

ЧИСЛО ЦИКЛОВ ОБУЧЕНИЯ НЕЙРО-НЕЧЁТКИХ СЕТЕЙ ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ СТЕПЕНИ ОПАСНОСТИ СТОЛКНОВЕНИЯ СУДОВ

Седов В.А.,
к.ф.-м.н., заведующий кафедрой,
Седова Н.А.,
к.т.н., научный сотрудник,
Егоров А.А.,
студент,
Морской государственный университет имени адмирала Г.И. Невельского (г. Владивосток)
nellyfish81@mail.ru

Аннотация. В работе представлены результаты проведённого компьютерного моделирования для нахождения наименьшего числа циклов обучения нейро-нечётких сетей, предназначенных для определения степени опасности столкновения морских судов в зоне чрезмерного сближения.

Ключевые слова: нейро-нечёткая сеть, адаптивная система нейро-нечеткого вывода, обучающая выборка, среднеквадратическое отклонение, цикл обучения.

THE EPOCHS OF NEURO-FUZZY NETWORKS TO DETERMINE THE DEGREE OF SHIPS COLLISION RISK

V. A. Sedov, N. A. Sedova, A. A. Egorov
Maritime State University named after G.I. Nevelskoi (Vladivostok)

Abstract. The results for finding the smallest of learning epochs of neuro-fuzzy networks to determine the degree of ships collision risk in the zone of excessive approach are detailed in this paper.

Keywords: neuro-fuzzy network, adaptive neuro-fuzzy inference system, training sample, standard deviation, learning epoch.

В настоящее время для обеспечения безопасности судовождения разрабатываются автоматизированные системы, предназначенные, в частности, для оценки текущей навигационной ситуации и/или расчета степени опасности (риска, вероятности или области опасности) столкновения судна с объектами различной природы и/или другими судами [1]. Такие системы предупреждают принимающее решение лицо о возможных опасностях с целью их дальнейшего предотвращения [2]. Авторами предложена модель нейро-нечёткой сети (ННЧС) для определения степени опасности столкновения морских судов в зоне чрезмерного сближения, результаты компьютерного моделирования которой с целью определения наименьшего числа циклов обучения представлены в настоящей работе.

Указанная модель ННЧС состоит из четырёх входных переменных: переменная x^B соответствует информации о пеленге на судно-цель, x^{COS} – зна-

чение курса судна-оператора, x^{CTS} – значение курса судна-цели, x^{RS} – значение относительной скорости судна-оператора и судна-цели. Компьютерное моделирование ННЧС проводилось с использованием адаптивной системы нейро-нечеткого вывода (нейро-нечёткой сети) ANFIS (от Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System), реализованной в среде Matlab [3-5]. Для обучения ННЧС сформирована обучающая выборка, состоящая из 525 обучающих пар, каждая из которых представляет собой совокупность {(входной вектор)^T, (выходной вектор)^T}, где T – символ транспонирования, при этом входной вектор представляет собой $(x^B, x^{\text{COS}}, x^{\text{CTS}}, x^{\text{RS}})$, а выходное значение y^{DofC} каждой обучающей пары соответствует эталонному значению, характеризующему степень опасности столкновения судов, рассчитанному с помощью маневренного планшета. Значения входного вектора обучающей выборки x^B, x^{COS} и x^{CTS} пробегает множество $[0; 360]^\circ$, а значение x^{RS} – множество $[0; 2]$, хотя,

без потери общности, правую границу можно увеличить. Выходное эталонное значение y^{DofC} каждой обучающей пары лежит в диапазоне от 0 до 1, причем, чем ближе к единице, тем выше степень опасности столкновения судна-оператора и судна-цели.

Для определения достаточности числа циклов обучения нейро-нечётких сетей для определения степени опасности столкновения морских судов, проведено компьютерное исследование, для чего обучены 192 различные нейро-нечёткие сети. На рисунках 1-4 приведены графики снижения среднеквадратического отклонения (СКО) обучения нейро-нечётких сетей с восемью различными типами функций принадлежности, использующихся для формирования входных переменных. Следует отметить, что на рисунке 1 представлены значения СКО при методе «constant» [3] для формирования выходной переменной, соответствующей степени опасности столкновения, а нейро-нечёткие сети обучались по методу обратного

распространения ошибки, на рисунке 2 показаны результаты обучения при методе «constant», но обучение приводилось гибридным методом, на рисунках 3 и 4 использовался метод «linear» [3] для формирования выходной переменной, но нейро-нечёткие сети, результаты обучения которых представлено на рисунке 3, обучались по методу обратного распространения ошибки, а на рисунке 4 – гибридным методом. На рисунках 1-4 через dsigmf обозначена функция принадлежности в виде разности между двумя сигмоидными функциями, через gauss2mf – двухсторонняя гауссовская функция принадлежности, gaussmf – гауссовская функция принадлежности, gbellmf – обобщенная колокообразная функция принадлежности, pimf – П-образная функция принадлежности, psigmf – произведение двух сигмоидных функций принадлежности, trapmf – трапециевидная функция принадлежности, trimf – треугольная функция принадлежности [3].

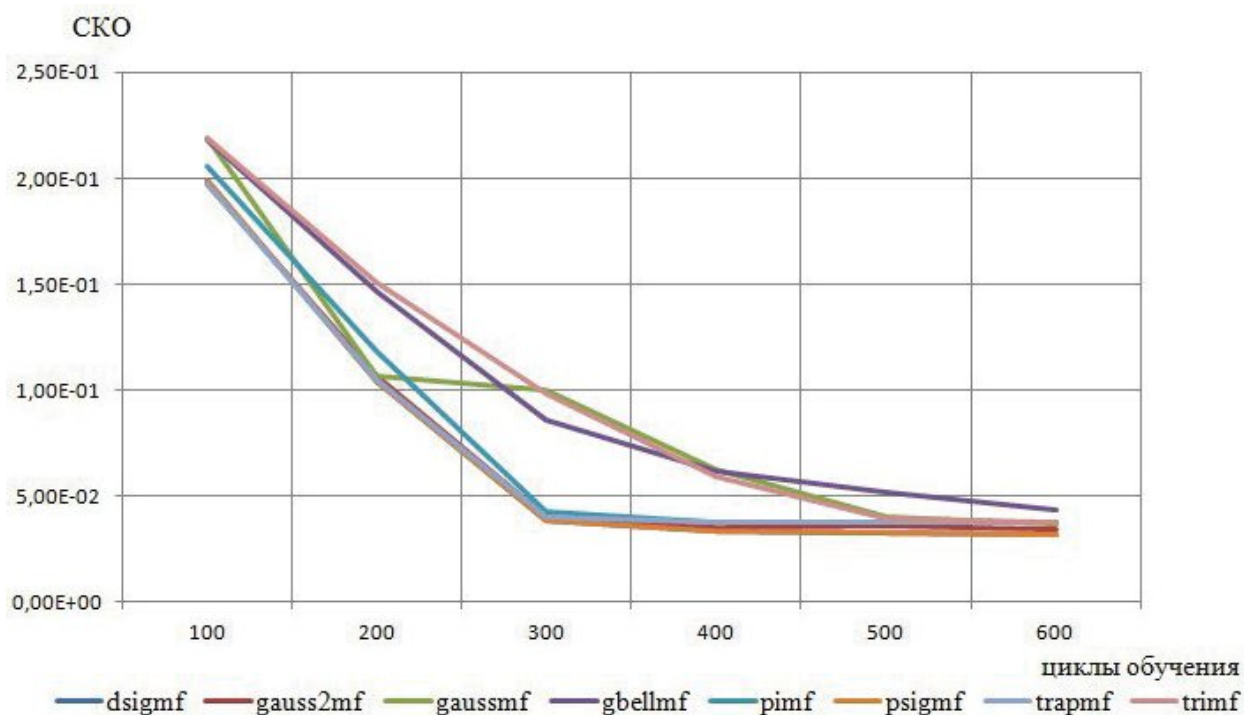


Рис. 1. Изменение СКО в процессе обучения нейро-нечётких сетей при методе «constant» и алгоритме обратного распространения ошибки

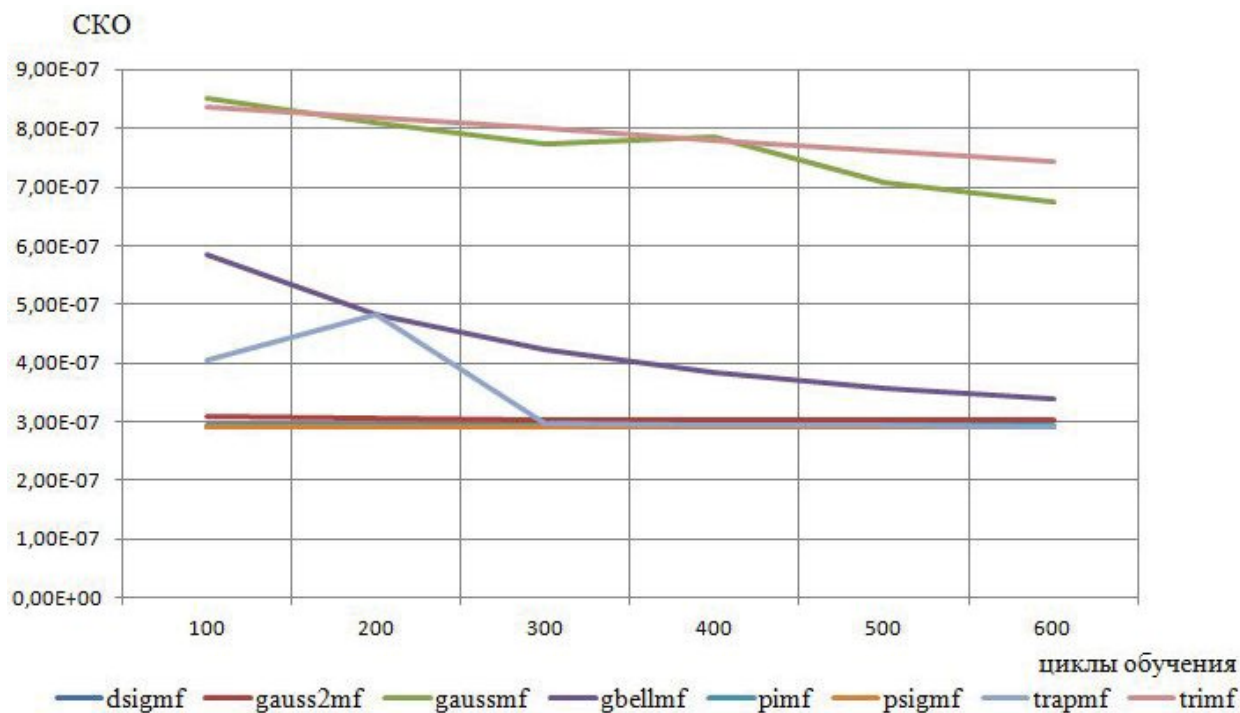


Рис. 2. Изменение SKO в процессе гибридного обучения нейро-нечётких сетей при методе «constant»

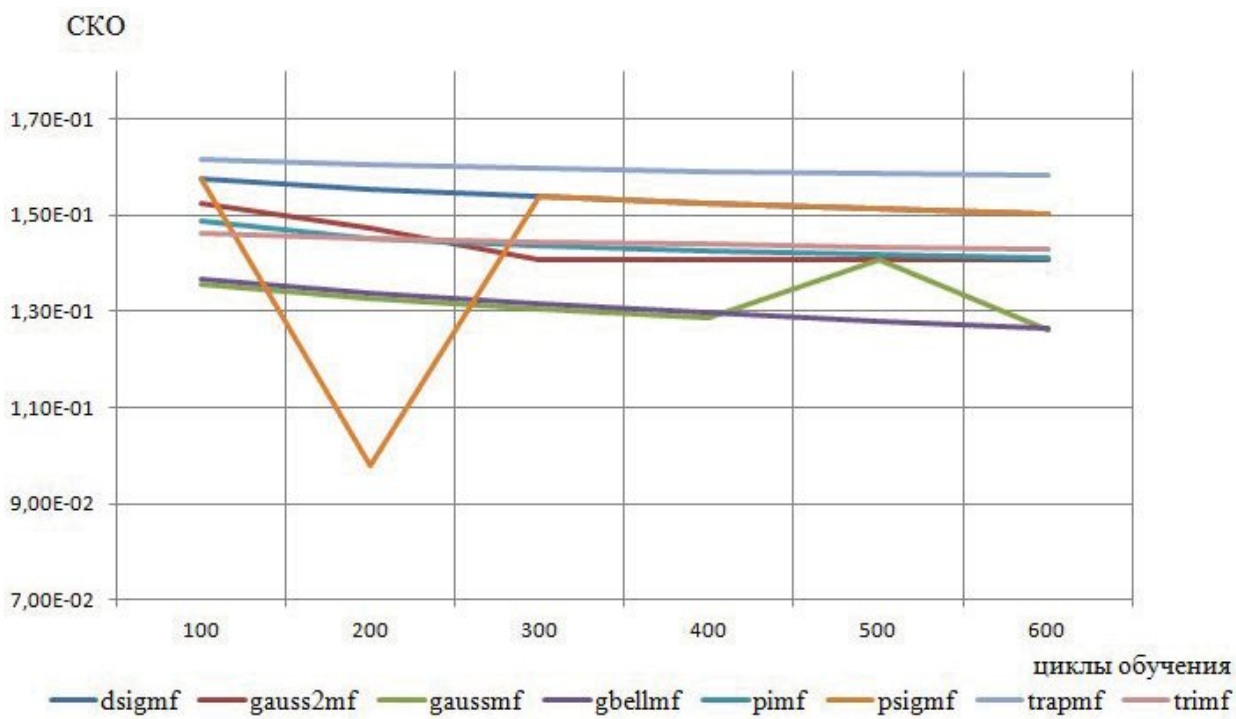


Рис. 3. Изменение SKO в процессе обучения нейро-нечётких сетей при методе «linear» и алгоритме обратного распространения ошибки

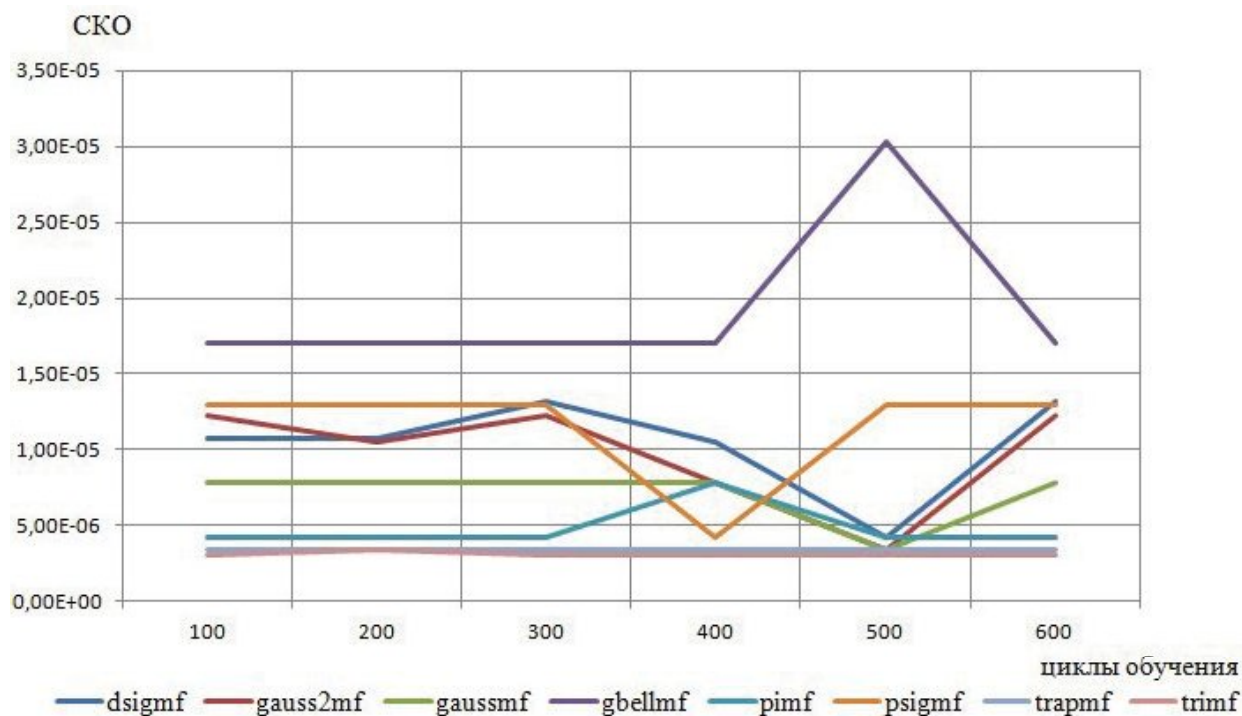


Рис. 4. Изменение СКО в процессе гибридного обучения нейро-нечётких сетей при методе «linear»

Число циклов обучения изменялось дискретно от 100 до 600 с шагом 100. При этом наилучшие результаты показывает метод гибридного обучения, при этом для всех функций принадлежности, формирующих входные переменные нейро-нечетких сетей, увеличение числа

циклов обучения больше 100 не дает заметного снижения СКО, что может говорить о достаточности такого числа циклов для качественного обучения нейро-нечётких сетей для определения степени опасности столкновения морских судов в зоне чрезмерного сближения.

Список литературы

1. Седова Н.А., Сясин Д.Ю. Логико-лингвистическая модель определения степени опасности столкновения судов в зоне чрезмерного сближения // Бюллетень транспортной информации. – 2014. – №. 12 (234), с. 23-26.
2. Емельянов М.Д. Применение условных рисков для оценки безопасности морских судов // Транспорт Российской Федерации, №3-4 (22-23), 2009. – 40-45.
3. Штовба С.Д. Проектирование нечётких систем средствами MATLAB. – М.: горячая линия – Телеком, 2007. – 288 с.
4. Чёрный С.Г., Жиленков А.А. Интеллектуальная поддержка принятия решений при оптимальном управлении для судовых электроэнергетических систем // Вестник государственного морского университета им. адмирала А.Ф. Ушакова, № 2 (7), 2014. – 29-33 с.
5. Жиленков А.А., Чёрный С.Г. Применение нейро-нечёткого моделирования для задач идентификации многокритериальности в транспортной отрасли // Вестник СамГУПС, № 1 (23), 2014. – 100-106 с.