Минобрнауки россии

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ

ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ

«ВОРОНЕЖСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»

(ФГБОУ ВО «ВГУ»)

Факультет компьютерных наук

Кафедра технологий обработки и защиты информации

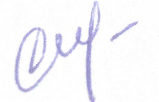
Отчет по учебной практике

Обзор методов оценки качества изображений

09.04.02 Информационные системы и технологии

Системы прикладного искусственного интеллекта

Зав. кафедрой \_\_\_\_\_\_\_\_ А. А. Сирота, д. т. н., профессор \_\_.\_\_\_.20\_\_\_

Обучающийся  Д. Е. Семенихина, 2 курс магистратуры \_\_.\_\_\_.20\_\_\_

Руководитель \_\_\_\_\_\_\_\_ А. Ю. Иванков, к. т. н., доцент \_\_.\_\_\_.20\_\_\_

Воронеж 2022

**Содержание**

[Введение 3](#_Toc62484309)

[1 Анализ предметной области 4](#_Toc62484310)

[1.1 Классификация оценок качества изображений 5](#_Toc62484311)

[2 Анализ количественных оценок качества изображений 7](#_Toc62484312)

[2.1 Абсолютные меры качества изображений 7](#_Toc62484313)

[2.1.1 Оценка резкости изображения 7](#_Toc62484314)

[2.1.2 Оценка контраста изображения 8](#_Toc62484315)

[2.1.3 Коэффициент восстановимости изображения 9](#_Toc62484316)

[2.1.4 Оценка дисперсии изображения 9](#_Toc62484317)

[2.2 Сравнительные меры качества изображений 9](#_Toc62484318)

[2.2.1 Среднеквадратичная ошибка, пиковое отношение сигнал-шум 9](#_Toc62484319)

[2.2.2 Норма Минковского 10](#_Toc62484320)

[2.2.3 Мера структурного подобия 11](#_Toc62484321)

[3 Анализ алгоритмов машинного обучения 13](#_Toc62484322)

[3.1 Дерево решений 13](#_Toc62484323)

[3.2 Случайный лес 14](#_Toc62484324)

[3.3 Градиентный бустинг 15](#_Toc62484325)

[3.4 Логистическая регрессия 16](#_Toc62484326)

[3.5 Метод опорных векторов 16](#_Toc62484327)

[3.6 Алгоритмы, основанные на использовании глубоких нейронных сетей 17](#_Toc62484328)

[Заключение 20](#_Toc62484329)

[Список использованных источников 21](#_Toc62484330)

# Введение

В настоящее время изображения с высоким разрешением используются во многих системах обработки информации (к примеру, в области компьютерного зрения), в связи с этим актуальность приобретают методы улучшения качества изображений, например, алгоритмы сверхразрешения.

Алгоритмы сверхразрешения (СР) позволяют воспроизвести одно изображение с высоким разрешением из серии изображений с низким разрешением (НР) при наличии между изображениями НР дробных пиксельных смещений (не кратных одному пикселю НР) [1].

При использовании данных алгоритмов возникает вопрос: как сравнить результаты их применения, как оценивать качество получившихся изображений.

Таким образом, целью работы является анализ методов оценки качества изображений.

Для достижения цели были поставлены следующие задачи:

* анализ предметной области;
* анализ количественных оценок качества изображений;
* анализ алгоритмов машинного обучения.

Объект исследования – различные информационные системы, использующие алгоритмы улучшения качества и обработку цифровых изображений.

Предмет исследования – методы обработки цифровых изображений.

# 

# 1 Анализ предметной области

Технологии компьютерного зрения и системы распознавания образов направлены на извлечение информации из изображения с её дальнейшим использованием. Задачи из области компьютерного зрения разнообразны и применяются во многих сферах жизни: выделение и удаление посторонних шумов на изображениях, анализ видеоданных, детектирование объектов на изображении и тому подобное.

Несмотря на большие успехи в области обработки изображений существует ряд нерешенных до конца проблем, одной из которых является проблема адекватной оценки качества изображений [2].

В связи с этим, в рамках проектно-исследовательской практики было решено изучить различные признаки изображений (с помощью которых возможно оценить их качество: дисперсию, резкость и тому подобное) и проанализировать методы машинного обучения с целью создания алгоритма оценки качества изображений.

Возможны два способа реализации алгоритма оценки качества изображений:

1. Оценить ряд условно «хороших» и «плохих» изображений по изученным признакам, с дальнейшим созданием обучаемого алгоритма. На вход подаются значения признаков изображения, на выходе возвращается количественная оценка его качества, к примеру от 0 до 1;
2. Реализация алгоритма на основе глубоких нейронных сетей. На вход алгоритм получает картинку, на выходе получаем количественную оценку (признаки изображения алгоритм подбирает самостоятельно в процессе обучения).

Рассмотрим способы классификации оценок качества изображений.

# Классификация оценок качества изображений

Возможны два подхода к оценке качества изображений: количественная оценка с помощью использования математических методов и субъективная оценка на основе экспертных оценок, что показано на рисунке 1.

Данные способы классификации оценок качества изображений подробно описаны в работе [3].



Рисунок 1 – Классификация оценок качества изображений

С другой стороны, субъективные и количественные оценки качества изображений могут быть абсолютными или сравнительными.

Абсолютная мера качества используется для оценки одного изображения, то есть изображению присваивается соответствующая категория в рейтинговой шкале.

Сравнительные меры используются для ранжирования набора изображений в качественной шкале от «лучше всего» до «хуже всего» или взаимного сравнения двух изображений, например, исходного и отфильтрованного (или полученного в разные дни, разными камерами и так далее).

Известно, что самым надежным способом получения оценки качества изображений является использование экспертного (субъективного) подхода, но его применение требует большого количества людей и времени, особенно в случае большого количества оцениваемых изображений [4].

Для получения оценки качества изображений зачастую используют количественных подход, основанных на применении объективных (математических) метрик, так как его применении уменьшает трудоемкость и время получения оценки.

Под метрикой в данном случае будем понимать функцию, определяющую расстояние от оцениваемого изображения до эталонного или идеального изображения в пространстве изображений [5].

Существующие в настоящее время метрики оценки качества изображений можно разделить на три класса [5]:

* **Эталонные (full-reference, FR)** – предполагают наличие исходного изображения, которое рассматривается как опорное или эталонное изображение при сравнении, так как оно не зашумлено и имеет идеальное качество.
* **Неэталонные (no-reference, NR)** – предполагают, что в процессе получения оценки качества изображения опорное или эталонное изображение отсутствует. Такие метрики являются самыми сложными в реализации и зачастую ориентированы на конкретный вид искажения.
* **Псевдоэталонные (reduced-reference, RR)** – предполагают, что некоторая часть информации об эталонном изображении присутствует вместе с зашумленным изображением, причем количество этой информации значительно меньше объема информации, требуемого для эталонного изображения.

Далее более подробно рассмотрим объективные (количественные) метрики оценки качества изображений.

# 2 Анализ количественных оценок качества изображений

Количественные меры качества изображения также, как и субъективные, можно разделить на две группы: абсолютные и сравнительные.

Абсолютная мера представляет собой число, сопоставляемое любому изображению на основе анализа этого изображения.

Сравнительная мера является числовым результатом сравнения двух или более изображений [6].

Для сравнения также можно использовать абсолютные меры, вычисленные для каждого изображения по отдельности.

# 2.1 Абсолютные меры качества изображений

# 2.1.1 Оценка резкости изображения

**Резкость изображения** – один из важнейших показателей его качества, во многом определяющий пригодность изображения к дальнейшей обработке.

**Резкость изображения** – это степень размытости границы между двумя соседними участками изображения с разной оптической плотностью (яркостью).

Резкость может выступать еще одним критерием информативности изображения, она в общем случае может быть определена наличием контуров контрастных переходов.

Однозначного метода для определения резкости не существует, но есть несколько алгоритмов, которые позволяют вычислить оценку резкости из различных характеристик изображения. Главное различие всех предлагаемых методов состоит формулах, которые определяют количественную оценку контрастности изображения.

В целом все методы можно разделить на три группы [7]:

1. методы, вычисляющие среднее значение дифференциальных операторов изображения;

2. методы, вычисляющие эксцесс амплитудного спектра изображения;

3. методы, вычисляющие отношение значимых и незначимых точек амплитудного спектра изображения

Различные методы оценки резкости изображений представлены в работах: [7], [8], [9].

# 2.1.2 Оценка контраста изображения

**Контраст** – это градационная характеристика черно-белого или цветного изображения по различию в светлоте (насыщенности цвета) его наиболее ярких и наиболее темных участков.

Контрастность изображения является показателем его информативности, так как этот показатель учитывает освещённость и различимость объектов на изображении.

Этот параметр недостаточен, чтобы можно было признать изображение качественным, так как боковая засветка объектов дает высокую оценку контраста, но затрудняет выделение деталей изображения. В случае, если изображение удается нормализовать, контрастность становится более полезной оценкой.

Различают два типа контрастности:

* яркостная;
* тоновая.

Яркостная контрастность представляет собой разницу между физической или видимой яркостью отдельных участков изображения. Вообще говоря, вычисление физической или видимой яркости можно рассматривать как конвертацию цветного изображения в ахроматические цвета. Поэтому яркостная контрастность – это сравнение двух участков изображения, приведенных к ахроматическим цветам.

Тоновая контрастность учитывает не только яркостные переходы, но и переходы цвета. Ее имеет смысл применять при анализе цветных изображений, так как, несмотря на возрастание сложности вычислений, итоговая оценка становится более точной.

Оценка контрастности изображений описана в работах: [7], [10], [11].

# 2.1.3 Коэффициент восстановимости изображения

**Коэффициент восстановимости изображения** (англ. Coefficient of Recoverability Image) – доля точек амплитудного спектра изображения попадающая в заданную окрестность универсального опорного спектра [12].

В качестве окрестности используется отрезок:

,

где - значение универсального опорного спектра, – значение амплитудного спектра изображения.

Метод CRI не требует наличие образца и имеет хорошую устойчивость к шумам и искажениям контраста.

# 2.1.4 Оценка дисперсии изображения

Данная метрика наиболее эффективна в отсутствии шумов. Она позволяет оценить контраст смешанного изображения. Изображения с большим контрастом имеют более высокое значение данной метрики. Она определяется следующим образом [13]:

,

где

# 2.2 Сравнительные меры качества изображений

# 2.2.1 Среднеквадратичная ошибка, пиковое отношение сигнал-шум

Для сравнительной оценки качества двух изображений зачастую используется среднеквадратичная ошибка (СКО) и пиковое отношение сигнал-шум (ПОСШ).

СКО или Mean Squared Error рассчитывается по формуле [14]:

,

где – размер изображения в пикселах, – матрицы яркостей исходного и искаженного изображений соответственно.

Если изображения одинаковы, то MSE = 0.

ПОСШ или Peak Signal-to-Noise Ratio измеряется в децибелах и рассчитывается по формуле [14]:

где Max – максимальное значение, принимаемое пикселем изображения (для 8-битных изображений Max = 8), MSE - среднеквадратичная ошибка.

Методы, основанные на этих оценках, хороши для изображений, имеющих белый шум. Однако эти меры некорректно отражают структурные искажения при кодировании (сжатии) изображения, а также плохо коррелируют с визуальной оценкой качества [14].

Более подробно среднеквадратичная ошибка и пиковое отношение сигнал-шум описаны в статьях [3], [15].

# 2.2.2 Норма Минковского

**Норма Минковского** – мера, которая оценивает разницу между двумя изображениями и .

где

Значение при сравнении идентичных изображений равно нулю. Норма Минковского не учитывает структурного подобия изображений и не всегда соответствует визуальной оценке сходства изображений, имеющих одинаковое значение нормы [3].

# 2.2.3 Мера структурного подобия

Мера структурного подобия подробно описана в работах [3], [16] и вычисляется по формулам (1) – (5):

где SSIM – значение меры сходства (качества) изображений; и – сравниваемые изображения; M, N – размеры изображения.

Первая составляющая выражения (1) является коэффициентом корреляции между изображениями X и Y. Вторая составляющая характеризует сходство средних значений яркостей двух сравниваемых изображений. Третья составляющая характеризует сходство контрастов двух сравниваемых изображений.

Чем выше значение меры сходства изображений, тем лучше выполнена обработка изображения. В общем случае мера сходства изображений рассчитывается в непересекающихся областях для каждого изображения отдельно.

# 3 Анализ алгоритмов машинного обучения

Машинное обучение является одним из разделов области искусственного интеллекта (ИИ). Основная идея данного направления состоит в том, чтобы компьютер не только выполнял заранее написанный алгоритм, но и мог обучиться решению поставленной задачи.

Подходы, основанные на машинном обучении можно разделить на следующие виды:

1. Обучение с учителем (supervised learning)
2. Обучение без учителя (unsupervised learning)

Под «учителем» понимается вмешательство человека в обработку данных. В случае, когда проводится обучение с учителем, задача состоит в следующем: имеется набор данных и некоторых гипотез, на основании которых необходимо что-то предсказать. Во втором случае (обучение без учителя) у нас есть только данные, свойства которых мы хотим найти.

В машинном обучении есть большое число алгоритмов, причём некоторые являются довольно универсальными. В качестве примеров можно рассмотреть:

* дерево решений;
* случайный лес;
* градиентный бустинг;
* логистическая регрессия
* алгоритмы, использующие нейронные сети.

# 3.1 Дерево решений

**Дерево решений** – это модель, представляющая собой совокупность правил для принятия решений.

Графически её можно представить в виде древовидной структуры, где моменты принятия решений соответствуют так называемым узлам или decision nodes. В узлах происходит ветвление процесса (англ.: **branching**), т.е. деление его на так называемые ветви (англ.: **branches**) в зависимости от сделанного выбора. Конечные (терминальные) узлы называют листьями (англ.: **leafs, leaf nodes**) – каждый лист – это конечный результат последовательного принятия решений.

Данные, подлежащие классификации, находятся в так называемом «корне» дерева (англ.: **root**). В зависимости от решения, принимаемого в узлах, процесс в конце концов останавливается в одном из листьев, где переменной отклика (искомому номеру класса) присваивается то или иное значение.

Метод деревьев решений реализует принцип так называемого «**рекурсивного деления**» (англ.: **recursive partitioning**). Эта стратегия также называется «**Разделяй и властвуй**» (англ.: «**Divide and conquer**»). В узлах, начиная с корневого, выбирается признак, значение которого используется для разбиения всех данных на два класса. Процесс продолжается до тех пор, пока не выполнится критерий остановки.

Более подробно данный метод описан в работах [16], [17], [18], [19].

# 3.2 Случайный лес

**Случайный лес** - это большое количество решающих деревьев, которые работают как ансамбль методов.

В задаче регрессии ответы от каждого дерева решений усредняются, в задаче классификации принимается решение голосованием по большинству.

Алгоритм построения случайного леса из N деревьев выглядит следующим образом:

Для каждого n = 1, …, N:

* сгенерировать выборку с помощью бутстрэпа;
* построить решающее дерево по выборке :
  + по заданному критерию мы выбираем лучший признак, делаем разбиение в дереве по нему и так до исчерпания выборки;
  + дерево строится, пока в каждом листене более  объектов или пока не достигнем определенной высоты дерева;
  + при каждом разбиении сначала выбирается m случайных признаков из n исходных и оптимальное разделение выборки ищется только среди них.

Алгоритм случайного леса отражен в работах [18], [19].

# 3.3 Градиентный бустинг

**Градиентный бустинг** - это техника машинного обучения для задач классификации и регрессии, которая строит модель предсказания в форме ансамбля слабых предсказывающих моделей, обычно деревьев решений.

На сегодняшний день алгоритм бустинга является одним из самых мощных алгоритмов распознавания. Это достигается благодаря адаптивной технике построения композиции. К тому же, бустинг предоставляет множество возможностей для вариаций.

Во-первых, можно рассматривать различные функции потерь. Это позволяет решать как задачи классификации, так и задачи регрессии. К тому же, возможность выбора произвольной функции потерь позволяет акцентировать внимание на особенностях данных в задаче.

Во-вторых, возможно рассмотрение любого семейства базовых алгоритмов. А это, опять же, дает широкиие возможности учета особенностей даннной задачи. Бустинг над решающими деревьями считается одним из наиболее эффективных вариантов бустинга. А учитывая, что решающие деревья в свою очередь тоже используют базовые алгоритмы (например, пороговые, линейные и т.п.), в результате получается огромное количество вариантов для настройки.

В-третьих, благодаря достаточной простоте метода и четкому математическому обоснованию, в каждой конкретной вариации бустинга не сложно провести некоторые математические и алгоритмические оптимизации, которые заметно ускорят работу алгоритма.

Подробный обзор алгоритмов бустинга представлен в работе [20], [21].

# 3.4 Логистическая регрессия

**Логистическая регрессия** – это статистическая модель, используемая для прогнозирования вероятности некоторого события путем его сравнения с логистической кривой. Эта регрессия выдаёт ответ в виде вероятности бинарного события (1 или 0).

Несомненным преимуществом логистической регрессии является наличие эффективного инструмента оценки качества моделей - ROC-анализа. Логистическая регрессия выполняет свою задачу лучше, если убрать лишние и похожие переменные. Данная модель быстро обучается и хорошо подходит для задач бинарной классификации.

Алгоритм логистической регрессии описан в работах [22], [23].

# 3.5 Метод опорных векторов

**Метод опорных векторов или SVM** (Support Vector Machines) – это линейный алгоритм, который используется в задачах классификации и регрессии. Данный алгоритм имеет широкое применение на практике и может быть использован для решения как линейных, так и нелинейных задач.

Основная задача метода опорных векторов заключается в следующем: алгоритм создает линию или гиперплоскость, которая разделяет данные на классы, причем линяя должна быть наиболее правильной из всех возможных (наиболее корректно разделяет данные по классам).

Таким образом, основная идея SVM – построение гиперплоскости, разделяющей объекты выборки оптимальным способом, что наглядно отражено на рисунке 2:

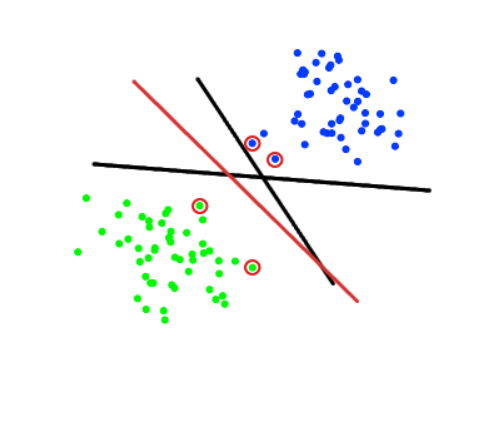


Рисунок 2 – Метод опорных векторов

На рисунке красная линия является оптимальной разделяющей гиперплоскостью. Принципы работы и реализации данного метода отражен в работах [19], [20].

# 3.6 Алгоритмы, основанные на использовании глубоких нейронных сетей

**Искусственная нейронная сеть**– математическая модель и её программная или аппаратная реализация, построенная по принципу работы биологических нейронных сетей - нервных клеток живого организма. Понятие искусственных нейронных сетей появилось при попытке смоделировать процессы, протекающие в мозге в процессе мышления.

Другими словами, ***нейронная сеть*** – это система, которая состоит из множества простых процессоров, каждый из которых обладает локальной памятью. Результат работы процессора зависит от его состояния и данных, которые он получает на входе.

Нейронные сети могут обучаться, в этом заключается одно из главных их преимуществ по сравнению с традиционными алгоритмами. Обучение состоит в нахождение коэффициентов связей между нейронами. В процессе обучения нейронная сеть способна выявлять сложные зависимости между входными и выходными данными, а также выполнять обобщение. Таким образом, в случае успешного обучения, сеть сможет вернуть верный результат на основании данных, отсутствовавших в обучающей выборке.

**Глубокое обучение (Deep Learning)** – одна из областей машинного обучения, которая для решения задач искусственного интеллекта использует глубокие нейронные сети.

На рисунке 3 изображено соотношение искусственного интеллекта, машинного обучения и глубокого обучения:

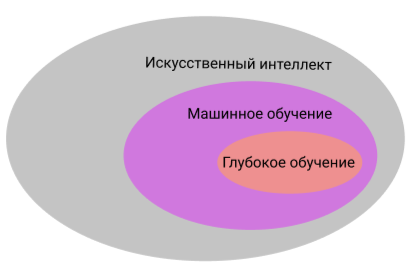


Рисунок 3 – Глубокое обучение в рамках ИИ

Задачи из области компьютерного зрения, решаемые с помощью искусственных нейронных сетей можно разделить на три основных вида:

1. Классификация изображения: каждому изображению необходимо поставить в соответствие категорию, к которой это изображение принадлежит.
2. Детектирование (обнаружение) объектов: необходимо определить расположение объекта в системе координат, связанной с изображением. Под расположением понимается положение прямоугольника, очерчивающего объект.
3. Сегментация изображения: необходимо поставить в соответствие каждому пикселю изображения класс объекта, к которому этот пиксель относится.

Основные архитектуры глубоких нейронных сетей и принципы их работы отражены в книгах [24], [25], [26].

**Тестовые данные для обучения нейронной сети:**

1. LIVE,
2. MDID2013,
3. VDID2014

Для практических исследований был создан собственный датасет, который состоит из фотографий различных видов объектов: текст, растение, пейзаж и животное в разном разрешении. Доступные разрешения:

* 3120-2080
* 4416-2944
* 6240-4160

В дальнейшем датасет будет расширен с помощью написания алгоритма в программной среде MATLAB.

# Заключение

В рамках прохождения практики были решены следующие задачи:

* проведен анализ предметной области;
* проведен обзор количественных оценок качества изображений;
* проведен анализ алгоритмов машинного обучения.

В дальнейшем изученные теоретические данные будут применены для решения практической задачи – создания алгоритма оценки качества изображений. Также в дальнейшем будет написана статья в рамках исследования методов оценки качества изображений.

# Список использованных источников

1. Иванков А.Ю. Алгоритм построения сверхразрешения изображений в условиях ложных наблюдений / А.Ю. Иванков, А.А. Сирота // Вестник Воронежского государственного университета. — 2014, № 3. - С. 91-99.
2. Сидоров Д. В. Оценка качества изображений с использованием вейвлетов / Д. В. Сидоров, А. Н. Осокин, Н. Г. Марков // Известия Томского политехнического университета [Известия ТПУ]. — 2009. — Т. 315, № 5: Управление, вычислительная техника и информатика. — [С. 104-107].
3. Монич Ю.И. Оценки качества для анализа цифровых изображений / Ю.И. Монич, В.В. Старовойтов // Искусственный интеллект. — 2008, № 4. — С. 376-386
4. Chandler D.M., Hemami S.S. VSNR: A Wavelet Based Visual Signal to Noise Ratio for Natural Images [Электронный ресурс]. – режим доступа: [http://vision.eng.shizuoka.ac.jp/pubs/pdfs/D.M.Chandler2007\_1.pdf. – 24.12.2020](http://vision.eng.shizuoka.ac.jp/pubs/pdfs/D.M.Chandler2007_1.pdf.%20–%2024.12.2020).
5. Wang Z., Bovik A.C. Modern image quality assessment. – N.Y.: Morgan & Claypool, 2006. – 157 p.
6. Pratt W.K. Digital Image Processing. – John Wiley and Sons, Inc., USA, 1978.
7. Небаба С.Г. Методы оценки и подготовки изображений в видеопотоке к распознаванию объектов/ С.Г. Небаба // Труды международной конференции по компьютерной графики и зрению «Графикон». — 2018, № 28.- С. 450-453
8. Монич Ю.И. Мера резкости цифрового изображения / Ю.И. Монич, В.В. Старовойтов // Доклады БГУИР. — 2011, № 1. — С. 80-86
9. Агафонов В.Ю. Методы безэталонной оценки резкости и детализации изображения / Агафонов В.Ю., Фоменкова М.А. // Евразийский Союз Учёных (ЕСУ). - 2017. - № 4 (37), ч. 2. - С. 51-55
10. Фисенко В.Т. Компьютерная обработка и распознавание изображений: учебное пособие / В.Т. Фисенко, Т.Ю. Фисенко - СПб: СПбГУ ИТМО, 2008. – 192 с.
11. Маматов Е.М. Оценка качества изображения с использованием информационного критерия однородности /Е.М. Маматов, Д.А. Яцынюк // Научные ведомости БелГУ. Сер. Экономика. Информатика. — 2017, № 23. — С. 178-184
12. Кокошкин А.В Метод прогнозирования возможного улучшения качества искажённых изображений / А.В Кокошкин, В. А. Коротков, К. В. Коротков, Е. П. Новичихин // Журнал радиоэлектроники — 2015, № 6. — С. 90-95
13. Носков А.А. Применение ранговой корреляции в задаче оценки качества полностью сфокусированных изображений / А.А. Носков, А.Л. Приоров // Системы синхронизации, формирования и обработки сигналов радиоэлектроники — 2017, № 4. — С. 103-108
14. Avcibas I., Sankur B., Sayood K. Statistical evaluating of image quality measures // Journal of Electronic Imaging. – April 2002. – Vol.11, № 2. – Р. 206-223.
15. Wilder W.C. Subjective Relevant Error Criteria for Pictorial Data Processing // Purdue University, School of Electrical Engineering, Report TR-EE 72-34, December 1972.
16. Македонский А. М. Построение деревьев принятия решений с использованием генетических алгоритмов / А. М. Македонский, К. А. Аксёнов // Передача, обработка, восприятие текстовой и графической информации: материалы международной научно-практической конференции (Екатеринбург, 19–20 марта 2015 г.). — Екатеринбург: УрФУ, 2015. — С. 102-107.
17. Зайцева Т. Вероятностные деревья решений / Т. Зайцева, О. Пусная – Москва: Lambert Academic Publishing, 2014. – 96 с.
18. Груздев А. Прогнозное моделирование в IBM SPSS STATISTICS, R и PYTHON. Метод деревьев решений и случайный лес. / А. Груздев-Москва: ДМК Пресс,2017 - 642 с.
19. Флах П. Машинное обучение. Наука и искусство построения алгоритмов, которые извлекают знания из данных. / П. Флах– Москва: ДМК Пресс, 2015. – 400 с.
20. Дьяконов А. Введение в анализ данных и машинное обучение [Электронный ресурс] / Дьяконов А. — Режим доступа: [https://alexanderdyakonov.files.wordpress.com/2017/06/book\_boosting\_pdf - 05.01.2021](https://alexanderdyakonov.files.wordpress.com/2017/06/book_boosting_pdf%20%20-%2005.01.2021)
21. Фонарев А. Обзор алгоритмов бустинга [Электронный ресурс] / А. Фонарев — Режим доступа: [http://www.machinelearning.ru/wiki/images/9/9a/fonarev.overview\_of\_boosting\_methods.pdf - 06.01.2021](http://www.machinelearning.ru/wiki/images/9/9a/fonarev.overview_of_boosting_methods.pdf%20-%2006.01.2021)
22. James G. An Introduction to Statistical Learning / G. James, D. Witten, T. Hastie, R. Tibshirani – US: Springer, 2017 – 440 P.
23. Kuhn M. Applied Predictive Modeling / M. Kuhn, K. Johnson – US: Springer, 2018 – 613 P.
24. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс. / С. Хайкин. – Москва: Вильямс, 2019. – 1104 с
25. Осовский C. Нейронные сети для обработки информации / C. Осовский. – Москва: Финансы и статистика, 2002. – 343 с.
26. Шолле Ф. Глубокое Обучение на Python / Ф. Шолле. – СанктПетербург: Библиотека программиста, 2018. – 400 с