

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ СОРТИРОВКЕ ПРИ РЕЦИКЛИНГЕ ОТХОДОВ

*Bernardo S. Costa¹, Aiko C.S. Bernardes¹, Julia V.A. Pereira¹, Vitoria H. Zampa¹,
Vitoria A. Pereira¹, Guilberme F. Matos², Eduardo A. Soares³, Claiton L. Soares,
Alexandre F. Silva¹*

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN AUTOMATED SORTING IN TRASH RECYCLING

Подход машинного распознавания образов для сортировки отходов на категории для проведения рециклинга может быть эффективным способом переработки отходов. Предложенный проект предназначен для распознавания изображения отходов и сортировки их на четыре класса: стекло, бумага, металлы и пластик. Мы используем базу данных по изображению отходов, в которой содержится около 400 изображений для каждого класса. При проведении экспериментов использовали следующие модели: Pre-trained VGG-16 (VGG16), AlexNet, Support Vector Machine (SVM), K-Nearest Neighbor (KNN) и Random Forest (RF). Эксперименты продемонстрировали, что наши модели достигли точности около 93%. (Описание моделей приведено в последующем тексте).

1. Введение

Зная о том, что значительная часть образующихся отходов в крупных городах может подвергаться рециклингу, необходимо знать и применять методы повторного использования, которые могут принести выгоду или, по крайней мере, уменьшить проблемы окружающей среды. Наличие способов или моделей, которые могут помочь людям сортировать отходы, имеет большое значение с точки зрения правильного размещения фракций отходов. Хотя имеются различные типы категорий рециклинга, люди все еще могут перепутать или не различать надлежащим образом, как определить контейнер для размещения надлежащей фракции отходов.

Для того чтобы минимизировать воздействие, вызываемое неправильным размещением отходов, а именно бытовых отходов (содержащих бумагу, пластик, стекло и мусор), мы предложили использовать автоматизированную систему, основанную на технологии нейронной сети, предназначенной для правильного разделения отходов на категории рециклинга. Способы, с

¹ Федеральный университет образования, науки и технологий в Сул де Минас, штат Минас-Жерайс, департамент компьютерной инженерии, Позу-Алегри, Бразилия.

² Федеральный институт в Триангуло-Минейро, штат Минас-Жерайс, департамент компьютерной инженерии, Бразилия.

³ Университет в Сан-Карлос, штат Сан-Паулу, департамент компьютерной инженерии, Бразилия.

помощью которых люди обращаются с твердыми отходами, все еще основаны на исходной стратегии простого избавления от них. Рост населения был основным фактором возрастающего образования этих отходов. Поэтому уменьшение их образования должно происходить на индивидуальной основе, чтобы поддерживать баланс, при котором проводится обращение с отходами [10].

Обращение с отходами и эффективная сортировка рассматриваются как важные факторы, играющие существенную роль в экологически устойчивом развитии всего мира. Для общества важным является снижение накопления отходов с помощью рециклинга и повторного использования размещаемых отходов. Эффективная селективная сортировка часто проводится для повышения уровня отходов и снижения воздействия на окружающую среду [8]. Эта проблема заслуживает специального рассмотрения в развивающихся странах, в которых обращение с отходами является серьезной проблемой для урбанизации и экономического развития [4].

Наша мотивация связана с поиском автоматического метода сортировки отходов с целью оказания помощи в уменьшении количества отходов и загрязнения. Это должно не только оказать положительные воздействия на окружающую среду, но привести также к позитивным экономическим эффектам. Кроме того, наша система имеет большую общественную привлекательность, добавляя ценность знаний и социальных стимулов в разделении и утилизации отходов. Поэтому мы исследовали различные типы нейронных сетей (NN)⁴ для классификации отходов с помощью машинного распознавания отходов на 4 класса: стекло, бумага, пластик и металлы. Затем мы должны обратиться к следующим вопросам открытого исследования: (1) эффективны ли способы NN для изучения представлений хороших свойств с помощью машинного распознавания в целях сортировки отходов; (2) какие усовершенствования можно сделать с помощью способов NN при сравнении с другими вариантами?

Новизной этой статьи является предложение системы для оказания помощи пользователю в определении того, в какой контейнер следует размещать фракции отходов на основе машинного распознавания собранных материалов с использованием цифровой фотокамеры, благодаря чему требуется меньший контакт человека с отходами. В данном предложении выбирается наилучший тип размещения фракций отходов в контейнеры с рассмотрением каждого типа отходов таким же образом, это было сделано в работе [18]. Кроме того, мы пошли дальше авторов работы [18] путем тестирования различных нейронных сетей.

Остальная часть статьи организована следующим образом. В разделе 2 представлены данные о соответствующих работах. В разделе 3 представлена экспериментальная методология, которая включает использованную базу данных по распознаванию и модели и методы. В разделе 4 приведены экспериментальные результаты. Выводы приведены в разделе 5.

⁴ Искусственная нейронная сеть – математическая модель, а также ее программное или аппаратное либо программное обеспечение, построенная по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей – сетей нервных клеток живого организма. Нейронные сети не программируются в обычном смысле этого слова, а обучаются.

2. Данные о соответствующих работах

Отходы стали основной проблемой во всем мире вследствие неконтролируемого размещения бытовых отходов из домовладений и отраслей промышленности без эффективной и действенной программы обращения с отходами, результатом чего могут стать риски для здоровья и негативное воздействие на окружающую среду [10].

Обращение с отходами с эффективной классификацией играет важную роль в экологически устойчивом развитии путем обеспечения того, что отходы будут надлежащим образом размещаться. Эффективный селективный сбор часто осуществляется для улучшения ситуации с рециклингом и снижения воздействия на окружающую среду [8], в особенности в развивающихся странах, в которых обращение с отходами является серьезной проблемой для экономического развития [4].

На протяжении ряда лет было выполнено много работ с целью минимизации неконтролируемого размещения отходов. Такие технологии как радиочастотная идентификация (RFID) и сенсорная сеть⁵ (SN), использовались для разработки нового способа оптимизации систем обращения с отходами [8]. Некоторые авторы использовали технологию RFID для идентификации и отслеживания сбора, сохраняя данные о владельце и информацию о его контейнерах.

Авторы работы [8] предложили метод для повышения качества селективного сбора путем отслеживания потока городских отходов, когда каждая фракция отходов определялась с помощью информации, хранящейся на метке радиочастотной идентификации (связанной с отходами), и в течение стадии переработки отходов метки радиочастотной идентификации считываются для предоставления некоторой важной информации. В работе [4] было предложено оценивать объем бытовых отходов на основе анализа изображения содержимого в контейнере с открытой крышкой с меткой радиочастотной информации таким образом, что метка будет использоваться для соединения каждого контейнера с адресом каждого дома, для которого он предназначен. В работе [1] авторы обсуждали применения технологии RFID в рамках самостоятельного управления продукцией, с акцентом на обращение с твердыми муниципальными отходами и последствиями для окружающей среды, а также с идентификацией каждого контейнера по метке RFID. В работе [6] авторы предложили датчик с радиочастотной идентификацией (с хранением данных о весе контейнера и с идентификацией каждого контейнера по метке RFID, который передает информацию при каждой операции сбора о весе отходов в каждом контейнере, разгружаемом в мусоровоз. В работе [16] авторы отслеживали потребителей с помощью идентификации их, используя метку RFID, которая имела связь с их контейнером для рециклинга. Потребители услуги получали также вознаграждение на основе веса их тары для рециклинга или количества отходов, подвергаемых рециклингу. Авторы работы [12] использовали метки RFID на фракциях своих отходов для предоставления информации поставщикам услуг в области рециклинга с целью оказания помощи им в принятии ре-

⁵ Сенсорная сеть – распределенная самоорганизующая сеть множества датчиков и исполнительных устройств, объединенных между собой посредством радиоканалов.

пления о соответствующем виде переработки той или иной фракции. Автор работы [17] обсуждал использование RFID при обращении с отходами и систему скидок и платежей для стимулирования ответственного поведения населения в процессе проверки. Однако ни одно из этих исследований не имело своей целью оказания помощи населению в процессе проверки. В настоящее время представленная работа основана на проблеме идентификации, проверки и анализа выбрасываемых отходов для стимулирования ответственного поведения населения с точки зрения селективного сбора. Однако ни одно из этих исследований не имело своей целью оказания помощи населению в правильном размещении отходов.

С целью оказания помощи населению в надлежащем удалении отходов авторы работы [15] разработали метод, с помощью которого можно наилучшим образом выбрать контейнер для рециклинга с учетом отходов, выбрасываемых потребителем. Они представили модель, использующую язык описания онтологий⁶ (OWL), для сортировки фракций отходов с применением метода распознавания объектов с помощью искусственного интеллекта для лучшего рециклинга материалов. Они использовали онтологию⁷ OWL для представления информации о количестве ценных и пригодных для переработки материалов, содержащихся в каждой фракции отходов. Авторы работы [18] предложили подход для классификации отходов на шесть различных категорий рециклинга (т.е. металлы, бумага, стекло, пластик, мусор и картон) путем использования метода опорных векторов⁸ (SVM), с масштабно-инвариантной трансформацией признаков⁹ и сверточной нейронной сети¹⁰ (CNN). Их подходы позволили достичь уровней точности 63 и 22% для обучающего SVM и CNN, соответственно. В подобной работе [5] авторы предложили метод для классификации различных отходов на три категории (например, предназначенные для полигонного депонирования, для рециклинга и бумага) с помощью отображения смешанных отходов путем использования быстрых CNN с областями памяти¹¹ для получения предложений об объектах и их классификации. Наша работа сходна с работой [18], а различие состоит в том, что мы используем

⁶ Язык онтологии – общий набор терминов, которые используются для описания и представления объектов в Интернете.

⁷ Онтология – в информатике попытка всеобъемлющей и детальной формализации некоторой области знаний с помощью определенной концептуальной схемы.

⁸ Второе название – классификатор с максимальным зазором, который разделяет множество входных векторов на две части: положительный – отрицательный, свои – чужие, да – нет и т.п. Перед началом работы классификатора его следует обучить на множестве специально подобранных учебных примеров, которое состоит из двух частей – положительные (условно) примеры и отрицательные примеры. В данном случае применяется подход “обучение с учителем, т.е. каждый учебный пример представляет собой пару “*учебный вход, правильный ответ*”

⁹ Алгоритм выявления признаков в компьютерном зрении для выявления и описания локальных признаков в изображениях.

¹⁰ Сверточная нейронная сеть – стандарт, предложенный Национальным институтом стандартов и технологий с целью калибрации и сопоставления методов распознавания изображений с помощью машинного обучения в первую очередь на основе нейронных сетей. Данные состоят из заранее подготовленных примеров изображений, на основе которых проводится обучение и тестирование систем.

¹¹ Архитектура современной нейронной сети для сегментации объектов на изображениях.

обучение для распознавания изображений с помощью других способов NN, таких как SVM, предварительно подготовленный VGG16¹², AlexNet¹³, K-Nearest Neighbor¹⁴ (KNN) и случайный лес¹⁵ (RF).

3. Экспериментальная методология

Поиск метода, с помощью которого идентифицируются отходы, каждая фракция которых должна размещаться соответствующим образом, имеет важное значение для надлежащего селективного сбора. Поэтому мы протестировали несколько подходов нейронной сети, для того чтобы проверить, какой из них позволяет достичь наилучших показателей при определении того, в какой контейнер должны размещаться различные фракции отходов.

Мы использовали базу данных машинного распознавания, созданную авторами работы [18], в которой содержались изображения объектов, подлежащих рециклингу, для шести классов с 400-500 изображениями для каждого, с общим количеством 2400 изображений. Согласно данным авторов, процесс сбора данных, связанный с использованием белой плакатной панели как фона, а освещение и окраска каждой фотографии не одинаковы, что вносит изменения в базу данных. На рис. 1 показаны примеры изображений объектов, подвергаемых рециклингу, из шести классов.

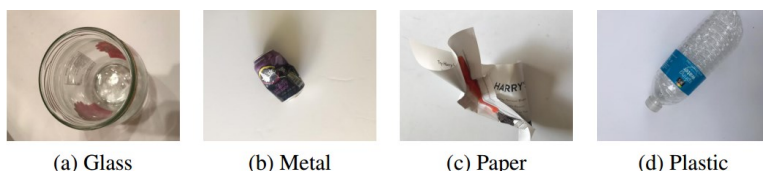


Рис. 1. Некоторые примеры изображений объектов, подвергаемых рециклингу, из базы данных [18]

Пояснения к рисунку 1:

Glass - стекло, Metal - металл, Paper - бумага, Plastic – пластик.

Для оценки эффективности каждой нейронной сети мы рассчитали коэффициент корреляции Пирсона¹⁶ (PCC) и коэффициент ранговой корреляции Спирмена¹⁷ (SCC). При проведении экспериментов использовали

¹² Сверточная сеть для выделения признаков изображений, достигающая точности 92,7%.

¹³ Сверточная нейронная высокоскоростная сеть, оказавшая большое влияние на развитие машинного обучения, в особенности на алгоритмы машинного зрения.

¹⁴ Метод ближайших соседей – метрический алгоритм для автоматической классификации объектов и регрессий.

¹⁵ Алгоритм машинного обучения, заключающийся в использовании ансамбля решающих деревьев (решений задачи обучения с учителем, основанный на том, как решает задачи прогнозирования человек.

¹⁶ Линейный коэффициент корреляции Пирсона применяется для исследования взаимосвязи двух переменных, измеренный в метрических шкалах на одной и той же выборке. Он позволяет определить, насколько пропорциональна изменчивость двух переменных.

¹⁷ Коэффициент ранговой корреляции Спирмена – количественная оценка статистического изучения связи между явлениями, используемая в непараметрических методах.

модели VGG16 (см. сноску 12), AlexNet (см. сноску 13), SVM (см. сноску 8), KNN (см. сноску 14) и RF (см. сноску 15).

VGG16 представляет собой предварительно подготовленную сверточную нейронную сеть CNN (см. сноску 10), которая прошла обучение приблизительно на 1,2 млн. изображений из ImageNet DataSet¹⁸ в работе [14]. Модель имеет 16 слоев и может классифицировать изображения 100 категорий объектов. Кроме того, модель VGG16 была предложена со значительно более точной архитектурой ConvNet (сверточной нейронной сети), которая не только достигла точности находящейся на передовом технологическом уровне ImageNet Large-Scale Visual Recognition Challenge(ILSRVC)¹⁹ в классификации и задачах на локализацию, но применяется также для других наборов данных по распознаванию образов, где они достигли превосходных показателей даже, когда они используются как часть относительно простых каналов информации (например, углубленные характеристики, классифицируемые с помощью линейной SVM без тонкой настройки) [14].

VGG16 и AlexNet часто используются при классификации фотографий, так как большая часть примеров в ImageNet состоит из фотографий. Обе модели достигли очень низкого уровня ошибок при обучении на более чем 1 млн. изображений, содержащихся в ImageNet. ImageNet представляет собой большой набор иерархически маркированных изображений, которые использовались в ImageNet Challenge (широкомасштабное распознавание образов) [13]. AlexNet была первой известной сверточной нейронной сетью (CNN), которая включала несколько сверточных слоев с последующей подвыборкой с определением максимального значения [11].

Кроме того, мы использовали три различных алгоритма классификации: SVM, KNN и RF. SVM – контролируемый алгоритм машинного обучения, который может быть использован как для классификации, так и для целей регрессии. SVM основан на идее поиска гиперплоскости²⁰, которая лучше всего разделяет набор данных на два класса (опорных векторов). Опорные векторы – базовые точки, расположенные ближе всех к гиперплоскости (в качестве простого примера, для задачи классификации только с двумя характеристиками гиперплоскости, которые можно рассматривать как линию, которая линейно разделяет и классифицирует набор данных), точки набора данных, при удалении которых будет изменяться положение гиперплоскости [7]. KNN является одним из первых контролируемых классификаторов. Самой простой версией метрического алгоритма для автоматической классификации объектов и регрессий является предсказание целевой метки путем поиска класса ближайшего соседа. Самый близкий должен быть идентифицирован с помощью использования измерения дальности типа Эвклидова расстояния²¹ [2]. RF является алгоритмом контролируемой классификации,

¹⁸ База данных ImageNet – проект по созданию и сопровождению массивной базы данных аннотированных изображений, предназначенная для обработки и тестирования методов распознавания образов и машинного зрения.

¹⁹ Кампания по широкомасштабному распознаванию образов в ImageNet, в рамках которой различные программные продукты ежегодно соревнуются в классификации и распознавании объектов и сцен в базе данных ImageNet.

²⁰ Гиперплоскость – пространство коразмерности 1 в векторном, аффинном пространстве или проективном пространстве, т.е. подпространство с размерностью на единицу меньшей, чем объемлющее пространство.

²¹ Эвклидово расстояние – геометрическое расстояние в многомерном пространстве.

и, в общем, чем больше деревьев в лесу, тем более надежным будет лес (см. сноску 15). Таким же образом в классификаторе случайного леса, чем больше количество деревьев в лесу, тем выше точность результатов [9].

4. Экспериментальные результаты

Были выполнены компьютерные вычисления для оценки влияний и точности этих классификаторов. В табл. 1 подытожены результаты, полученные с помощью модельных классификаторов VGG16, AlexNet, KNN, SVM и RF для автоматизированной сортировке при рециклинге отходов.

Таблица 1

Средняя корреляция между классификаторами

Классификатор	Точность, %
VGG16	93,0
AlexNet	91,0
KNN	88,0
SVM	80,0
RF	85,0

Можно отметить, что оба подхода CNN работают лучше, чем подход традиционного машинного обучения. Однако для CNN требуется значительно больше времени для обучения и настройки для достижения оптимальных результатов. Для улучшения результатов CNN можно использовать больше данных. Кроме того, можно максимально использовать данные с помощью расширения. Наряду с этим можно более тщательно выполнить поиск гиперпараметра²². На рис. 2 показана матрица несоответствий²³ для наилучшего сценария автоматизированной сортировки в классификации рециклинга отходов (т.е. подход VGG16). Можно отметить, что стекло является самым трудным материалом для классификации. Мы предполагаем этот вариант с учетом структуры стекла, так как классификатор VGG16 может спутать его с пластиком или металлом.

Мы выполнили однофакторный дисперсный анализ (ANOVA) для сравнения методов классификаторов. В работе [3] рассмотрена нулевая гипотеза (отсутствие разницы между сравниваемыми вариантами), так как средняя точность методов, по сути, одинакова, а предельное значение $p < 0,05$ предполагает, что, по крайней мере, один из алгоритмов существенно отлагается от другого. В результате было получено значение $p = 0,012$, и это указывало, что средняя точность алгоритмов не одинакова; была отвергнута нулевая гипотеза. Был выполнен тест Тьюки²⁴ [3] для срав-

²² Гиперпараметры – параметры, значения которых задаются до начала обучения модели и не изменяются в процессе

²³ В задачах классификации так называют матрицу, в которой для каждого класса наблюдений приводится количество наблюдений, отнесенных сетью к этому и другим классам.

²⁴ Критерий Тьюки, или критерий достоверно значимой разницы, который применяется для выполнения большого числа попарных сравнений групповых средних без потери статистической мощности.

нения пар алгоритмов, хотя этот тест является оптимальным для однофакторного дисперсного анализа (ANOVA) и для сходных процедур с равными выборками. В табл. 2 показаны результаты теста Тьюки для 95 процентного доверительного интервала (CI) для различных средних значений.

Confusion Matrix

Output Class	glass	21 21.0%	1 1.0%	0 0.0%	1 1.0%	91.3% 8.7%
	metal	2 2.0%	20 20.0%	1 1.0%	0 0.0%	87.0% 13.0%
	paper	0 0.0%	0 0.0%	29 29.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	plastic	2 2.0%	0 0.0%	0 0.0%	29 29.0%	92.0% 8.0%
		84.0% 16.0%	95.2% 4.8%	96.7% 3.3%	95.8% 4.2%	93.0% 7.0%
		glass	metal	paper	plastic	
		Target Class				

Рис. 2. Матрица несоответствия для классификатора VGG16

Пояснения к рисунку 2:

Confusion Matrix – матрица несоответствия, Output Class – выходной класс, glass - стекло, metal - металл, paper - бумага, plastic - пластик, Target Class – целевой класс.

Таблица 2

Средняя корреляция между классификаторами

Метод 1	Метод 2	Нижняя граница CI	Разница в средних	Верхняя граница CI
VGG16	AlexNet	0,0180	0,0300	0,0420
VGG16	KNN	0,0380	0,0500	0,0169
VGG16	SVM	0,0128	0,1400	0,1519
VGG16	RF	0,0680	0,0800	0,0919

Результаты показывают, что разница между методами значительная на уровне 0,05. Как показано на рис. 3, VGG16 статистически превосходящий (символ ромбика справа сверху на рис.3) по сравнению с другими моделями классификатора с точки зрения точности прогноза.

Так как разница в точности между VGG16 и другими моделями классификатора статистически значимая, мы можем сделать вывод, что метод, ис-

пользуемый для классификации материалов при размещении отходов для рециклинга, является эффективным для решения проблемы. В общем, эксперименты по автоматизированной сортировке отходов для рециклинга показали, что CNN является эффективным подходом для решения данной задачи. Точность классификации выше, чем точность, свойственная традиционным подходам машинного обучения. Однако количество алгебраических вычислений для CNN больше, и, поэтому быстродействие медленнее, чем у традиционных подходов. Кроме того, точность CNN можно повысить путем использования нескольких приемов, таких как расширение, тонкая настройка и т.д.

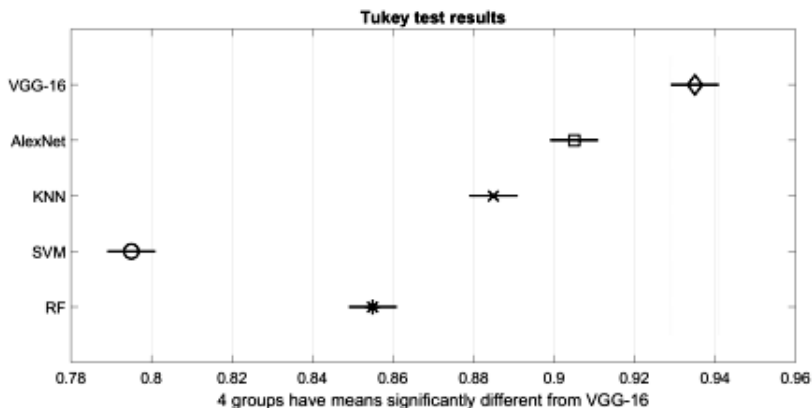


Рис. 3. Результаты теста Тьюки

Пояснения к рисунку 3:

Tukey test results – результаты теста Тьюки, 4 groups have means sinificantly different from VGG16 – для 4 групп средние значения существенно различаются по сравнению с VGG16

5. Заключение

Для минимизации воздействия, вызываемого неправильным размещением фракций отходов, а именно бытовых отходов (т.е. бумаги, пластика, стекла и органики), мы предложили автоматизированную систему, основанную на подходе углубленного обучения и традиционных способах, с целью правильного разделения отходов на категории рециклинга. Были рассмотрены четыре различные категории отходов: стекло, металлы, бумага и пластик. Результаты показали, что методы VGG16 являются эффективным подходом для решения этой проблемы, достигая точности 93% в этом наилучшем сценарии. Однако для подходов CNN отмечена тенденция большей стоимости в вычислительном отношении, для чего требуются лучшие вычислительные средства. Кроме того, в подходах CNN может быть повышена точность с помощью нескольких способов, таких как расширение и тонкая настройка, которые будут исследоваться в следующих работах. Помимо этого, если будет иметься больше данных, то для

подходов CNN следует ожидать лучших результатов. В будущих работах должны исследоваться также подходы не черного ящика²⁵, такие как подходы на основе нечеткой логики²⁶, которые обеспечивают результаты, интерпретируемые человеком.

Библиография

[1] [ABDOLI 2009] ABDOLI, S. (2009). Rfid application in municipal solid waste management system.

[2] [Altman 1992] Altman, N. S. (1992). An introduction to kernel and nearest-neighbor nonparametric regression. *The American Statistician*, 46(3):175–185.

[3] [Antonisamy et al. 2017] Antonisamy, B., Premkumar, P. S., and Christopher, S. (2017). *Principles and Practice of Biostatistics-E-book*. Elsevier Health Sciences.

[4] [Arebey et al. 2011] Arebey, M., Hannan, M., Basri, H., Begum, R. A., and Abdullah, H. (2011). Integrated technologies for solid waste bin monitoring system. *Environmental monitoring and assessment*, 177(1-4):399–408.

[5] [Awe et al. 2017] Awe, O., Mengistu, R., and Sreedhar, V. (2017). Smart trash net: Waste localization and classification.

[6] [Chowdhury and Chowdhury 2007] Chowdhury, B. and Chowdhury, M. U. (2007). Rfid-based real-time smart waste management system. In *Telecommunication Networks and Applications Conference, 2007. ATNAC 2007. Australasian*, pages 175–180. IEEE.

[7] [Cortes and Vapnik 1995] Cortes, C. and Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine learning*, 20(3):273–297.

[8] [Glouche and Couderc 2013] Glouche, Y. and Couderc, P. (2013). A smart waste management with self-describing objects. In *The Second International Conference on Smart Systems, Devices and Technologies (SMART'13)*.

[9] [Ho 1995] Ho, T. K. (1995). Random decision forests. In *Document analysis and recognition, 1995., proceedings of the third international conference on*, volume 1, pages 278–282. IEEE.

[10] [Islam et al. 2012] Islam, M. S., Arebey, M., Hannan, M., and Basri, H. (2012). Overview for solid waste bin monitoring and collection system. In *Innovation Management and Technology Research (ICIMTR), 2012 International Conference on*, pages 258–262. IEEE.

[11] [Krizhevsky et al. 2012] Krizhevsky, A., Sutskever, I., and Hinton, G. E. (2012). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In *Advances in neural information processing systems*, pages 1097–1105.

[12] [Parlikad and McFarlane 2007] Parlikad, A. K. and McFarlane, D. (2007). Rfid-based product information in end-of-life decision making. *Control engineering practice*, 15(11):1348–1363.

²⁵ Тестирование черного ящика – метод тестирования функционального поведения объекта (программы, системы) с точки зрения внешнего мира, при котором не используется знание о внутреннем устройстве тестируемого объекта.

²⁶ Нечеткая логика – раздел математики, являющийся обобщением классической логики и теории множества, базирующийся на понятии нечеткого множества, как объекта с функцией принадлежности элемента к множеству, принимающей любые значения в интервале $[0, 1]$, а не только 0 или 1.

- [13] [Russakovsky et al. 2015] Russakovsky, O., Deng, J., Su, H., Krause, J., Satheesh, S., Ma, S., Huang, Z., Karpathy, A., Khosla, A., Bernstein, M., et al. (2015). Imagenet large scale visual recognition challenge. *International Journal of Computer Vision*, 115(3):211–252.
- [14] [Simonyan and Zisserman 2014] Simonyan, K. and Zisserman, A. (2014). Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *Ar Xiv preprint arXiv:1409.1556*.
- [15] [Sinha and Couderc 2012] Sinha, A. and Couderc, P. (2012). Using owl ontologies for selective waste sorting and recycling. In *OWLED-2012*.
- [16] [Swedberg 2008] Swedberg, C. (2008). Rfid helps reward consumers for recycling. *RFID Journal*, February.
- [17] [Thomas 2008] Thomas, V. M. (2008). Environmental implications of rfid. In *Electronics and the Environment, 2008. ISEE 2008. IEEE International Symposium on*, pages 1–5. IEEE.
- [18] [Yang and Thung] Yang, M. and Thung, G. Classification of trash for recyclability status.