

2) Результаты  $m$  последних домашних и  $n$  гостевых игр – данный параметр показывает, как команда играет непосредственно перед матчем. В вышеуказанной статье уточняется, что оптимальным значением для  $m$  и  $n$  является 9;

3) Географическое положение команд – данный параметр включается в выборку исходя из того, что по статистике команды, преодолевающие большие расстояния перед игрой играют хуже, чем команды, играющие на домашнем поле или на поле, расположенном не очень далеко;

4) Вместимость домашних стадионов – данный параметр учитывает такой фактор, как «доминирование большой команды». По статистике команды, играющие лучше, имеют большее количество фанатов. Кроме того, они привлекают лучших инвесторов и спонсоров. Вследствие чего, они имеют возможность строить большие стадионы и привлекать еще большее количество фанатов. Из всего это следует, что команды, с большей вместимостью домашних стадионов, выигрывают чаще.

5) Результаты предыдущих встреч команд – данный фактор указывает, как команды играли между собой в предыдущих матчах;

Для расчета коэффициентов данных параметров была использована нейронная сеть типа персептрон. Данная нейронная сеть между слоями входных и выходных нейронов имеет связи, проходя по которым параметры умножаются на некоторый коэффициент. При обучении нейронной сети данный коэффициент принимает такое значение, что при прогоне тестовых выборок, на выходе получается значение, наиболее приближенное к правильному.

По представленным выше параметрам из статистических данных были выбраны необходимые значения. Тестирование системы производилось на данных Английской Премьер Лиги. После просчета вероятности большого количества матчей и сравнения его с реальными результатами была получена точность прогноза в 63,5%. Данный результат уже превышает случайное распределение, однако он недостаточно эффективен для профессиональных систем, в которых необходима точность не менее 65%.

Для улучшения алгоритма было решено добавить в систему еще два фактора:

1) Класс игроков команды – влияние отдельных игроков на выигрыш команды достаточно велик. Однако просчет статистических данных всех заслуг игроков за предыдущие матчи – это слишком нетривиальная задача. Чтобы несколько ее облегчить было решено использовать рейтинги игроков, которые составляются специализированными агентствами. Более того, было решено использовать средний рейтинг игроков команды.

2) Разница мячей – данный параметр используется исходя из того, что забитый мяч в каждой игре повышает вероятность победы команды в матче, а пропущенный – понижает. При большом количестве забитых мячей и малом количестве пропущенных команда имеет больше шансов на победу.

При добавлении данных параметров в систему, переобучении нейронной сети и проверке ее снова на тестовой выборке был получен результат в 65,9% точности прогноза.

Таким образом была разработана модель прогноза результатов спортивных матчей, которая может использоваться в целях расчета вероятности победы той или иной команды.

Список использованных источников:

1. J. Goddard and I. Asimakopoulos. Forecasting football results and the efficiency of fixed-odds betting. Journal of Forecasting, 23(1):51–66, 2004.
2. Искусство ставить на спорт: первое пособие на русском языке, Альпина Паблицер. – Москва, 2016. – 167 с.

## **РАСПОЗНАВАНИЕ ВОЗДУШНЫХ ЦЕЛЕЙ ПО РАДИОЛОКАЦИОННЫМ ПОРТРЕТАМ С ПОМОЩЬЮ ЭВРИСТИЧЕСКОЙ ВОЗМОЖНОСТНОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ**

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники  
г. Минск, Республика Беларусь*

*Ерома А. П.*

*Вятченин Д. А. – канд. филос. наук, доцент*

В условиях современного воздушного боя оказывается важным своевременное обнаружение и идентификация воздушных целей средствами РТВ и ПВО для последующего целеуказания и наведения ракет.

Высокая эффективность нечетких и возможностных методов кластеризации при обнаружении и идентификации воздушных целей была продемонстрирована в работах [1] и [2]. Для генерирования радиолокационных портретов воздушных целей был выбран программный комплекс, предложенный в [3].

На рисунке 1 в качестве примера приведен сглаженный дальностный портрет самолета В-52Н, который представляет собой нормированное распределение мощности отраженного сигнала от цели в ракурсе размером 20 дискрет, что позволяет интерпретировать его как нечеткое множество, заданное на соответствующем универсуме.

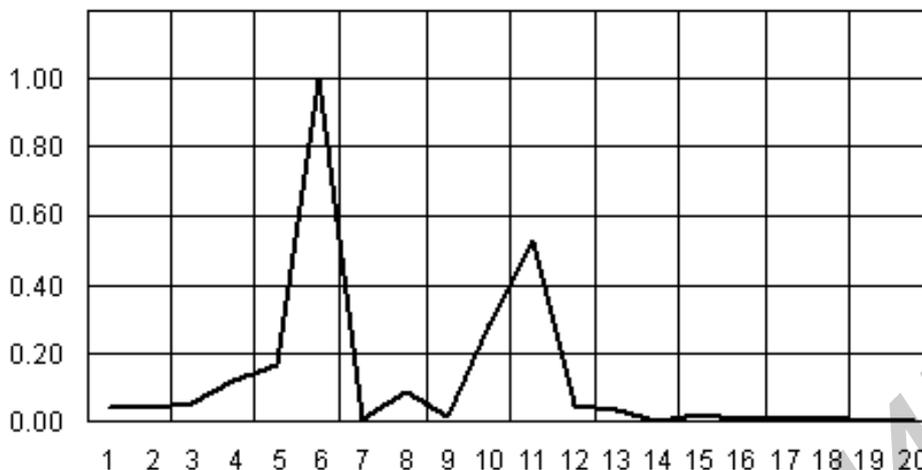


Рис. 1 – Сглаженный дальностный радиолокационный портрет самолета В-52Н в ракурсе 80°

В порядке вычислительного эксперимента была проведена иерархическая классификация 18 радиолокационных портретов самолета В-52Н с помощью эвристического H-AFC-TC-алгоритма возможностной кластеризации [2,3]. Кроме того, в работе [5] был предложен прямой реляционный D-AFC(u)-алгоритм, не требующий априорного задания классов

Таким образом, была разработана методика обнаружения целей по их радиолокационным портретам без априори задаваемого числа классов в исследуемой совокупности. Результаты кластеризации могут использоваться как самостоятельно для идентификации целей, так и для обучения нечеткого классификатора типа Мамдани, механизм генерирования которого предложен в [4].

Список использованных источников:

1. Вятчин Д.А., Вятчин В.А. . Перспективы применения методов нечеткой кластеризации в военных целях / Д.А. Вятчин, В.А. Вятчин. // Военная мысль – 2011. – № 1. – С. 46-55.
2. Вятчин Д.А., Хижняк А.В., Шевяков А.В. Нечеткая кластеризация и нечеткая математическая морфология в задачах обработки изображений. / Д.А. Вятчин, А.В. Хижняк, А.В. Шевяков // Мн: Издательство Военной Академии Республики Беларусь, 2012. – 289 с.
3. Radar Target Backscattering Simulation: Software and User's Manual / S.A. Gorshkov, S.P. Leshchenko, V.M. Orlenko, S.Yu. Sedyshev, Y.D. Shirman // Artech House: London, 2001. – 71 p.
4. Viattchenin, D.A. A Heuristic Approach to Possibilistic Clustering: Algorithms and Applications / D.A. Viattchenin. – Springer-Verlag: Berlin, 2013. – 227 p.
5. Viattchenin, D.A., Yaroma, A., Damaratski, A. A novel direct relational heuristic algorithm of possibilistic clustering / D.A. Viattchenin, A. Yaroma, A. Damaratski // International Journal of Computer Applications. – 2014. – Vol. 107, No. 18. – P. 15-21.

## ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ПРОСТРАНСТВЕННЫХ ДАННЫХ

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники  
г. Минск, Республика Беларусь

Жукович Я.П.

Блинов И.Н. – кандидат физ.-мат. наук, доцент

В общем случае, под интеллектуальным анализом пространственных данных подразумевается процесс извлечения неявных знаний, пространственных отношений и обнаружения характеристик и шаблонов, которые не представлены явно в базах данных. Данные техники могут сыграть важную роль в понимании пространственных данных и в обнаружении сложных взаимоотношений между пространственными и непространственными данными. Более того, такие взаимоотношения могут быть использованы для представления данных в сжатом виде и для реорганизации пространственных баз данных. Интеллектуальный анализ пространственных данных применяется во многих областях, среди которых можно упомянуть геоинформационные системы, анализ баз данных изображений и другие.

Пространственные данные представляют собой данные о пространственных объектах, которые состоят из координатной и атрибутивных частей. Установление связи между этими частями называется геокодированием. Координатные данные определяют позиционные характеристики пространственного