

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДА РОЯЩИХСЯ ЧАСТИЦ ДЛЯ ОБУЧЕНИЯ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Чигвинцев А.В., студент; Скляренко А.А., доц.

(Донской государственной технической университет, г. Ростов-на-Дону, Россия)

Задача обучения нейронной сети в контексте парадигмы обучения с учителем характеризуется специфическими ограничениями, выделяющими обучение нейросетей из общих задач оптимизации: астрономическое число параметров, необходимость высокого параллелизма при обучении, многокритериальность решаемых задач. При этом даже при решении относительно простых задач необходимо учитывать, что адаптивный рельеф (график оценки как функции от подстраиваемых параметров) сложен, может содержать много локальных минимумов.

Методы обучения должны учитывать эти ограничения и по возможности минимизировать их влияния на конечный результат. На данное время существует довольно большое разнообразие методов решающих задачу оптимизации параметров обучения с разной степенью успешности. Тем не менее, большинство методов обучения нейронных сетей являются локальными. Они ведут к одному из локальных минимумов целевой функции, лежащему в окрестности точки начала обучения. На данный момент не существует метода, который безоговорочно превосходил бы по эффективности и низкой вычислительной сложности все остальные.

Рассматриваемый в данной работе метод роящихся частиц относится к поведенческим методам решения задачи глобальной безусловной оптимизации. Метод имеет широкую сферу применения. В частности одним из практических приложений метода является оптимизация параметров нейронной сети в контексте задачи обучения нейронной сети [1].

Нейронную сеть можно рассматривать, как некоторую многомерную функцию $F: X \rightarrow Y$. Пусть далее имеется обучающая выборка (X^α, Y^α) , $\alpha = 1..p$. Полная ошибка E , нейронной сети в состоянии W из пространства состояний W_α определяется выражением:

$$E = E(W) = \sum_a \sum_i [F_i(X^\alpha; W) - Y_i^\alpha]^2, \quad (1)$$

где F_i – i компонент преобразования F вектора X^α .

В обученном состоянии W^* , в котором сеть не делает ошибки на обучающей выборке, функция $E(W)$ принимает нулевое значение. Таким образом задача обучения нейронной сети является задачей поиска минимума функции ошибки $E(W)$ в пространстве состояний W_α , и, следовательно, для ее решения могут применяться методы теории оптимизации.

Рассмотрим схему применения метода роящихся частиц для задачи минимизации функции ошибки $E(W)$ в N -мерном пространстве состояний W_α , где N определяется количеством связей в нейронной сети:

$$\min_{w \in W_\alpha} E(W) = E(W^*). \quad (2)$$

Множество частиц (рой частиц) обозначим $S = \{P_i, i \in [1..M]\}$, где M - количество частиц в рое (размер популяции). На итерации $t=0,1,\dots,T$ координаты отдельной частицы P_i определяются вектором коэффициентов синаптических связей нейронной сети $W_{i,t} = w_{i,t,1}, w_{i,t,2}, \dots, w_{i,t,N}$, а скорость - вектором

$V_{i,t} = v_{i,t,1}, v_{i,t,2}, \dots, v_{i,t,n}$. Начальные координаты и скорости частицы P_i равны $X_{i,0} = X_i^0, V_{i,0} = V_i^0$, соответственно.

Координаты частицы роя $P_i, i \in [1..M]$ на итерации $t+1$ определяются выражением:

$$W_{i,t+1} = W_{i,t} + V_{i,t+1}. \quad (3)$$

Скорость $V_{i,t+1}$ на итерации $t+1$ рассчитывается согласно выражению:

$$V_{i,t+1} = \alpha V_{i,t} + U[0, \beta] * (W_{i,t}^b - W_{i,t}) + U[0, \gamma] * (W_{g,t} - W_{i,t}), \quad (4)$$

где $U[a,b]$ представляет собой n -мерный вектор случайных чисел, равномерно распределенных в интервале $[a,b]$; $*$ – символ покомпонентного умножения векторов; $W_{i,t}^b$ – вектор координат частицы P_i с наилучшим значением целевой функции $E(W)$ за все время поиска; $W_{g,t}$ – вектор координат соседней с данной частицы с наилучшим за время поиска значением целевой функции $E(W)$; α, β, γ – свободные параметры метода.

Важной особенностью математической модели метода применительно к задаче обучения нейронной сети является многокритериальность задачи выбора лучших частиц. Данная особенность объясняется тем, что при использовании метода роящихся частиц нейронная сеть обучается всей выборке примеров $(X^\alpha, Y^\alpha), \alpha = 1..p$ параллельно и ошибка на каждом примере $E_k(W), k \in [1:p]$ является частным критерием оптимальности.

Таким образом, критерий оптимальности $E(W)$ в общем случае раскладывается в вектор частных критериев оптимальности $E_k(W), k \in [1:p]$, где p определяется как размерность обучающей выборки X^α . Задача определенная выражением $\min_{W \in W^a} E(W) = E(W^*)$ в общем виде преобразуется в задачу минимизации каждого из частных критериев оптимальности $E_k(W)$ в одной и той же области допустимых значений $D_W \in W_a$:

$$\min_{W \in W^a} E_k(W) = E_k(W^*). \quad (5)$$

Ставится задача введения дополнительных критериев оптимальности $E^s(W)$ для вырождения фронта Парето пространства критериев $\{E\}$ в точку. От правильного выбора дополнительных критериев оптимальности во многом зависит эффективность применения метода роящихся частиц в задаче оптимизации вектора состояния W . Например, в простейшем случае в качестве дополнительного критерия оптимальности $E^s(W)$ можно использовать $E(W)$. Таким образом, совместное использование критерия $E(W)$ и его разложения в ряд частных критериев $E_k(W)$ позволит свести фронт Парето пространства критериев $\{E\}$ в точку.

На рисунке 1 схематично показан процесс обучения нейронной сети с использованием метода роящихся частиц. Наложение нейронных сетей на рисунке 1 показывает движение роя в процессе обучения к идентичным значениям варьируемых параметров в частности весовых коэффициентов связей.

В отличие от алгоритма обратного распространения ошибки, который используется в задачах оптимизации с непрерывной или дифференцируемой функцией от подстраиваемых параметров метод может использоваться для оптимизационных задач с разрывной областью решения. Кроме того, нет ограничений на функцию активации нейрона, так что не дифференцируемая функция может быть выбрана для выполнения различных специальных задач.

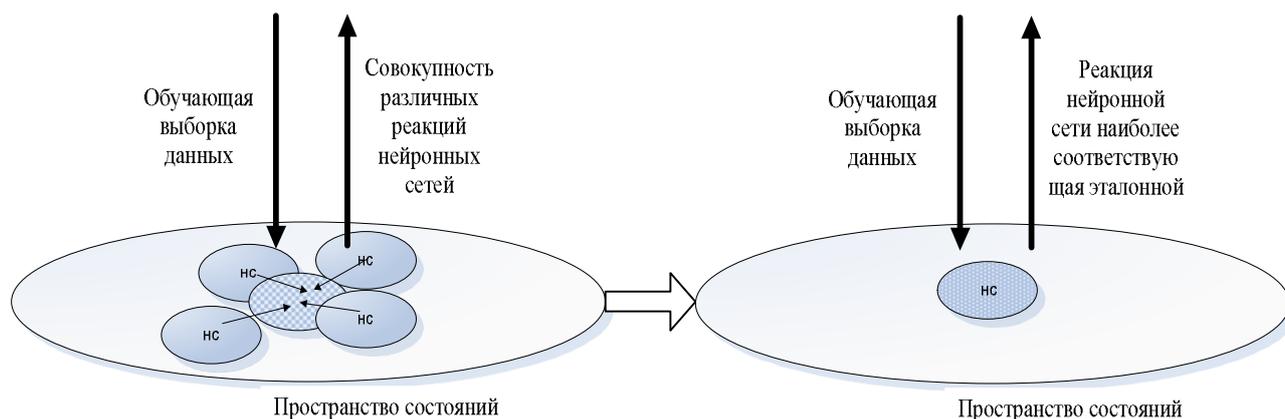


Рисунок 1 - Процесс обучения нейронной сети методом роящихся частиц

Также данный метод не только способен оптимизировать веса связей, но и любые параметры сети, которые могут быть переменными. Это означает, что метод может быть использован для оптимизации всех параметров сети: количество слоев, входных нейронов, скрытых нейронов, тип передачи функций и т.п.

С целью экспериментальной проверки возможности применения метода роящихся частиц для оптимизации параметров нейронной сети было разработано программное средство проектирования и обучения нейронных сетей прямого распространения. В частности была поставлена задача прогнозирования отказов и сбоев датчиков железнодорожной сортировочной горки по данным за предыдущее время работы.

Полученные результаты прогноза оказались сопоставимы с результатами использования распространенных методов обучения нейронных сетей. Причиной является достаточная простота запоминания обучающей выборки нейронной сетью и сложность дальнейшего прогнозирования на основе этих данных в виду сложной нелинейной зависимости и слабой периодичности во временном ряду данной задачи.

Результаты обучения нейронных сетей под задачу аппроксимации периодических функций показали, что ошибка на обучающей выборке при применении метода роящихся частицкратно меньше чем при применении методов, таких как метод сопряженных градиентов, метод обратного распространения ошибки, квазиньютоновский BFGS-метод, градиентный модифицированный РаfTan-метод. Таким образом, использование метода роящихся частиц при обучении под задачу аппроксимации позволило более эффективно избавиться от локальных минимумов функции ошибки $E(W)$.

Также стоит отметить, что недостатком данного метода является ухудшение его работы в больших нейронных сетях. Способом преодоления этого ограничения является добавления случайных скоростей исследования или же использование многоуровневого метода роящихся частиц, что позволяет за счет увеличения времени оптимизации уменьшить ошибку на обучающей выборке данных.

Перечень ссылок

1. Приближенное построение множества Парето в задаче многокритериальной оптимизации методом роя частиц [Электронный ресурс] <http://technomag.edu.ru/doc/141969.html>.