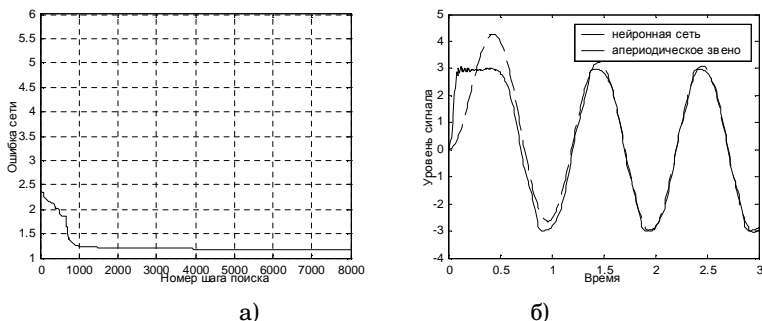


Рис. 3 – Работа алгоритма метода случайного поиска: а) ошибка в процессе обучения; б) работа обученной сети

можно компенсировать путем введения в дифференциальное уравнение движения изображающей точки еще одного члена, отвечающего за инерцию (массу) шарика. Семейство методов “тяжелого шарика” ([2]) описывается следующим дифференциальным уравнением:

$$\mu(t)\ddot{x}(t) + \nu(t)\dot{x}(t) + \nabla F(x(t)) = 0,$$

где $\mu(t)$ — эквивалент физической массы, $\nu(t)$ — коэффициент сопротивления среды, $\nabla F(x(t))$ — градиент поверхности отклика в точке $x(t)$, $\ddot{x}(t)$ — ускорение как вторая производная координаты по времени, $\dot{x}(t)$ — скорость как первая производная координаты по времени.

Метод обладает свойством глобальности, однако его сходимость может наблюдаться лишь при определенных заданных значениях ν и μ . Начальные координаты и скорость движения изображающей точки при этом рационально выбирать случайным образом.

На рис. 4 показаны график ошибки сети в процессе обучения методом “тяжелого шарика”, а также работа обученной сети. Пики на графике на рис. 4а обозначают места, где изображающая точка преодолевала возвышения функции отклика благодаря своей инерционности, и, таким образом, покидала область притяжения локальных экстремумов, то есть алгоритм проявлял свое свойство глобальности.

Синтез комбинированного алгоритма обучения ИНС

Как известно, стохастические и детерминистские подходы в теории оптимизации имеют свои преимущества. Ставится задача совмещения обоих принципов в одном алгоритме и исследования свойств полученной машины.

Для машины Больцмана известна аналогия с шариком в коробке [2]. Однако она не вполне корректна, так как такой шарик не имеет массы. Если же привнести в такую систему понятие инерции и массы, это:

изменит форму распределения, используемую для вычисления случайных величин шагов, привнеся в нее уже собранную информацию о

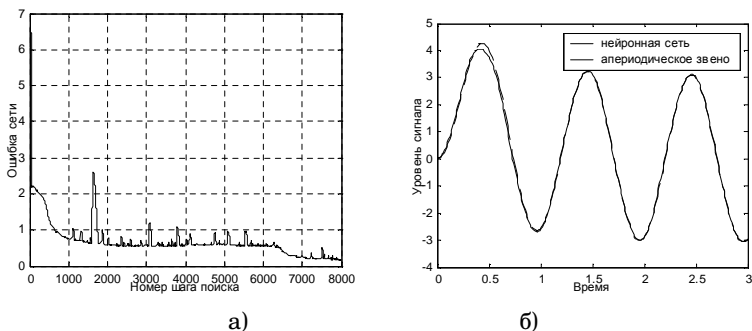


Рис. 4 – Работа алгоритма “тяжелого шарика”: а) ошибка обучения сети Элмана; б) работа обученной сети

поверхности отклика в виде вектора скорости;

при высоких размерностях задач ускорит нахождение точки ближайшего минимума.

Дифференциальное уравнение движения изображающей точки по комбинированному алгоритму:

$$\mu(t)\ddot{x}(t) + \nu(t)\dot{x}(t) + \nabla F(B(x(t))) = 0,$$

где $B(x(t))$ — оператор машины Больцмана, реализующий один шаг обучения по ее правилам.

График ошибки обучения и работа обученной сети представлены соответственно на рис. 5.

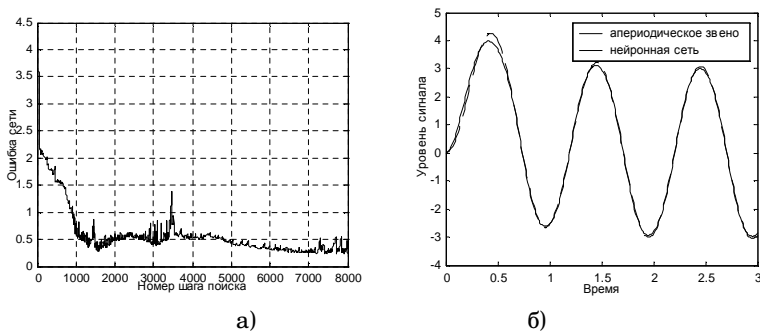


Рис. 5 – Работа комбинированного метода обучения: а) ошибка сети в процессе обучения; б) работа обученной сети

На графике ошибки хорошо видно, что до ~ 4000 шагов искусственная температура в машине Больцмана была еще высока и часто допускала ухудшение целевой функции ошибки. Это проявилось в виде шума на

функции ошибки. Далее этот процесс стал менее выраженным, и ухудшающие изменения стали более “покатыми”. Здесь проявилась вторая, инерционная компонента алгоритма.

Выводы

Для сравнения эффективности алгоритмов глобальной оптимизации при обучении ИНС сведем результаты в таблицу:

Алгоритм	Число шагов	Число вычислений функции ошибки	Конечная ошибка	Подобие формы
“тяжелого шарика”	8000	128000	0.18404	0.9993
комбинированный	8000	144000	0.2369	0.9989
машина Больцмана	8000	8000	0.97193	0.9845
нелинейной тактики	8000	8000	1.16365	0.9640

Исходя из данных таблицы и рис. 2–5, можно сделать следующие выводы:

- методы, в основе которых лежат стратегии линейной (машина Больцмана) и нелинейной тактик случайного поиска, достаточно эффективны для обучения рекуррентных ИНС рассматриваемого класса. Однако эти методы обладают низким быстродействием и сравнительно невысокой точностью при прочих равных условиях. При этом нелинейную тактику следует применять скорее для локализации глобального экстремума, нежели для организации поиска вдали от него;
- методы, в основе которых лежит алгоритм движения “тяжелого шарика”, оказались наиболее эффективными. В то же время их наиболее корректно применять в сочетании с рандомизацией в областях притяжения локальных экстремумов или наряду с управлением инерцией “тяжелого шарика” по ходу его движения в область глобального экстремума мультимодальной функции ошибки нейронной сети;
- рациональное комбинирование рассмотренных методов может привести, что частично и показано в данной работе, к интересным результатам с точки зрения настройки параметров рекуррентных ИНС.

Литература

1. Бодянський Є.В., Михальов О.І., Плісс І.П. Адаптивне виявлення розладнань в об'єктах керування за допомогою штучних нейронних мереж. – Дніпропетровськ: Системні технології, 2000. – 140 с.
2. Жиглявський А.А., Жилинський А.А. Метод пошука глобального екстремума — М: Наука, 1991. — 248 с.
3. Михалев А.И. Адаптивно-поисковые методы и алгоритмы оптимизации и идентификации динамических систем: Учебное пособие. - Киев: УМК ВО, 1992. - 68 с.
4. Михалев А.И. Адаптивный метод “тяжелого шарика” //Тез. докл. 1-ой Украинской конференции по автоматическому управлению (Автоматика-94), 18-21 мая 1994 г. – Киев. - С. 68.
5. Михалев А.И., Демченко Д.А. Использование методов глобальной оптимизации для обучения нейронных сетей /Тези доповідей I Всеукраїнської науково-практичної конференції “Математичне та програмне забезпечення інтелектуальних систем” МРZIS-2003, м. Дніпропетровськ, 17-19 жовтня 2003 р. - Дніпропетровськ, 2003. – С. 44-45.
6. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации –М.: Финансы и статистика, 2002 – 344 с.
7. Растрингин Л.А. Случайный поиск, — М.: Знание, 1979. — 90 с.
8. Руденко О. Г. Бодянский Е.В. Основы теории искусственных нейронных сетей, Харьков: ТЕЛЕТЕХ, 2002 — 317 с.
9. Стронгин Р.Г. Поиск глобального оптимума, — М.: Знание, 1990. — 46 с.
10. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика, 1992. — 184 с.