

ИНЖЕНЕРНОЕ И ИНФОРМАЦИОННОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ БЕЗОПАСНОСТИ ПРИ ЧРЕЗВЫЧАЙНЫХ СИТУАЦИЯХ

ОСОБЕННОСТИ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ГЕНЕТИЧЕСКИХ АЛГОРИТМОВ И НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

**А.Ю. Лабинский, кандидат технических наук, доцент;
Т.А. Подружкина, кандидат педагогических наук, доцент.
Санкт-Петербургский университет ГПС МЧС России**

Рассмотрены особенности использования генетических алгоритмов и нейронных сетей для моделирования сложных систем. Приведены логическая структура генетических алгоритмов и этапы решения задач с помощью искусственных нейронных сетей.

Ключевые слова: генетический алгоритм, компьютерная программа, искусственные нейронные сети, математическая модель

THE SPECIAL FEATURE OF EMPLOYMENT THE GENETIC ALGORITHM AND NEURAL NETWORKS

A.Yu. Labinskiy; T.A. Podrzhkina.
Saint-Petersburg university of State fire service of EMERCOM of Russia

This article presents the special feature of employment the genetic algorithm and neural networks. The logical structure of genetic algorithms and stages of solving problems using artificial neural networks.

Keywords: genetic algorithm, computing program, synthetic neural networks, mathematical model

В условиях неопределенности исходной информации повышение достоверности управленческих решений является актуальной научной задачей. Ее решение позволит существенно сократить количество погибших и пострадавших при чрезвычайных ситуациях людей, а также уменьшить материальный ущерб. Использование генетических алгоритмов и искусственных нейронных сетей позволяет решать задачи оптимизации сложных систем универсальным методом, а задачи принятия управленческих решений, диагностики и прогнозирования решать в тех случаях, когда отсутствуют способы формального описания исследуемых объектов или явлений.

Особенности использования генетических алгоритмов

Практическая необходимость решения ряда задач оптимизации при проектировании и исследовании сложных систем привела к необходимости использования биологических механизмов поиска наилучшего решения. В настоящее время эффективные алгоритмы разрабатываются в рамках научного направления «природные вычисления», объединяющего такие направления, как генетические алгоритмы, нейросетевые вычисления, нечеткие системы. Природные механизмы миллионы лет обеспечивают адаптацию живых организмов к окружающей среде. Одним из таких механизмов является механизм наследственности. Его использование для решения задач оптимизации привело к появлению генетических алгоритмов [1].

Алгоритм решения задач оптимизации, основанный на идеях наследственности, был впервые предложен Холландом в 1975 г. и получил название репродукционного плана Холланда. Простой генетический алгоритм работает следующим образом. Вначале случайным образом задается начальная популяция (набор исходных данных). Затем запускается итерационный процесс, который продолжается до тех пор, пока не будет получено заданное число поколений данных или выполнен некоторый критерий останова. В каждом поколении данных реализуется пропорциональный отбор приспособленности, рекомбинация и вероятностная мутация. Пропорциональный отбор реализуется путем назначения каждому элементу данных вероятности P_i , равной отношению ее приспособленности к суммарной приспособленности популяции. Затем происходит отбор с замещением всех элементов данных, согласно убыванию величины вероятности P_i .

После отбора выбранных N элементов данные подвергаются рекомбинации с заданной вероятностью P_3 . После стадии рекомбинации выполняется стадия мутации.

Таким образом, генетический алгоритм имеет следующую логическую структуру [2]:

- создание начального набора данных;
- цикл по поколениям до выполнения условия останова;
- оценка приспособленности каждого элемента данных;
- отбор по приспособленности;
- случайным образом набор данных делится на две группы;
- вероятностная рекомбинация для пар элементов популяции;
- вероятностная мутация элементов популяции;
- оценка приспособленности новой популяции элементов данных;
- вычисление условия останова;
- назначение новых потомков данных;
- конец цикла по поколениям данных.

Основная проблема, связанная с применением генетических алгоритмов – это их эвристический характер. Генетический алгоритм может быть эффективной процедурой поиска оптимального решения, если выполняются следующие условия:

- пространство поиска велико, а целевая функция в области поиска не является гладкой и унимодальной;
- задача не требует нахождения глобального оптимума.

Если целевая функция является гладкой и унимодальной, то любой градиентный метод, например метод наискорейшего спуска, будет более эффективным.

Особенности использования искусственных нейронных сетей

Искусственная нейронная сеть (ИНС) – математическая модель, а также ее программное или аппаратное воплощение, построенная по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей – сетей нервных клеток живого организма [3]. Это понятие возникло при изучении процессов, протекающих в мозге, и при попытке смоделировать эти процессы. Первой такой попыткой были нейронные сети

У. Маккалока и У. Питтса (1943 г.). После разработки алгоритмов обучения получаемые модели стали использовать в практических целях: в задачах прогнозирования, для распознавания образов, в задачах управления и др.

ИНС представляют собой систему соединенных и взаимодействующих между собой простых процессоров (искусственных нейронов). Такие процессоры обычно довольно просты (особенно в сравнении с процессорами, используемыми в персональных компьютерах). Каждый процессор подобной сети имеет дело только с сигналами, которые он периодически получает, и сигналами, которые он периодически посылает другим процессорам (рис. 1). И, тем не менее, будучи соединенными в достаточно большую сеть с управляемым взаимодействием, такие локально простые процессоры вместе способны выполнять довольно сложные задачи.

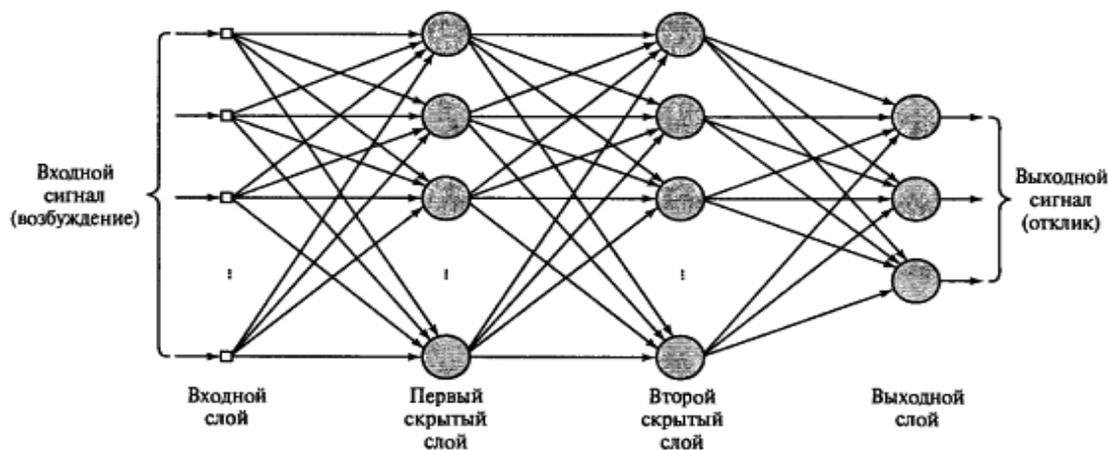


Рис. 1. Нейронная сеть

С точки зрения машинного обучения нейронная сеть представляет собой частный случай методов распознавания образов, дискриминантного анализа, методов кластеризации и т.п. С математической точки зрения обучение нейронных сетей – это многопараметрическая задача нелинейной оптимизации.

К задачам, успешно решаемым ИНС на данном этапе их развития, относятся:

- распознавание зрительных, слуховых образов – огромная область применения: от распознавания текста и целей на экране радара до систем голосового управления;
- ассоциативный поиск информации и создание ассоциативных моделей, синтез речи, формирование естественного языка;
- формирование моделей и различных нелинейных и трудно описываемых математически систем, прогнозирование развития этих систем во времени, применение на производстве, прогнозирование развития циклонов и других природных процессов, прогнозирование изменений курсов валют и других финансовых процессов;
- системы управления и регулирования с предсказанием, управление роботами, другими сложными устройствами;
- разнообразные конечные автоматы: системы массового обслуживания и коммутации, телекоммуникационные системы;
- принятие решений и диагностика, исключаящие логический вывод, особенно в областях, где отсутствуют четкие математические модели: в медицине, криминалистике, финансовой сфере.

Уникальное свойство нейросетей – универсальность. Хотя почти для всех перечисленных задач существуют эффективные математические методы решения и, несмотря на то, что ИНС проигрывают специализированным методам для конкретных задач, благодаря универсальности и перспективности для решения глобальных задач,

например построения искусственного интеллекта и моделирования процесса мышления, они являются важным направлением исследования, требующим тщательного изучения.

Решение задач с помощью ИНС включает в себя несколько этапов:

- сбор данных для обучения;
- подготовка и нормализация исходных данных;
- выбор топологии сети;
- экспериментальный подбор характеристик сети;
- экспериментальный подбор параметров обучения;
- процесс обучения;
- проверка адекватности обучения;
- корректировка параметров, окончательное обучение;
- вербализация сети с целью дальнейшего использования.

Набор данных для обучения должен удовлетворять нескольким критериям:

- репрезентативность – данные должны отражать истинное положение вещей в предметной области;
- непротиворечивость – противоречивые данные в обучающей выборке приведут к плохому качеству моделирования исследуемого объекта.

Нормализация исходных данных выполняется, когда на различные входы ИНС подаются данные разной размерности. Выбор типа сети зависит от постановки задачи и имеющихся данных для обучения. К характеристикам ИНС относятся число нейронов, число слоев сети, передаточные функции нейронов.

Параметры обучения обычно выбирают экспериментально, исходя из критерия завершения обучения, который может заключаться в минимизации ошибки моделирования или в ограничении во времени обучения.

Обучение ИНС заключается в просмотре обучающей выборки данных. Порядок просмотра может быть последовательным или случайным, просмотр может выполняться один или несколько раз. Исходные данные могут делиться на две части: обучающую выборку и тестовые данные, используемые для определения ошибки моделирования (рис. 2).

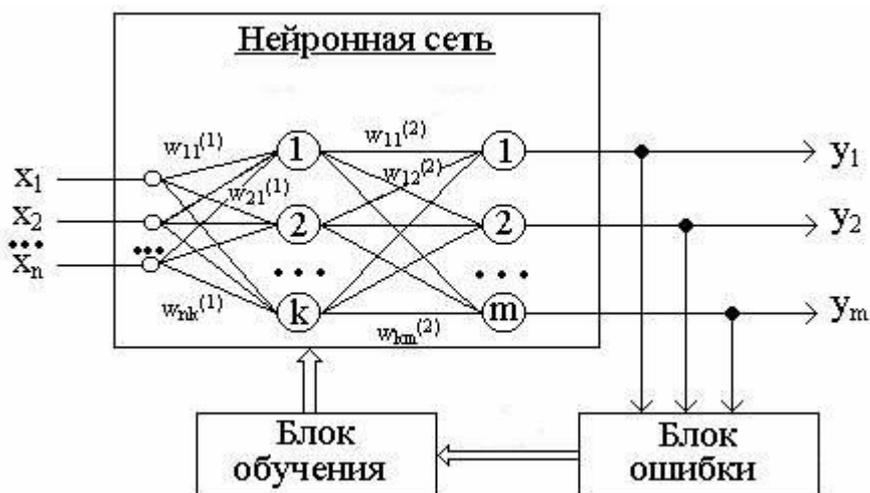


Рис. 2. Нейронная сеть с блоками обучения и вычисления ошибки

Тестирование качества обучения ИНС производится на данных, которые не участвовали в процессе обучения ИНС.

В настоящее время разработано множество типов ИНС, которые можно классифицировать следующим образом [3]:

- по типу входной информации: аналоговые и цифровые (двоичные);
- по характеру обучения: требуемые данные на выходе ИНС известны (обучение

с учителем) или неизвестны (обучение без учителя);

- по виду настройки весовых коэффициентов ИНС: фиксированные весовые коэффициенты или выбор коэффициентов в процессе обучения;

- по характеру связей между нейронами ИНС: связь строго от входа к выходу или наличие обратной связи.

Пример использования ИНС для решения задач прогнозирования динамики распространения пожара и расчета сил и средств в условиях неопределенности, в которых была обоснована целесообразность использования элементов искусственного интеллекта, представлен в работе [4]. В данной работе утверждается, что лучшие результаты моделирования удалось получить на основе использования нечетких нейронных сетей ANFIS на базе пакета расширения MATLAB Neural Networks Toolbox, обеспечивающих, кроме того, автоматизацию процесса формирования системы представления знаний и адаптацию ее под решаемые задачи.

ИНС могут быть успешно использованы также и для диагностики состояния ответственного оборудования. Разработка и реализация новых алгоритмов оперативной диагностики технических объектов на основе ИНС позволяет повысить надежность устройств и вместе с тем упростить их конструкцию за счет исключения так называемого «горячего резервирования», а также уменьшить эксплуатационные расходы, расходы на техническое обслуживание и ремонт оборудования.

Однако при разработке алгоритмов диагностики и проектировании на основе ИНС до сих пор не решен ряд проблем, главными из которых являются следующие [5]:

- отсутствие формальных методов выбора типа ИНС, адекватного решаемому классу задач;

- недостаточная обоснованность выбора методов оптимизации в процедуре обучения ИНС, что приводит к большим ошибкам прогноза и времени обучения;

- высокая комбинаторная сложность проблем, связанных с автоматическим формированием топологии ИНС, что во многих случаях не позволяет создавать интеллектуальные информационные технологии на базе ИНС с минимальной сложностью.

Генетические алгоритмы являются универсальным методом оптимизации, так как они явно не учитывают специфику решаемой задачи.

В настоящее время наиболее перспективным является использование ИНС для решения задач принятия управленческих решений, диагностики и прогнозирования, прежде всего, в тех случаях, когда отсутствуют способы формального описания исследуемых объектов или явлений.

Для решения задач принятия управленческих решений, идентификации и диагностики технических объектов с помощью ИНС требуется разработка формальных методов выбора исходного описания объекта, типа ИНС, обоснованного выбора алгоритма обучения ИНС и методов оптимизации в процедуре обучения.

В терминах ИНС задача принятия управленческого решения относится к классу задач классификации, задача идентификации технического объекта относится к классу задач аппроксимации, а задача диагностики неисправностей – к группе задач классификации и распознавания образов.

Литература

1. Гасфилд Д. Информатика и вычислительная биология. СПб.: БХВ-Петербург, 2003.
2. Штовба С.Д. Муравьиные алгоритмы. М.: Exponenta, 2003.
3. Рутковский Л., Пилиньский М., Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. М.: Телеком, 2004.
4. Кипевич В.А., Станкер С.Т. Разработка системы поддержки принятия решений руководителя тушения пожара на базе нечеткой нейронной сети // Вычислительная техника и информатика. 2013. № 1.

5. Лазарев В.М., Свиридов А.П. Нейросети и нейрокомпьютеры. М.: Изд-во МГТУ РЭА, 2011.