



$$Gini(u) = 1 - \sum_j p_j^2,$$

где u - текущий узел; p_j - вероятность класса j в узле u .

Сейчас существуют модификации алгоритма CART - алгоритмы IndCART и DB-CART.

C4.5 – алгоритм, который умеет работать с непрерывным целевым полем, поэтому он решает только задачи классификации. У этого алгоритма количество потомков у узла не ограничено. Алгоритм C4.5 – развитие алгоритма ID3. Он использует теоретико-информационный подход. Для выбора наиболее подходящего атрибута, предлагается следующий критерий:

$$Gain(P) = Info(X) - Info_g(X),$$

где $Info(X)$ - энтропия множества X .

$Info_g(X)$ находится по формуле:

$$Info_g(X) = \sum_{i=1}^n Info(X) \frac{|X_i|}{|X|},$$

где $|X|$ - мощность множества X .

Множества X_1, X_2, \dots, X_m получены при разбиении исходного множества X по проверке P . Выбирается атрибут, дающий максимальное значение по критерию.

Библиографический список

1. Коршунов, Ю. М. Математические основы кибернетики. М. Энергоатомиздат, 1987
2. Breiman, L. Classification and Regression Trees. Wadsworth, Belmont, California, 1984
3. Ross Quinlan, J. C4.5: Programs for Machine learning. Morgan Kaufmann Publishers 1993.

П.А. Корнев, А.В. Шолохов

НЕЙРОСТРУКТУРНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ СИСТЕМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ РЕШЕНИЯ СЕТЕВЫХ ПРОБЛЕМ

(Рязанский государственный радиотехнический университет)

С целью оперативного устранения большого числа быстро возникающих проблем в локальных вычислительных сетях успешно применяются не только возможности человеческого инженерного мышления, но и методы искусственного интеллекта [1,2] Для более эффективного использования современных возможностей машинного интеллекта необходимо использовать программный комплекс, автоматизирующий процесс генерации и реализации управляющих



решений. Рассмотрим алгоритмическое обеспечение такой программной системы, основанной на нейроструктурном моделировании.

Чтобы данный программный инструментарий корректно выполнял возложенные на него задачи по обнаружению сетевых конфликтов, его нейроструктурная модель (НСМ) должна быть синтезирована с учетом топологии локальной вычислительной сети (ЛВС), в которой он будет функционировать.

Для синтеза нейроструктурной модели системы принятия решений при ликвидации сетевых проблем (НСМ СПРЛСП) с учетом топологии ЛВС предлагается использовать следующий алгоритм (рис. 1).

Под параметрами сенсоров понимаются множества ARP-пакетов ЛВС, захваченные сенсорами в течение установочного времени T , на основе которых определяются топологии ЛВС и её подсетей, а также количество подсетей.

Нейроны скрытого слоя (слоев) с наилучшей функцией активации синтезируются по алгоритму, приведенному на рисунке 2, где:

- C – общее количество сенсоров;
- A – массив возможных функций активации (ФА);
- B – общее количество возможных ФА в массиве A ;
- f – функция активации нейронов текущего скрытого слоя.

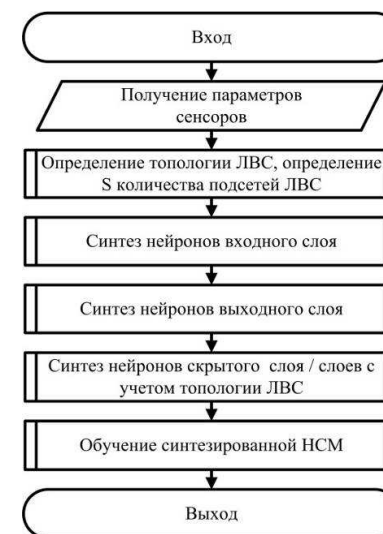


Рис. 1. Алгоритм синтеза нейроструктурной модели системы принятия решений при ликвидации сетевых проблем

Топология ЛВС и её подсетей учитываются при формировании обучающих выборок. По наименьшей среднеквадратической ошибке обучения E нейроструктурной модели с текущим скрытым слоем определяется наилучшая функция активации для его нейронов.

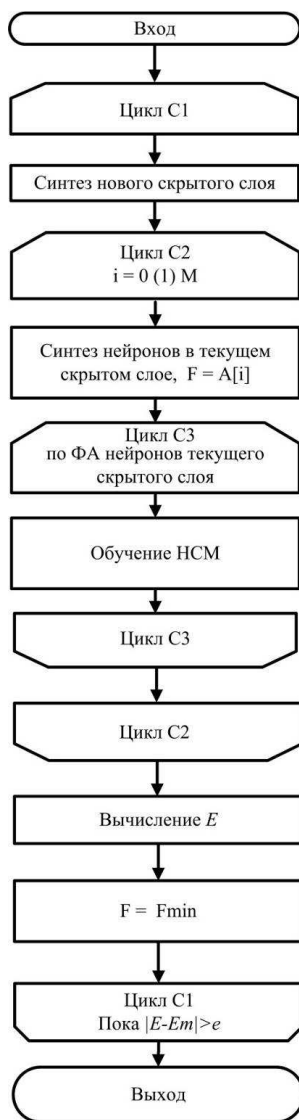


Рис. 2. Алгоритм синтеза нейронов скрытого слоя (слоев) НСМ с наилучшими функциями активации



Возможность добавления нового скрытого слоя определяется сравнением ошибки обучения текущей НСМ (E) с ошибкой E_m , вычисленной экспериментальным путем.

Если значение среднеквадратической ошибки E примерно равно E_m , то добавление нового скрытого слоя невозможно.

В массив возможных ФА нейронов скрытого слоя входят:

- функция сигмоидального типа;
- функция типа «И»;
- функция тригонометрического синуса.

В качестве ФА нейронов входного и выходного слоев НСМ используются функции активации колоколообразного и сигмоидального типов соответственно. Алгоритм синтеза входного слоя НСМ представлен на рисунке 3. Алгоритм синтеза выходного слоя НСМ представлен на рисунке 4.

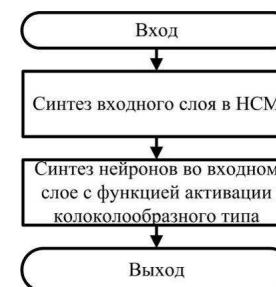


Рис. 3. Алгоритм синтеза входного слоя НСМ

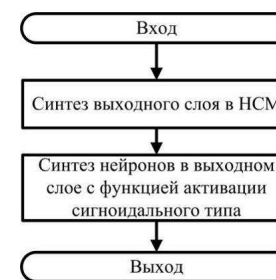


Рис. 4. Алгоритм синтеза выходного слоя НСМ

Синтезированная НСМ СПРЛСП имеет гетерогенную структуру. Для обучения используется алгоритм многократного распространения ошибки вследствие нестабильности процесса обучения из-за использования различных функций активации [3,4], то есть на каждой итерации модифицироваться будут синаптические связи только одного слоя нейронной сети.

Модификация весовых коэффициентов осуществляется по формуле 1.



$$W_{ip} = W_{ip}(t) - \alpha_i(t) \frac{\partial E}{\partial W_{ip}}, \quad (1)$$

где W_{ip} – весовой коэффициент, соответствующий i нейрону слоя p ;

α_i – адаптивный шаг обучения для скрытого слоя;

t – номер текущей итерации.

Подробно формула (1) обоснована в [3].

Алгоритм обучения синтезированной НСМ СПРЛСП представлен на рисунке 5, где:

- P – общее число слоев НСМ;
- Q – массив всех обучающих выборок;
- R – общее количество всех обучающих выборок в массиве Q ;
- u – обучающая выборка на текущей итерации.



Рис. 5. Алгоритм обучения синтезированной НСМ СПРЛСП

Следует заключить, что разработанный комплекс алгоритмов реализует на практике типовую нейроструктурную модель системы искусственного интеллекта для решения сетевых проблем. Представленные алгоритмы также могут служить основой для дальнейших исследований в направлении совершенствования модулей автоматизации принятия управленческих решений в различных телекоммуникационных структурах.



Литература

1. Норткат Стивен. Обнаружение нарушений безопасности в сетях. – 3-е изд. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2003. – 447 с.
2. Лукацкий А. В. Обнаружение атак. – 2-е изд. – СПб.: БХВ-Петербург, 2003 (Акад. тип. Наука РАН). – 596 с.
3. Рудой Г. И. Выбор функции активации при прогнозировании нейронными сетями [Электронный ресурс]. – URL: <http://jmla.org/papers/doc/2011/no1/Rudoy2011Selection.pdf> (дата обращения: 12.03.2016).
4. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.

П.О. Корчагин

ИНФОРМАЦИОННАЯ СИСТЕМА ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ МЕТОДОМ «УВЕРЕННЫХ СУЖДЕНИЙ ЛПР»

(Самарский государственный архитектурно-строительный университет)

Обеспечение эффективных методов в условиях многокритериальной оценки альтернатив является актуальной задачей. Для её решения предложен целый ряд методов и реализующих их программных продуктов, начиная от Sprinter, MEDIAC и Brandaid[1] и до современных систем Decision Deck[2], diviz[3], MCDA-ULaval[4] и других. Активно работает Европейская рабочая группа по многокритериальному принятию решений (EURO Working Group Multicriteria Decision Aiding)[5], которая организует конференции, встречи, работает с людьми, заинтересованными в практическом применении методов поддержки принятия решений.

Наличие множества различных подходов, как ни парадоксально, осложняет её решение, потому что создаёт у ЛПР неопределённость в обоснованном выборе «лучшего» из них. Так, в перечисленных системах применяются методы осреднённой оценки нескольких привлекаемых экспертов, весовых коэффициентов, попарного сопоставления сравнительной значимости частных критериев. Путём снятия этой неопределённости является формулирование основного критерия эффективности наилучшего подхода. По нашему мнению, что рассматриваются лишь достаточно аргументированные подходы, таким критерием является лёгкость в понимании ЛПРом основных гипотез, лежащих в их основе и отсутствие дополнительных требований к самому лицу принимающему решение, вроде попарного сравнения всех альтернатив или назначения «весовых коэффициентов» частных критериев.

С этих позиций, предпочтительным представляется метод «уверенных суждений ЛПР» [6,7]. Суть метода уверенных суждений заключается в отказе от сужения возможностей по принятию решений, а наоборот, учёт всех возможных вариантов решений задачи.