

ВЫБОР МОДЕЛИ НЕЙРОННОЙ СЕТИ В ЦЕЛЯХ СОЗДАНИЯ СИСТЕМЫ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ

М.Н. Сорокин, Д.С. Рябенко

*Институт пограничной службы Республики Беларусь,
ул. Славинского, 4, 220103, г. Минск, Беларусь, sarokin-maksim@rambler.ru*

В статье предложен вариант модели нейронной сети для разработки системы поддержки принятия решения, создаваемой для начальника подразделения пограничного контроля. Предлагаемая модель основана на системе поддержки принятия решений, ориентированной на знания. Подходы к ее реализации включают научные методы системного анализа и технологию машинного обучения.

Ключевые слова: Поддержка принятия решений; подразделение пограничного контроля; нейронная сеть; системный анализ.

CHOOSING A NEURAL NETWORK MODEL IN ORDER TO CREATE A DECISION SUPPORT SYSTEM

The article offers a variant of the neural network model for the development of a decision support system created for the head of the border control unit. The proposed model is based on a knowledge-based decision support system. Approaches to its implementation include scientific methods of system analysis and machine learning technology.

Keywords: Decision support; border control unit; neural network; system analysis.

Введение

В целях реализации основных задач органов пограничной службы прогнозирование и оценка обстановки на Государственной границе Республики Беларусь становятся весьма затруднительными ввиду растущего потока разнородной неоднозначной информации, характеризующейся современными военно-политическими и социально-экономическими преобразованиями, нарастанием противодействия интеграционным процессам нашего государства, а также возрастанием угрозы возникновения локальных и региональных конфликтов вблизи Государственной границы. В данных условиях становится весьма актуальным проведение научных исследований и принятием организационных мер, связанных с внедрением в служебную деятельность начальников подразделения пограничного контроля системы поддержки принятия решения (далее – СППР), позволяющую оказывать действенную помощь в ходе оценки обстановки, ее прогнозировании и в целом при принятии управленческого решения.

1. Методология исследования / теоретические основы

Исходя из проведенного анализа, на сегодняшний день весьма перспективными являются СППР, ориентированные на знания (Knowledge-Driven DSS). В основе таких систем заложены знания для машинного обучения, полученные на основе экспертных данных. Для разработки СППР, ориентированной на знания, возможно прибегнуть к одному из следующих методов:

1. Метод системного подхода, принципы которого реализуются на научной базе системного анализа, позволяющего разложить слабоструктурированную задачу на элементы и построить иерархию целей. Системный анализ является прикладной наукой, предназначенной для подготовки и обоснования решений по сложным слабоструктурированным проблемам в управленческой деятельности различных отраслей. Данному методу посвящено достаточное количество научных трудов. Наиболее известные его исследователи: А.А. Богданов, В.М. Глушков, С.А. Кузьмин, Ф.И. Перегудов, Ф.П. Тарасенко, В.Г. Афанасьев, Л.А. Петрушенко, В.А. Карташов, В. Н. Садовский, Ю. Г. Марков, И. В. Блауберг, Т. Гоббс, В.С. Тюхтин, М. Месарович, О. Конт, М. И. Сетров, Т. Саати, Д. Пауэр, Я. Такахара, В. Дхар, Р. Стайн и др.

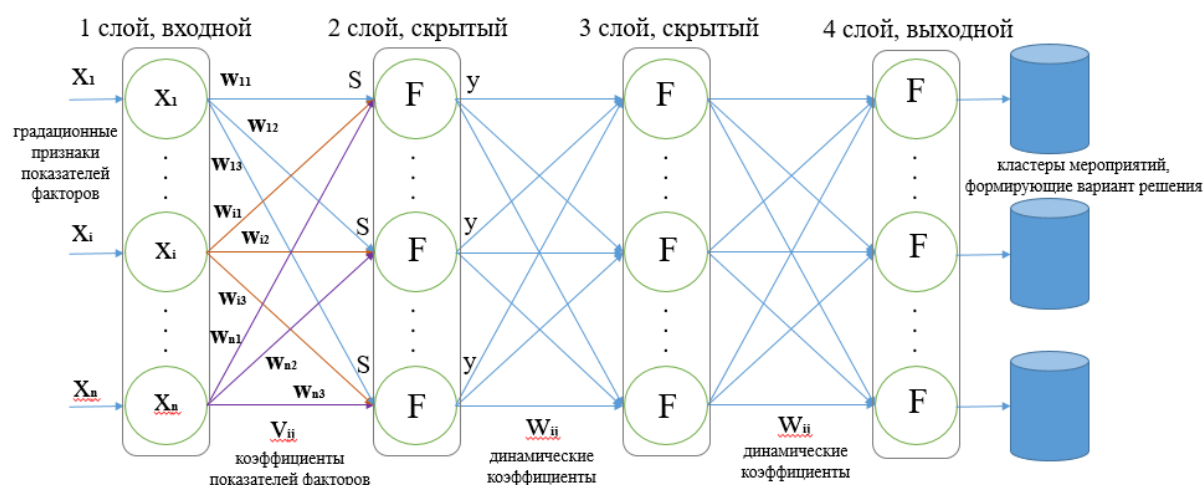
Для решения задачи, стоящей перед нами, системный анализ был применен для декомпозиции факторов, влияющих на изменение обстановки в автодорожных пунктах пропуска, на частные показатели, как наиболее приверженные к быстрому изменению обстановки [1].

2. Метод машинного обучения для задач классификации, позволяющий оптимизировать иерархию целей для нивелирования большой размерности. Для решения данной задачи был выбран один из ансамблевых методов – классификатор экстремально рандомизированных деревьев (Extra Trees Classifier), который позволяет осуществить отбор признаков на основе их важности, что дало возможность исключить косвеннополезные показатели факторов, влияющие на изменение обстановки [2]. Данную отрасль науки развивают – Дж.Вандер Плас, А. Мюллер, С. Гвидо, Дж. Грас.

3. Метод анализа иерархий, как один из наиболее подходящих среди методов теории принятия решений с целью получения обоснованных количественных данных и сопоставления их с качественными. При решении данной задачи метод использовался в условиях неопределенности. Он позволяет учитывать многокритериальность и неопределенность, а также осуществить выбор решений из множеств альтернатив различного типа при наличии критериев, имеющих разные типы шкал измерения [3]. Наи-

С применением данного метода в ходе исследования был проведен экспертный опрос и рассчитаны весовые коэффициенты показателей факторов, влияющих на изменение обстановки на Государственной границе.

Основополагающим элементом разрабатываемой СППР для начальника подразделения пограничного контроля является нейронная сеть, алгоритм ее работы следующий (рисунок 1):



На входной слой нейронов поступают градационные признаки показателей факторов, которые представляют собой значения от 0 до 1, что в частности определяет влияние показателя фактора на итоговый вариант решения, который в итоге представляет собой комплекс мероприятий из баз знаний (баз данных). Такой подход позволяет распределить мероприятия, исходя из степени влияния показателей факторов на обстановку в пункте пропуска, а также повысить адекватность и точность оценки обстановки с последующим принятием управленческого решения.

189

пользованием метода анализа иерархий, а следующий нейрон имеет входящие связи от каждого предыдущего слоя нейронов. Данные, полученные следующим нейроном, являются суммой всех данных от нейронов предыдущего слоя, перемноженных на коэффициенты весов (каждый на свой) [5].

$$S = \sum_{i=1}^n w_i x_i, \quad (1)$$

где S – взвешенная сумма входных сигналов, w_i – веса связей, x_i – поступающие значения градационных признаков показателей факторов.

Полученное значение сглаживается с помощью функции активации, в результате чего происходит формирование выходной информации. Вид функции активации может иметь различное выражение, выбор которого определяется характером решаемых задач [6].

Например, линейная функция активации:

$$y = k \cdot S. \quad (2)$$

Или пороговая бинарная функция активации:

$$y = \text{sign}(S) = \begin{cases} 1, S > 0; \\ 0, S \leq 0. \end{cases} \quad (3)$$

Линейная ограниченная функция активации:

$$y = \begin{cases} p, S > \alpha; \\ -p, S < -\alpha; \\ S, -\alpha \leq S \leq \alpha. \end{cases} \quad (4)$$

Сигмоидная функция активации:

$$y = 1/(1 + e^{-S}). \quad (5)$$

Это не полный перечень возможных функций активации, среди которых одной из широко применяемых в многослойных персептронах является сигмоидная функция, обладающая рядом преимуществ [7, 8, 9]:

усиление слабых сигналов и способность сопротивления к «насыщению» от мощных воздействий;

минимальная вычислительная нагрузка, что обеспечивается простым выражением для ее производной, при этом минимизируя вычислительную сложность метода обратного распространения ошибки;

наличие сглаженности в переходной области, в отличие от единичной ступенчатой функции, что обеспечивает непрерывность функции и, следовательно, позволяет ее дифференцировать;

монотонность и дифференцируемость на всей оси абсцисс.

Вместе с тем сигмоидная функция становится менее подходящей для многослойных персептронов, в которых применяется большое количество

скрытых слоев, что является причиной возникновения проблемы исчезающего градиента.

2. Результаты и их обсуждение

В решаемой задаче проблема исчезающего градиента исключена по причине малого числа слоев персептрона – входной, два скрытых и выходной слою [10]. Информация передается дальше до тех пор, пока не достигнет выхода (выходного слоя). В результате полученные выходные данные формируют комплекс мероприятий, необходимых для проведения начальником подразделения пограничного контроля, исходя из оцененной обстановки.

Стоит обратить внимание на то, что связи между вторым и третьим скрытыми слоями, а также третьим скрытым и четвертым выходным слоями имеют динамические коэффициенты, которые определяются по мере обучения нейронной сети посредством метода обратного распространения ошибки известного как метод градиентного спуска [5].

Суть данного метода заключается в получении наименьшего значения ошибки в выходных данных по отношению к тренировочным, таким образом получая точность прогноза посредством использования тренировочных данных при настройке параметров сети.

Наиболее часто используемой функцией для расчета ошибки является функция потерь среднеквадратической ошибки (MSE):

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \tilde{y}_i)^2 \quad (6)$$

Смысл заключается в нахождении квадратной суммы расстояния между значением тренировочных данных (целевое значение) и расчетным значением (фактическое значение на выходе нейронной сети) и усреднением его по всему набору данных, где N – количество экземпляров тренировочных данных [11].

С эксплуатационной стороны процесс обучения и работы нейронной сети в составе ССПР будет как на рисунке 2.

Начальник подразделения пограничного контроля использует значения градационных признаков и мероприятия, определяющие управленческое решение и хранящиеся в базе данных для их сопоставления, формируя при этом тренировочные данные.

СППР обрабатывает полученные тренировочные данные и подает их на вход нейронной сети, после чего входные данные проходят обработку внутри нейронной сети, формируя выходной сигнал и выводя комплекс мероприятий для начальника подразделения пограничного контроля.

Начальник подразделения пограничного контроля дает оценку прогноза и если прогноз неудовлетворительный, что указывает на недостаточность количества тренировочных экземпляров, то производится процесс переобучения сети путем создания дополнительных тренировочных данных. Процесс обучения продолжается до тех пор, пока ошибка не достигнет минимума, что свидетельствует о том, что нейронная сеть обучена.

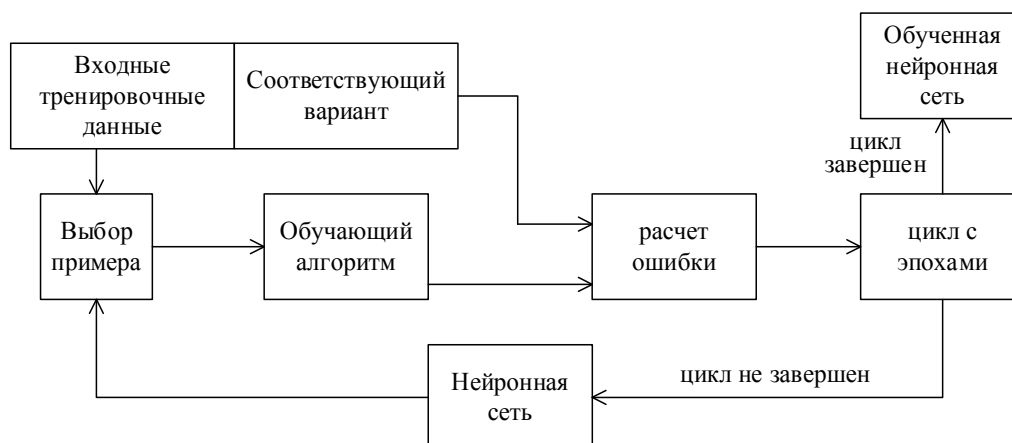


Рисунок 2 – Процесс работы и обучения нейронной сети ССПР для начальника подразделения пограничного контроля

По полученным результатам представляется возможным определить следующие элементы ССПР для начальника подразделения пограничного контроля:

- модуль сбора данных для обучения нейронной сети;
- модуль обучения нейронной сети;
- модуль прогнозирования нейронной сети;
- модуль работы с данными;
- интерфейс.

Заключение

Таким образом, ССПР для начальника подразделений пограничного контроля разрабатывается на основе многослойного персептрона, входными данными которого являются градационные признаки показателей факторов, сглаживающей функцией избрана сигмоида, а для расчета ошибки избрана функция потерь среднеквадратической ошибки. Для достижения точного результата прогнозирования выбрано два скрытых слоя, что позволяет избежать проблему исчезающего градиента, но при этом добиться адекватных прогнозирующих результатов. Обучение нейронной сети основано на методе с учителем на основе множества тренировочных

данных, представляющих собой пары «известный вход – известный выход», где входными данными являются градационные признаки показателей факторов, а выходами мероприятия характеризующие варианты решений, которые сопоставляются начальником подразделения пограничного контроля для формирования тренировочных данных и получения на выходе целевых значений.

Библиографические ссылки

1. Сорокин М.Н., Рябенко Д.С. Подходы к применению метода анализа иерархий в целях принятия решения начальником подразделения пограничного контроля // Системный анализ и прикладная информатика. 2021. № 3. С. 4–13.
2. Сорокин М.Н., Рябенко Д.С. Подходы к оптимизации модели принятия решения на охрану Государственной границы в пункте пропуска. Актуальные аспекты совершенствования пограничной безопасности: материалы международной научно-практической конференции Республиканского государственного учреждения «Пограничная академия Комитета национальной безопасности Республики Казахстан». Алматы: РГУ «ПА КНБ РК», 2021. С. 108–113.
3. Андрейчиков А.В., Андрейчикова О.Н. Анализ, синтез, планирование решений в экономике М.: Финансы и статистика, 2000. 368 с.
4. Каллан Р. Нейронные сети. Краткий справочник М.: Издательский дом «Вильямс», 2017. 288 с.
5. Тарик Р. Создаем нейронную сеть. СПб.: ООО «Диалектика», 2019. 272 с.
6. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. 1104 с.
7. Черняк Е. Введение в глубокое обучение. СПб. : ООО «Диалектика», 2020. 192 с.
8. Шитиков В.К., Розенберг Г.С., Зинченко Т.Д. Количественная гидроэкология: методы системной идентификации. Тольятти: ИЭВБ РАН, 2003. 463 с.
9. The sigmoid activation function: activation in multilayer perceptron neural networks. All about circuits. URL: <https://www.allaboutcircuits.com/technical-articles/sigmoid-activation-function-activation-in-multilayer-perceptron-neural-network/>.
10. McClelland J. Explorations in parallel distributed processing: a handbook of models, programs, and exercises. Stanford, 2015. 249 p.
11. Мюллер А. Введение в машинное обучение с помощью Python. Руководство для специалистов по работе с данными. СПб.: ООО «Альфа-книга», 2018. 480 с.