

УДК 004.93:621.396.96

Д. А. САВОЧКИН

*Севастопольский национальный технический университет, Украина***МЕТОД ПРОСТРАНСТВЕННОЙ ЛОКАЛИЗАЦИИ ОБЪЕКТОВ НА ОСНОВЕ ПРОЦЕДУРЫ КЛАССИФИКАЦИИ ДЛЯ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ В RFID-СИСТЕМАХ**

*В работе рассматривается вопрос определения местоположения объектов с помощью систем радиочастотной идентификации. Разработан метод пространственной локализации объектов на основе процедуры классификации, реализуемой с помощью группы базовых классификаторов и метаклассификатора. Проведено экспериментальное исследование разработанного метода и получена точность классификации 76,0 % при разделении области локализации размером 5 м × 5 м на 16 зон. Приведены рекомендации по формированию ансамбля классификаторов, а также выбору видов измерительной информации и диапазона мощности запросных сигналов.*

**Ключевые слова:** RFID, радиочастотная идентификация, пространственная локализация, позиционирование, классификация.

**Введение**

В настоящее время существует потребность в высокоточных системах пространственной локализации объектов. Одной из перспективных технологий, позволяющих решать задачу локализации, является технология радиочастотной идентификации (RFID) [1]. При использовании такой технологии на объектах локализации устанавливают специальные RFID-метки, местоположение которых может быть определено системой путем обработки измерительной информации (ИИ) получаемой от меток.

RFID-системы пространственной локализации обладают рядом достоинств, среди которых выделяют невысокую стоимость RFID-меток, а также возможность добиться достаточно высокой точности местоопределения даже для случая размещения объектов в закрытых помещениях. При этом важной составляющей высокоточной системы является алгоритм пространственной локализации, выполняющий обработку измерительной информации.

Известно множество алгоритмов, основанных на применении различных методов пространственной локализации (дальномерного метода [2], разно-отно-дальномерного метода [2], метода к ближайших соседей [3], интерференционного метода [4], методов на базе искусственных нейронных сетей [5] и др.). Результатом работы алгоритмов всех вышеперечисленных методов обычно является оценка местоположения RFID-метки в виде координат некоторой точки в области локализации, в то время как в ряде случаев достаточно определить лишь в какой из имеющихся зон находится метка. Это может быть более предпочтительно при локализации объектов с точностью до помещения в здании или

некоторой области в комнате. Для решения такой задачи применяются классификационные методы локализации.

В теории машинного обучения известно множество обобщенных алгоритмов классификации, которые могут быть с успехом применены при формировании метода локализации. В литературе представлено некоторое количество работ по тематике пространственной локализации на основе классификации [6-8], однако данный вопрос исследован недостаточно полно. Поэтому важной задачей является создание процедуры классификации, позволяющей достичь высокой точности при локализации объектов.

Целью настоящей работы является разработка высокоточного метода пространственной локализации объектов на основе процедуры классификации для использования в RFID-системах, постановка рекомендаций к выбору условий получения измерительной информации, а также анализ целесообразности применения различных видов измерительной информации.

**1. Принцип работы RFID-системы пространственной локализации**

Типовая RFID-система пространственной локализации состоит из считывателя (ридера), набора из  $n$  антенн, устройства обработки информации и набора RFID-меток.

Принцип работы такой системы заключается в следующем. Системой принимается запрос пользователя о начале работы и запускается процесс локализации. Считыватель с помощью антенн выполняет инициализацию сеансов связи с RFID-метками пу-

тем отправки запросных сигналов некоторой мощности, после чего ожидает ответные сигналы. Метки излучают ответные сигналы, в которых заложены данные об их идентификаторах. Ответные сигналы принимаются считывателем с помощью антенн, а получаемая при этом измерительная информация сохраняется в базе данных устройства обработки информации. После накопления достаточного объема ИИ для каждой метки запускается алгоритм пространственной локализации, входными данными для которого является вектор или векторы ИИ размерности  $n$ . Сформированные в результате выполнения алгоритма оценки местоположения RFID-меток передаются пользователю.

Алгоритмы локализации, реализующие процедуру классификации, называются классификаторами. Такие алгоритмы в качестве результата выдают некий класс, который по определенному правилу присваивается входным данным. В данном случае в качестве класса выступает номер некоторой зоны в области локализации, в которой предположительно находится RFID-метка, а входными данными являются векторы ИИ метки.

Существуют различные виды ИИ, используемой при локализации меток в RFID-системах [9], но в настоящей работе рассматривается вопрос применения ИИ двух следующих видов: уровень принятого от метки сигнала (received signal strength, RSS); отношение числа принятых ответов метки к общему числу запросов (read rate, RR). При этом под RSS обычно понимается уровень мощности полученного от метки сигнала, выраженный в дБм, а RR описывается как степень успешности идентификации метки, принимающая значения от 0 до 1.

## 2. Процедура классификации

Формально задача пространственной классификации RFID-меток может быть поставлена следующим образом. Для каждого вектора  $\theta$  ИИ, принадлежащего пространству  $\Theta$  ИИ, существует соответствие некоторой зоне (классу)  $z$ , принадлежащей множеству  $Z$  зон, причем это соответствие выражается неизвестной целевой зависимостью  $\Theta \rightarrow Z$ . Требуется выполнить сбор значений ИИ в различных  $m$  точках области локализации и сформировать тренировочную выборку  $T = \{(\theta_1, z_1), \dots, (\theta_m, z_m)\}$ . В дальнейшем на основании анализа тренировочной выборки (процесс обучения классификатора) необходимо построить алгоритм  $A: \Theta \rightarrow Z$ , позволяющий классифицировать произвольные векторы ИИ.

В настоящей работе для локализации RFID-меток в одну из зон используется группа базовых классификаторов и мета-классификатор, формирующие ансамбль классификаторов [10]. Входными

данными для всех базовых классификаторов служит одна и та же ИИ, полученная с помощью антенн от локализуемой RFID-метки. При этом полагается, что ИИ может содержать несколько векторов различных видов, причем каждый из векторов может быть получен при различных условиях (различные уровни мощности запросных сигналов). Каждый из базовых классификаторов выдает оценку номера зоны, в которой находится метка, и эти результаты подаются на вход мета-классификатора. Мета-классификатор обрабатывает оценки базовых классификаторов и вычисляет окончательную оценку.

### 2.1. Базовые классификаторы

В работе рассматриваются следующие алгоритмы базовых классификаторов: Support Vector Machine (SVM); искусственная нейронная сеть (ИНС); HyperPipes (HP); наивный байесовский классификатор (НБК); IB1; Random Forest (RF).

**Support Vector Machine.** Классификатор SVM основан на нахождении некоторой гиперплоскости в пространстве  $\Theta$  входных данных, позволяющей оптимально разделить объекты тренировочной выборки  $T$  на два класса (бинарная классификация) [11]. При этом для решения задачи мультиклассовой классификации применяются подходы, использующие несколько бинарных классификаторов. Для реализации алгоритма SVM использовалась программная библиотека LIBSVM [12].

**Искусственная нейронная сеть.** Для решения задачи классификации могут применяться различные по структуре ИНС. Одной из простейших моделей, обеспечивающих достаточно высокую точность, является многослойный персептрон [5]. В работе использовалась сеть на его основе, причем число входных нейронов выбиралось равным числу антенн  $n$ , число нейронов внутреннего слоя выбиралось равным 16 (значение выбрано экспериментально), а число выходных нейронов выбиралось равным числу зон  $l$ , на которые поделена область локализации. При этом на выходах нейронов выходного слоя формируются значения, имеющие смысл степени уверенности классификатора в том, что RFID-метка находится в соответствующей зоне. В качестве результата классификатором выбирается номер зоны того нейрона, на выходе которого получено наибольшее значение. Для реализации алгоритма многослойного персептрона использовалась программная библиотека FANN [13].

**HyperPipes.** Основная идея алгоритма HyperPipes заключается в построении так называемых векторов HyperPipe размерности  $n$  для каждого из классов  $z$ . При этом каждый  $i$ -й элемент вектора HyperPipe некоторого класса  $z$  содержит минималь-

ное и максимальное значения, найденные при анализе  $i$ -х элементов каждого из векторов ИИ подвыборки  $T_z$ , составленной из элементов тренировочной выборки  $T$  с классом  $z$ . При классификации входного вектора ИИ алгоритмом происходит выбор класса путем голосования среди всех векторов NupurPipe. Голоса за каждый класс засчитываются за каждое попадание элементов входного вектора в диапазон, границы которого хранятся в элементах NupurPipe соответствующего класса. Для реализации алгоритма использовалась программная библиотека Ai4r [14].

**Наивный байесовский классификатор.** Алгоритм наивного байесовского классификатора основан на теореме Байеса со строгими предположениями о статистической независимости [15]. В работе использовался вариант построения отдельных байесовских классификаторов, реализующих метод максимального правдоподобия, для каждого из классов  $z$ . При этом каждый классификатор позволяет вычислить вероятность  $P(z|\theta)$  нахождения объекта в зоне  $z$  при получении вектора  $\theta$  ИИ. В дальнейшем результатом работы алгоритма считается класс с наибольшей рассчитанной вероятностью.

**IB1.** Классификатор IB1 принадлежит к семейству алгоритмов обучения путем сопоставления с примерами (instance-based learning) [16]. При реализации таких алгоритмов отсутствует фаза предварительного построения тренировочной модели, а классификация производится путем сравнения вектора  $\theta$  входных данных с каждым вектором из тренировочной выборки  $T$ . При этом в тренировочной выборке находится такой вектор, который в наибольшей степени подобен входному (по методу наименьших квадратов), после чего класс найденного вектора считается результатом работы алгоритма.

**Random Forest.** Алгоритм Random Forest реализует процедуру бэггинга, которая заключается в формировании группировки классификаторов, каждый из которых для обучения использует случайно выбранную часть тренировочной выборки  $T$  [17]. В алгоритме Random Forest элементами группировки являются  $t$  решающих деревьев, каждое из которых создается для классификации некоторой случайно выбранной части тренировочной выборки размером  $b$  в некоторые случайно выбранные  $v$  классов. При классификации входного вектора каждое из деревьев выдает свой результат, а общий результат алгоритма формируется путем голосования. В работе использовались значения  $t = 100$ ,  $b = 0,4m$ ,  $v = \sqrt{l}$  ( $m$  — размер выборки  $T$ ,  $l$  — число зон, на которые поделена область локализации). Для реализации решающего дерева применялся алгоритм ID3 [18] из библиотеки Ai4r [14].

## 2.2. Мета-классификаторы

В работе рассматриваются три варианта алгоритмов мета-классификаторов: голосование; ближайший сосед (БС); ближайший сосед с голосованием (БСГ).

**Голосование.** При реализации этого алгоритма проводится голосование по входным значениям и, если одно из значений встречается чаще других, то оно выбирается результатом. Если при голосовании возникает ничья, когда несколько значений имеют одинаковое число голосов, то учитываются показатели точности базовых классификаторов, борющихся за победу в голосовании [19].

**Ближайший сосед.** Алгоритм ближайшего соседа [3] принадлежит семейству алгоритмов обучения путем сопоставления с примерами, описанному ранее. При его реализации находится ближайший к входному вектору вектор тренировочных данных, класс которого принимается результатом работы алгоритма. При этом в качестве меры отличия двух зон использовалось Евклидово расстояние между их центрами, деленное на шаг зонной сетки.

**Ближайший сосед с голосованием.** Этот алгоритм представляет собой вариацию предыдущего. Отличием является то, что если одно из значений во входных данных алгоритма представлено достаточно большое число раз от общего числа элементов входного вектора, то соответствующая этому значению зона считается результатом работы алгоритма, а процедура поиска ближайшего соседа не проводится. В ходе работы в качестве меры достаточности представленности значения в векторе для его выбора использовалось значение 50 %.

## 3. Экспериментальная установка

Для экспериментального исследования метода локализации на основе процедуры классификации использовалась разработанная RFID-система. Эта система состояла из считывателя Mercurybe компании ThingMagic, 16 патч-антенн линейной поляризации, предназначенных для работы в полосе частот 902...928 МГц, набора из 144 пассивных RFID-меток ALN-9654 компании Alien Technology для размещения на диэлектриках, а также компьютера для обработки измерительной информации. Для реализации алгоритмов использовался язык программирования Ruby.

Исследования проводились в закрытом помещении, причем антенны размещались на креплениях под потолком на высоте 2,6 м, а RFID-метки размещались на пенопластовых пластинах, которые устанавливались на картонных ящиках на полу (рис. 1). В качестве подставок для пенопластовых пластин с

RFID-метками использовались ящики различной высоты. Исследовались четыре варианта высоты размещения меток: 0,4 м; 0,7 м; 1,0 м; 1,2 м.

Процедура классификации формировалась таким образом, что область локализации размером 5 м × 5 м делилась на 16 квадратных зон. При этом в каждой зоне находилось по девять меток (рис. 2).



Рис. 1. Часть экспериментальной установки

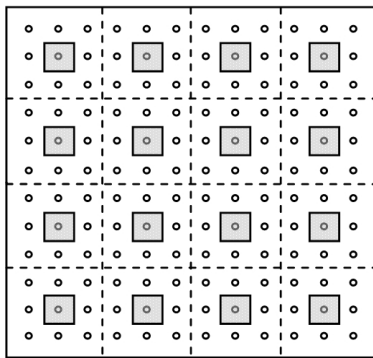


Рис. 2. Схема расположения антенн (серые прямоугольники), RFID-меток (окружности) и зон классификации (ограничены штриховыми линиями)

#### 4. Ход эксперимента и результаты

В ходе проведения эксперимента была собрана измерительная информация от RFID-меток. Измерения выполнялись при четырех различных высотах размещения меток, а также при различных уровнях мощности запросных сигналов антенн: от 20 дБм до 30 дБм с шагом в 1 дБм. В результате проведенных измерений для каждой RFID-метки при каждой комбинации высоты размещения меток и уровня мощности запросных сигналов были получены два вектора ИИ: вектор RSS значений и вектор RR значений.

После этого основной задачей эксперимента стала оценка точности классификации, обеспечиваемой различными вариантами построения классификаторов, как отношения числа правильно класси-

фицированных меток к их общему числу. При этом, для оценивания точности некоторого классификатора поступающая на его вход ИИ делилась на две части (выборки): тренировочную и тестовую. Тренировочная выборка использовалась для обучения классификатора, а тестовая — для оценки его точности после обучения. В ходе эксперимента рассматривались различные варианты комбинаций построения тренировочной и тестовой выборок. Однако поскольку наибольший интерес представляли результаты классификации по различным уровням мощности запросных сигналов и различным видам ИИ, то результаты по различным высотам размещения меток усреднялись. Проводимое усреднение можно описать следующим выражением:

$$A = \frac{1}{4} \sum_{i=1}^4 \left( \frac{1}{3} \sum_{j=1}^4 A_{ji} \right), j \neq i,$$

где  $A$  — усредненная точность некоторого классификатора;

$A_{ji}$  — точность этого классификатора при использовании ИИ, полученной для случая  $j$ -й высоты размещения меток, для тренировки алгоритма, а ИИ, полученной для случая  $i$ -й высоты размещения меток, для тестирования алгоритма.

В дальнейшем было проведено четыре этапа исследования процедуры классификации для различных вариантов построения ансамбля классификаторов. На первом и втором этапах рассмотрены базовые классификаторы и их комбинации при использовании ИИ соответствующей различным уровням мощности запросных сигналов. На третьем этапе уделено внимание вопросу использования ИИ соответствующей различным диапазонам уровней мощности запросных сигналов. На четвертом этапе выполнено сравнение результатов, полученных при использовании ИИ различных видов.

На первом этапе исследования выполнялась оценка точности всех базовых классификаторов отдельно для каждого из вариантов уровня мощности запросных сигналов и вида ИИ. Полученные результаты сведены в таблицу 1.

На втором этапе исследования рассматривался случай использования мета-классификатора для объединения результатов нескольких базовых классификаторов. При этом использовались оба вида ИИ. Схема процедуры классификации представлена на рис. 3. Поясним некоторые обозначения, используемые на схеме:  $\theta_{RSS}$  и  $\theta_{RR}$  — векторы ИИ видов RSS и RR, соответственно; БК-1 и БК- $r$  — первый и последний ( $r$ -й) базовые классификаторы, соответственно;  $z_{i,RSS}$ ,  $z_{i,RR}$  — оценки зон, выдаваемые  $i$ -м базовым классификатором БК- $i$  на основе обработки векторов  $\theta_{RSS}$  и  $\theta_{RR}$ , соответственно; МК — мета-классификатор;  $z$  — окончательная оценка зоны.

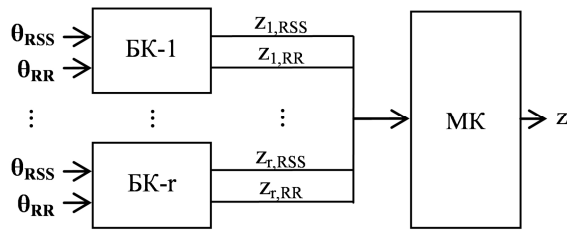


Рис. 3. Схема процедуры классификации при использовании ИИ соответствующей некоторой мощности запросных сигналов

При формировании ансамбля классификаторов рассматривались следующие комбинации базовых классификаторов: 1) SVM и ИНС; 2) SVM и НБК; 3) ИНС и IB1; 4) НБК и IB1; 5) ИНС и НБК; 6) SVM, ИНС и IB1; 7) ИНС, НБК и IB1; 8) SVM, ИНС, НБК и IB1; 9) SVM, ИНС, НР, НБК и IB1; 10) SVM, ИНС, НР, НБК, IB1 и RF. В качестве алгоритма мета-классификатора рассматривались три варианта: голосование; БС; БСГ. Полученные результаты сведены в таблицу 2.

На третьем этапе исследования для классификации использовалась ИИ, соответствующая различным диапазонам уровней мощности запросных сигналов. Схема процедуры классификации представлена на рис. 4 (для случая диапазона 20...30 дБм). Поясним обозначения, используемые на схеме:  $\theta_{RSS,P}$  и  $\theta_{RR,P}$  — векторы ИИ видов RSS и RR, полученные при излучении запросных сигналов мощностью P, соответственно;  $Z_{i,RSS,P}$ ,  $Z_{i,RR,P}$  — оценки зон, выдаваемые i-м базовым классификатором BK-i на основе обработки  $\theta_{RSS,P}$  и  $\theta_{RR,P}$ , соответственно.

На этом этапе рассматривалось 10 вариантов диапазонов уровней мощности запросных сигналов: от 20...21 дБм до 20...30 дБм. Были исследованы все базовые классификаторы и десять описанных выше комбинаций (при реализации мета-классификатора использовался алгоритм БСГ).

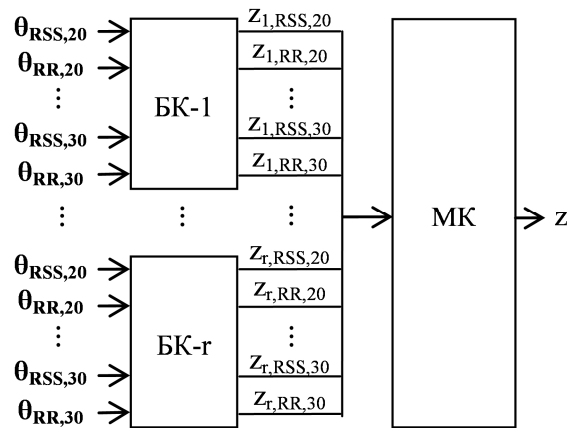


Рис. 4. Схема процедуры классификации при использовании ИИ, соответствующей диапазону уровней мощности запросных сигналов 20...30 дБм

Также для удобства оценки достаточности ИИ введена верхняя граница классификации, показывающая относительное число RFID-меток, зона которых правильно определена хотя бы одним базовым классификатором ансамбля. Полученные результаты сведены в таблицу 3.

На заключительном этапе проводилось исследование влияния вида ИИ на точность классификации. Рассматривались следующие варианты использования ИИ: RSS и RR; только RSS; только RR. При этом использовался диапазон уровней мощности запросных сигналов 20...25 дБм и исследовалось 15 вариантов построения ансамбля классификаторов: пять вариантов соответствующих применению одного базового классификатора; десять вариантов, соответствующих представленным выше комбинациям базовых классификаторов (при реализации мета-классификатора использовался алгоритм БСГ). Полученные результаты представлены на рис. 5.

Таблица 1

Результирующая точность классификации в процентах при использовании различных уровней мощности запросных сигналов и различных видов измерительной информации (ИИ)

Базовый классификатор	Вид ИИ	Уровень мощности запросных сигналов, дБм										
		20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
SVM	RSS	57,5	58,6	60,8	57,9	59,6	59,6	61,8	60,4	63,5	59,7	63,2
	RR	56,5	59,3	59,6	60,8	56,0	54,2	57,2	49,4	50,2	47,3	47,3
ИНС	RSS	56,1	62,2	66,5	63,1	65,3	64,7	63,9	62,6	62,9	60,9	62,4
	RR	56,7	57,5	59,8	58,5	56,2	55,4	54,5	49,8	48,4	46,0	42,7
НР	RSS	49,8	52,7	55,7	57,0	55,4	58,0	58,0	57,5	55,4	54,8	55,6
	RR	53,4	52,7	52,0	51,2	49,8	46,9	45,3	43,2	43,6	43,7	39,4
НБК	RSS	62,1	65,5	66,2	66,2	65,1	66,8	67,1	67,5	67,5	67,8	67,5
	RR	61,1	63,1	63,5	61,5	58,7	58,4	58,0	53,5	52,0	49,1	50,2
IB1	RSS	59,1	62,6	61,5	63,1	61,3	64,1	64,4	62,8	63,1	60,8	64,5
	RR	54,9	58,6	56,4	56,2	50,9	50,0	49,8	47,3	44,0	44,9	40,3
RF	RSS	40,6	39,9	41,6	39,9	40,3	39,5	37,3	38,3	36,6	36,5	35,2
	RR	34,1	35,2	32,8	34,8	28,7	31,8	28,7	24,5	27,9	25,8	26,7

Примечание. Серым цветом отмечены лучшие среди каждой мощности результаты, темно-серым цветом отмечен общий наилучший результат.

Таблица 2

Результирующая точность классификации в процентах при использовании различных уровней мощности запросных сигналов и обоих видов измерительной информации

Комбинация базовых классификаторов	Алгоритм мета-классификатора	Уровень мощности запросных сигналов, дБм										
		20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
SVM, ИНС	голосование	56,8	58,6	60,8	60,9	59,1	58,9	60,8	56,4	57,4	53,5	55,9
	БС	60,4	62,0	65,6	64,0	64,6	63,0	65,9	61,8	62,7	60,7	61,8
	БСГ	60,4	62,9	66,0	65,0	65,7	63,5	66,3	62,1	62,7	60,7	61,7
SVM, НБК	голосование	60,1	62,1	62,9	63,4	60,5	62,3	63,3	59,0	60,2	56,4	58,6
	БС	60,1	62,0	64,8	65,3	63,9	65,0	67,0	64,3	64,8	63,8	64,6
	БСГ	62,6	64,6	66,0	67,8	65,7	66,2	68,3	65,0	65,8	63,4	64,4
ИНС, ІВ1	голосование	58,5	60,4	62,1	60,9	60,2	61,6	60,2	57,9	58,0	55,9	56,8
	БС	59,7	64,3	65,5	65,9	63,3	64,3	65,1	62,4	61,8	60,3	59,8
	БСГ	60,0	64,4	65,5	65,9	63,3	64,5	65,1	62,6	61,8	60,3	59,8
НБК, ІВ1	голосование	60,1	64,6	63,4	63,6	59,7	62,4	63,1	60,8	60,2	58,7	59,2
	БС	62,0	64,9	66,2	66,8	64,4	66,0	65,9	66,4	63,0	64,1	65,3
	БСГ	62,7	65,9	66,6	67,0	64,2	66,2	66,6	66,9	63,2	64,2	65,3
ИНС, НБК	голосование	59,9	62,6	63,1	64,0	62,4	61,4	61,7	59,7	60,4	59,0	58,6
	БС	62,4	64,6	68,9	65,8	65,4	67,0	66,3	65,5	65,2	63,2	63,2
	БСГ	62,9	65,2	68,3	67,1	66,7	66,8	67,1	66,2	65,7	64,1	63,7
SVM, ИНС, ІВ1	голосование	59,3	61,0	62,8	63,3	60,3	61,2	63,0	59,1	60,1	57,3	58,6
	БС	60,6	64,2	66,5	67,0	66,6	64,9	67,6	64,5	65,1	63,8	63,4
	БСГ	61,3	64,8	66,6	67,4	67,1	65,5	67,5	64,9	65,2	63,8	63,6
ИНС, НБК, ІВ1	голосование	61,1	64,2	64,7	65,4	63,4	63,3	64,1	61,6	62,7	60,7	61,2
	БС	62,6	66,2	68,2	67,7	66,3	67,0	67,9	65,0	65,3	63,8	63,5
	БСГ	63,5	66,4	68,5	68,7	66,5	67,8	68,8	66,5	66,3	64,8	64,5
SVM, ИНС, НБК, ІВ1	голосование	61,2	64,1	64,9	66,5	63,7	64,9	66,0	61,8	63,0	61,7	62,9
	БС	62,0	65,3	67,8	67,9	67,7	67,5	68,4	66,1	66,6	66,1	64,2
	БСГ	63,3	66,7	68,3	68,8	67,6	68,0	69,4	66,6	66,6	66,3	65,2
SVM, ИНС, НР, НБК, ІВ1	голосование	62,7	65,7	66,3	67,9	65,7	65,3	66,8	62,5	63,7	64,3	63,6
	БС	63,1	65,9	68,4	67,8	68,2	67,9	68,5	65,9	67,1	67,3	65,3
	БСГ	64,7	67,3	69,0	68,9	68,1	68,8	69,5	66,5	66,7	67,9	65,7
SVM, ИНС, НР, НБК, ІВ1, RF	голосование	62,9	65,3	66,5	65,6	64,4	65,9	66,4	62,0	64,1	63,7	63,7
	БС	61,5	64,9	66,2	68,4	66,7	64,0	67,1	62,2	65,4	65,0	61,4
	БСГ	64,0	66,5	68,2	68,5	67,8	68,6	69,3	64,2	66,3	65,5	63,1

Примечание. Серым цветом отмечены лучшие среди каждой мощности результаты, темно-серым цветом отмечен общий наилучший результат.

Таблица 3

Результирующая точность классификации в процентах при использовании различных диапазонов мощности запросных сигналов и обоих видов измерительной информации

Комбинация базовых классификаторов	Диапазон уровней мощности запросных сигналов, дБм									
	20...21	20...22	20...23	20...24	20...25	20...26	20...27	20...28	20...29	20...30
SVM	62,0	66,4	68,6	70,4	70,5	71,8	72,4	73,0	73,6	73,8
ИНС	64,0	68,1	70,6	71,6	71,9	72,9	73,8	74,1	74,3	74,4
НР	58,9	61,5	62,8	63,5	63,5	64,6	65,5	65,3	65,2	65,5
НБК	65,4	66,0	67,4	68,8	69,1	69,9	70,3	70,5	69,7	70,1
ІВ1	63,6	66,1	68,8	70,7	71,3	72,9	73,2	72,9	73,7	74,0
RF	47,3	52,0	54,5	54,3	54,3	54,8	52,6	52,6	52,0	52,8
SVM, ИНС	65,3	69,3	71,6	72,7	72,9	74,3	74,3	74,7	75,2	74,5
SVM, НБК	65,8	66,8	69,6	71,4	71,6	72,0	72,3	72,5	72,2	71,9
ИНС, ІВ1	65,6	69,1	71,2	73,0	73,7	74,6	74,8	75,4	75,6	75,8
НБК, ІВ1	66,9	69,2	71,5	71,4	72,3	73,2	73,6	73,6	73,3	73,6
ИНС, НБК	66,6	69,9	71,5	72,5	73,2	73,2	73,1	73,3	73,0	72,9
SVM, ИНС, ІВ1	65,9	69,2	71,2	73,2	74,2	74,9	75,4	75,4	75,9	75,5
ИНС, НБК, ІВ1	67,4	70,3	72,7	72,7	73,9	74,3	74,0	74,9	74,4	74,5
SVM, ИНС, НБК, ІВ1	67,1	69,7	72,3	73,3	73,7	74,1	74,7	74,4	74,7	74,8
SVM, ИНС, НР, НБК, ІВ1	67,8	70,4	73,4	73,3	74,3	75,3	75,6	76,0	75,7	75,4
SVM, ИНС, НР, НБК, ІВ1, RF	67,6	71,3	73,0	73,0	73,9	74,8	75,6	75,6	75,7	74,7
верхняя граница	97,5	99,2	99,7	99,8	99,8	99,9	100,0	100,0	100,0	100,0

Примечание. Серым цветом отмечены лучшие среди каждого диапазона результаты, темно-серым цветом отмечен общий наилучший результат.



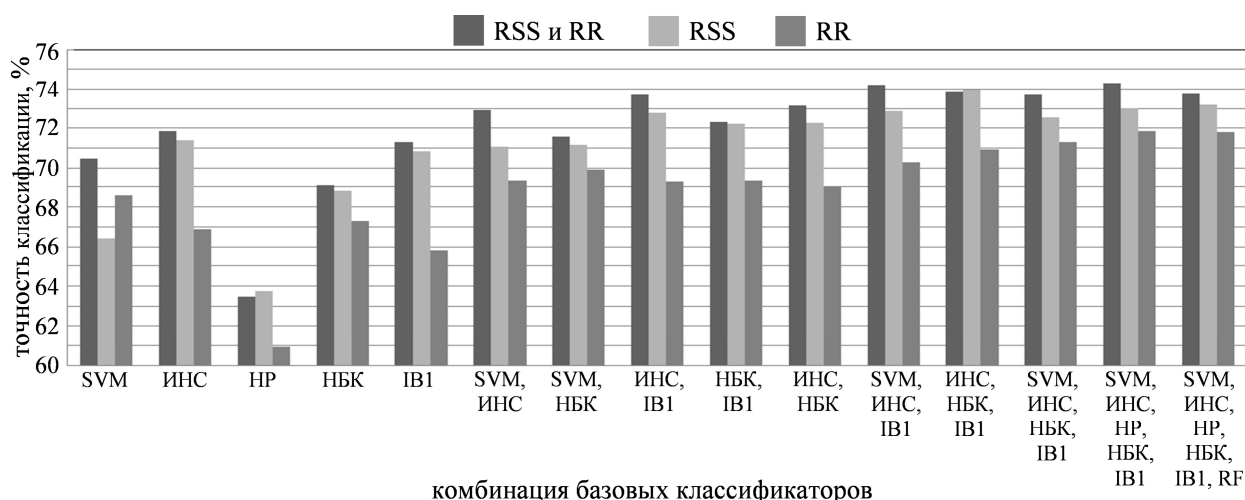


Рис. 5. Результаты точности классификации при использовании диапазона уровней мощности запросных сигналов 20...25 дБм для случаев использования различных видов измерительной информации и различных вариантов построения ансамбля классификаторов

## 5. Обсуждение результатов

Анализируя представленные в таблице 1 результаты первого этапа эксперимента, можно сделать вывод о том, что не все базовые классификаторы показали удовлетворительную точность. Лучшие результаты получены для алгоритмов НБК, ИНС, ІВ1 и SVM (наилучший результат в 67,8 % принадлежит варианту использования НБК для обработки RSS ИИ, полученной при мощности запросных сигналов 29 дБм). Худшие результаты получены для алгоритмов НР и RF (наихудший результат в 24,5 % принадлежит варианту использования алгоритма RF для обработки RR ИИ, полученной при мощности запросных сигналов 27 дБм).

Полученные на втором этапе эксперимента и представленные, в таблице 2, результаты позволяют оценить целесообразность использования ансамбля классификаторов для обработки ИИ, включающей в себя как вектор RSS значений, так и вектор RR значений. При этом также рассматривался вопрос выбора алгоритма мета-классификатора.

Вначале отметим, что наилучшим алгоритмом мета-классификатора оказался алгоритм БСГ. Так, в 99 из 110 рассмотренных случаев он превосходит или оказывается не хуже алгоритмов голосования и БС. Очевидно, это происходит потому, что алгоритм БСГ работает на основе голосования в простых ситуациях, когда выбор результата был бы очевиден человеку (одно из значений во входном векторе встречается значительно чаще других), тем самым не позволяя процедуре поиска ближайшего соседа, которая успешно работает в сложных ситуациях, ошибиться.

Проанализируем теперь результаты из таблицы 2, обращая внимания только на значения, полу-

ченные для алгоритма БСГ в качестве мета-классификатора. При таких условиях можно видеть, что точность классификации изменяется в несколько меньших, по сравнению с результатами из таблицы 1, пределах. Так, наихудший результат в 59,8 % соответствует варианту использования базовых классификаторов ИНС и ІВ1 при мощности запросных сигналов 30 дБм, а наилучший результат в 69,5 % соответствует варианту использования базовых классификаторов SVM, ИНС, НР, НБК и ІВ1 при мощности запросных сигналов 26 дБм.

Анализируя далее таблицу 2, можно заметить, что лучшие результаты обеспечиваются при увеличении числа базовых классификаторов приблизительно одного порядка точности (комбинация алгоритмов SVM, ИНС, НБК, ІВ1 и комбинация алгоритмов SVM, ИНС, НР, НБК, ІВ1). При этом добавление менее точных классификаторов приводит к ухудшению результата (комбинация алгоритмов SVM, ИНС, НР, НБК, ІВ1, RF). Тем не менее, в целом, можно заявить об успешности построенной схемы классификации на базе ансамбля классификаторов, основанных на обработке различных видов ИИ.

Однако, поскольку, полученный при использовании такой схемы, выигрыш оказывается не очень значительным (69,5 % против 67,8 %, полученных на первом этапе), большой интерес представляет вопрос использования диапазонов уровней мощности запросных сигналов. Анализируя таблицу 3, в которой представлены результаты соответствующие такому случаю, можно видеть, что присутствует тенденция почти монотонного увеличения точности классификации с расширением диапазона мощности. При этом анализ значений верхней границы классификации показывает, что использование диа-

пазона уровней мощности 20...27 дБм и более теоретически достаточно для достижения идеально точной классификации, поскольку при этом хотя бы один из базовых классификаторов всегда выдает правильный результат. На практике, конечно, ввиду отсутствия идеальных механизмов мета-классификации, достигнуть такой точности невозможно.

Для большинства рассмотренных диапазонов уровней мощности лучшие результаты получены при использовании комбинации базовых классификаторов SVM, ИНС, НР, НБК и ИВ1. Наилучший результат третьего этапа в 76,0 % также получен при использовании этой комбинации алгоритмов (случай диапазона 20...28 дБм). Использование базовых классификаторов всех типов позволило увеличить точность классификации только при использовании диапазона уровней мощности 20...22 дБм. Кроме того, некоторые варианты построения схемы классификации из двух алгоритмов показали сравнимые результаты (например, 75,8 % при использовании алгоритмов ИНС и ИВ1 для диапазона 20...30 дБм). В целом, каждый из вариантов построения схемы классификации из двух и более алгоритмов при использовании диапазонов уровней мощности 20...23 дБм и более показал результаты, превосходящие наилучший результат второго этапа. Это позволяет заявить, что при стремлении к увеличению точности классификации вопрос формирования состава ансамбля классификаторов имеет второстепенное значение по сравнению с вопросом расширения диапазона уровней мощности запросных сигналов для увеличения объема ИИ.

На последнем этапе проводился анализ влияния вида ИИ на точность классификации. Как видно из рис. 5, для 13 из 15 рассмотренных вариантов ансамблей классификаторов наибольшая точность достигается при использовании обоих видов ИИ, включающих в себя как значения RSS, так и значения RR. Если сравнивать между собой результаты, полученные для случаев использования только RSS ИИ и случаев использования только RR ИИ, то наилучшие показатели в 14 из 15 случаев обеспечиваются при использовании RSS ИИ.

Такие результаты согласуются с результатами работы [20], в которой отмечено, что использование двух видов ИИ позволяет увеличить точность локализации. Таким образом, можно сделать вывод, что при построении системы локализации необходимо в первую очередь рассматривать вопрос использования обоих видов ИИ, а если это по каким-либо причинам невозможно, то следует использовать RSS ИИ.

## Заклучение

Разработан метод пространственной локализации объектов на основе процедуры классификации для применения в RFID-системах. Выполнены синтез и экспериментальное исследование процедуры классификации, реализующей обработку измерительной информации путем использования группы базовых классификаторов и мета-классификатора. В ходе экспериментов рассмотрены различные алгоритмы классификации, основанные на использовании RSS и RR ИИ, соответствующей различным мощностям запросных сигналов антенн. При этом наилучший результат точности классификации в 76,0 % получен при использовании алгоритмов SVM, ИНС, НР, НБК и ИВ1 в качестве базовых классификаторов для обработки ИИ, включающей в себя векторы RSS и RR, для случая диапазона уровней мощности запросных сигналов 20...28 дБм.

Отмечено, что использование ИИ обоих видов и как можно более широкого диапазона мощности запросных сигналов приводит к увеличению точности классификации. Также показано, что для минимизации ошибок в качестве базовых классификаторов должны выбираться алгоритмы приблизительно одного порядка точности, а в качестве мета-классификатора может применяться алгоритм ближайшего соседа с голосованием.

## Литература

1. Финкенцеллер, К. *RFID-технологии. Справочное пособие [Текст] : пер. с нем. / К. Финкенцеллер. – М. : Додэка-XXI, 2010. – 496 с.*
2. Roxin, A. *Survey of wireless geolocation techniques [Text] / A. Roxin, J. Gaber, M. Wack, A. Nait-sidi-moh // Globecom Workshops. – Washington, USA, 2007. – P. 1 – 9.*
3. Zekavat, R. *Handbook of Position Location: Theory, Practice and Advances [Text] / R. Zekavat, R.M. Buehrer. – Hoboken, NJ, USA : Wiley, 2012. – 1264 p.*
4. Ni, L. M. *RFID-based localization and tracking technologies [Text] / L. M. Ni, D. Zhang, M. R Souryal // Wireless Communications. – 2011. – Vol. 18, No 2. – P. 45 – 51.*
5. Caceres, M. *WLAN-based real time vehicle locating system [Text] / M. Caceres, F. Sottile, M. A. Spirito // Vehicular Technology Conference, 2009. – Barcelona, Spain, 2009. – P. 2165 – 2169.*
6. *Overlapping Zone Partitioning Localisation Technique for RFID [Text] / K. K. Khedo et al. // International Journal of UbiComp. – 2010. – Vol. 1, No 2. – P. 20 – 32.*
7. Li, D. *Detection, classification, and tracking of targets [Text] / D. Li, K. D. Wong, Y. H. Hu, A. M. Sa-*



yeed // *Signal Processing Magazine, IEEE*. – 2002. – Vol. 19, No 2. – P. 17 – 29.

8. *Resource-aware on-line RFID localization using proximity data [Text]* / C. Scholz et al. // *Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases*. – 2011. – Vol. 6913. – P. 129 – 144.

9. Гимпилевич, Ю. Б. *Современное состояние и перспективы развития методов пространственной локализации объектов на основе технологий радиочастотной идентификации [Текст]* / Ю. Б. Гимпилевич, Э. А. Левин, Д. А. Савочкин // *Радиотехника*. – 2013. – № 173. – С. 69 – 80.

10. Zhang, C. X. *An empirical study of a linear regression combiner on multi-class data sets [Text]* / C. X. Zhang, R. P. Duin // *Multiple Classifier Systems*. – 2009. – Vol. 5519. – P. 478 – 487.

11. Zhen, Z. -N. *An indoor localization algorithm for lighting control using RFID [Text]* / Z. -N. Zhen, Q. -S. Jia, C. Song, X. Guan // *Energy 2030 Conference, 2008*. – Atlanta, GA, USA, 2008. – P. 1 – 6.

12. Chang, C. C. *LIBSVM: a library for support vector machines [Text]* / C. C. Chang, C. J. Lin // *ACM TIST*. – 2011. – Vol. 2, No 3. – P. 1 – 39.

13. Nissen, S. *Neural Networks made simple [Text]* / S. Nissen // *Software 2.0*. – 2005. – Vol. 2. – P. 14 – 19.

14. Fierens, S. *AI4R :: Artificial Intelligence for Ruby [Электронный ресурс]* / S. Fierens. – Режим доступа: <http://ai4r.org/>. – 02.11.2013.

15. Mitchell, T. M. *Machine Learning [Text]* / T. M. Mitchell. – Burr Ridge, IL, USA: McGraw Hill, 1997. – 432 p.

16. Aha, D.W. *Instance-based learning algorithms [Text]* / D. W. Aha, D. Kibler, M. K. Albert // *Machine learning*. – 1991. – Vol. 6, No 1. – P. 37 – 66.

17. Breiman, L. *Random forests [Text]* / L. Breiman // *Machine learning*. – 2001. – Vol. 45, No 1. – P. 5 – 32.

18. Quinlan, J. R. *Induction of decision trees [Text]* / J. R. Quinlan // *Machine learning*. – 1986. – Vol. 1, No 1. – P. 81 – 106.

19. Günter, S. *Ensembles of classifiers for handwritten word recognition [Text]* / S. Günter, H. Bunke // *Document Analysis and Recognition*. – 2003. – Vol. 5, No 4. – P. 224 – 232.

20. RIL – *Reliable RFID based Indoor Localization for Pedestrians [Text]* / S. P. Subramanian, J. Sommer, S. Schmitt, W. Rosenstiel // *SoftCOM 2008*. – Split, Croatia, 2008. – P. 218 – 222.

Поступила в редакцію 08.11.2013, рассмотрена на редколлегии 11.12.2013

**Рецензент:** д-р техн. наук, проф., зав. каф. радиотехники и телекоммуникаций Ю. Б. Гимпилевич, Севастопольский национальный технический университет, Севастополь.

## МЕТОД ПРОСТОРОВОЇ ЛОКАЛІЗАЦІЇ ОБ'ЄКТІВ НА ОСНОВІ ПРОЦЕДУРИ КЛАСИФІКАЦІЇ ДЛЯ ВИКОРИСТАННЯ У RFID-СИСТЕМАХ

Д. О. Савочкин

У роботі розглядається питання визначення місцезонавання об'єктів за допомогою систем радіочастотної ідентифікації. Розроблено метод просторової локалізації об'єктів на основі процедури класифікації, реалізованої за допомогою групи базових класифікаторів і мета-класифікатора. Проведено експериментальне дослідження розробленого методу і отримана точність класифікації 76,0% при розділенні області локалізації розміром 5 м × 5 м на 16 зон. Наведено рекомендації щодо формування ансамблю класифікаторів, а також вибору видів вимірювальної інформації та діапазону потужності запитальних сигналів.

**Ключові слова:** RFID, радіочастотна ідентифікація, просторова локалізація, позиціонування, класифікація.

## OBJECT SPATIAL LOCALIZATION METHOD BASED ON CLASSIFICATION PROCESS FOR USE IN RFID SYSTEMS

D. A. Savochkin

This work covers the problem of objects positioning using radio frequency identification systems. We developed an objects spatial localization method which uses a classification approach with a group of base classifiers and a meta-classifier. We carried out the experimental research of the developed method and obtained 76.0 % classification accuracy for the case when 5 m × 5 m localization field was divided into 16 zones. Finally we made recommendations for forming the classifiers ensemble and provided some thoughts on choosing the types of measurement information and power range of interrogation signals.

**Key words:** RFID, radio frequency identification, spatial localization, positioning, classification.

Савочкин Дмитрий Александрович – аспирант кафедри радиотехники и телекоммуникаций Севастопольского национального технического университета, Севастополь, Украина, e-mail: sllord@mail.ru.