Внедрение информационных технологий и вычислительных средств в производство и управление современными предприятиями является эффективным инструментом, способствующим повышению производительности труда. Однако ИТ-инфраструктура предприятия зачастую приобретает неструктурированный характер, что приводит к неконтролируемому росту уязвимостей и рисков информационной безопасности (ИБ) предприятия в целом. Информационная безопасность – это «защищенность информации и поддерживающей инфраструктуры от случайных или преднамеренных воздействий естественного или искусственного характера, которые могут нанести неприемлемый ущерб».

Предложенная нечеткая продукционная модель (НПМ) включает семь входных лингвистических переменных (рисунок 1), характеризующих факторы риска, четыре выходных лингвистических переменных (рисунок 2), характеризующих риски различных областей информационной безопасности, а также четыре базы правил (рисунок 3).

Чтобы построить нечеткую модель, необходимо определить все ее эле менты: базу правил, число и тип функций принадлежности для каждой переменной модели, параметры функций принадлежности, логические операторы и т.п. Структура нечеткой продукционной модели оценки рисков ИБ организации приведена на рисунке 3.

СЛАЙД

Фазифаер (Fuzzifier или оператор размытия) принимает измеренные переменные в качестве входных данных и преобразует числовые значения в лингвистические переменные. Он преобразует физические значения, а также сигналы ошибок в нормализованное нечеткое подмножество, которое состоит из интервала для диапазона входных значений и функций принадлежности, которые описывают вероятность состояния входных переменных. Входной сигнал в основном разделен на пять состояний, таких как: большой положительный, средний положительный, малый, средний отрицательный и большой отрицательный.

Контроллер состоит из базы правил и механизма вывода. База правил — это множество правил, где каждому подзаключению сопоставлен определенный весовой коэффициент. База правил хранит функции принадлежности и нечеткие правила, полученные путем знания работы системы в среде. Механизм вывода выполняет обработку полученных функций принадлежности и нечетких правил. Другими словами, механизм вывода формирует выходные данные на основе лингвистической информации.

Дефазифаер (Defuzzifier или оператор восстановления чёткости) выполняет обратный процесс фазифаера. Другими словами, он преобразует нечеткие значения в нормальные числовые или физические сигналы и отправляет их в физическую систему для управления работой системы.

Гибридная сеть архитектуры ANFIS может быть обучена с помощью алгоритма обратного распространения ошибки.

СЛАЙД

Адаптивная нейро-нечеткая система вывода (adaptive network-based fuzzy inference system), ANFIS — это искусственная нейронная сеть, основанная на нечеткой системе вывода Такаги-Сугено. Это универсальная интеллектуальная вычислительная методология, способная аппроксимировать любую реальную непрерывную функцию на компактном множестве с любой степенью точности.

Обычно модель представляется пятью слоями. Нейроны 1-го слоя вычисляют функции принадлежности нечётких термов. Каждый нейрон слоя 2 вычисляет произведение входов. Выход нейрона представляет уровень активации правила. Слой 3 вычисляет нормированные уровни активации правил. Слой 4 вычисляет заключения правил. Слой 5 представлен единственным узлом, вычисляющим сумму своих аргументов. Вычисляется результат нечёткого вывода.

СЛАЙД

Реализация алгоритма в MatLab осуществляется с помощью инструмента “Neuro-Fuzzy Designer”. Инструмент Neuro-Fuzzy Designer позволяет спроектировать, обучить и протестировать адаптивные нейронечеткие системы вывода (ANFIS) с помощью обучающих данных ввода/вывода.

Для моделирования нейронной сети был взят датасет цепочки поставок компонентов для компьютера. На основе входных данных я решил вычислять цену на продукцию с помощью ANFIS. Задача довольно тривиальная и может решаться с помощью не сложной формулы. Я решил провести моделирование для более простой задачи, потому что не было найдено подходящего датасета. Из датасета на вход я взял вид продукции, тип упаковок, вес, производителя, и путь доставки.

Первым делом нужно cгенерировать структуру FIS (Рис. 4). Генерируем модель с помощью разделения сетки (Grid partition).

* В разделе Input, в Number of MFs, задают количество входных функций принадлежности.
* В MF Type выбирается входной тип функции принадлежности.
* В разделе Output, в MF Type, выбирается выходной тип функции принадлежности.

Для обучения было выбрано 5 эпох. Результаты примерно везде одинаковые кроме функции принадлежности – pimf и trapmf.

Для дальнейших тестов выбрал функцию принадлежности – trimf. Т.к было больше совпадений чем при использование других функций принадлежности.

СЛАЙД

Neuro-Fuzzy Designer позволяет настраивать метод оптимизации, номер учебных эпох и учебной ошибочной цели. Предлагается два метода оптимизации: Обратная связь для всех параметров (метод быстрейшего спуска), Гибридный метод, состоящий из обратной связи для параметров, сопоставленных с входными функциями принадлежности и оценкой методом наименьших квадратов для параметров, сопоставлен с выходными функциями принадлежности.

Результат, при изменении количества эпох, изменяется не сильно.

При тестировании результатов я подставил входные данные те же на каких сеть обучалась.