

Рис. 4. График, отображающий эффективность проекта

Ситуация в лесохозяйственной отрасли в РФ остается сложной, основные проблемы:

- Незаконная вырубка леса;
- Отсутствие возможности в настоящий момент обеспечить полноценное лесовосстановление из-за критической нехватки саженцев с закрытой корневой системой;
- Качество лесных ресурсов России непрерывно ухудшается;
- При выполнении наших рекомендаций, усилении комплексных методов контроля с использованием информационных технологий и создании сети типовых лесопитомников в регионах, занимающихся лесохозяйственной деятельностью, по нашим расчетам в течении 5 лет позволит вернуться к процессу полноценного лесовосстановления.

Библиографический список

1. <https://rg.ru/2020/10/13/reg-szfo/chto-govoriat-eksperty-o-zaprete-eksporta-neobrabotannoj-drevesiny.html>.
2. https://www.mnr.gov.ru/activity/directions/natsionalnyy_proekt_ekologiya/.
3. <http://rosleshoz.gov.ru/activity/seedfarm/stat?a1a6ba12b47eaf0be9fd460f2b652d40>.

УДК 004.032.26

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ

Титов Артем Денисович, магистр 1 курса института экономики и управления АПК, ФГБОУ ВО РГАУ-МСХА имени К.А. Тимирязева

Научный руководитель: Харитоновна Анна Евгеньевна, доцент, к.э.н., кафедры статистики и кибернетики, института экономики и управления АПК, ФГБОУ ВО РГАУ-МСХА имени К.А. Тимирязева

Аннотация: Изучена специфика и принцип построения сверточных нейронных сетей, рассмотрены основные составляющие сетей. Полученные знания были использованы для построения собственной сети и оценки ее возможностей классификации собак и кошек на изображениях.

Ключевые слова: свертка, нейронные сети, программирование, слои, пулинг.

Любая нейронная сеть состоит из некоторого количества слоев:

1. Входной (рецепторный) слой - цифровая информация, снятая рецепторами из «внешнего» мира. Слой содержит столько элементов, сколько входных параметров.
2. Ассоциативный (скрытый) слой - глубинная структура, способная к запоминанию примеров, нахождению сложных корреляций и нелинейных зависимостей, к построению абстракций и обобщений.
3. Выходной слой - это слой, каждый нейрон которого отвечает за конкретный класс. Выход этого слоя можно интерпретировать как функцию распределения вероятности принадлежности объекта разным классам.

Для сверточных нейросетей, распознающих изображения, на входной слой будут подаваться значения яркости пикселей изображения, а выходной слой будет содержать нейроны, отвечающие за конкретные классы (человек, машина, дерево, дом и т.д.) В процессе обучения в близких к «рецепторам» скрытых слоях начнут «сами собой» появляться нейроны, возбуждающиеся от прямых линий, разного угла наклона, затем реагирующие на углы, квадраты, окружности, примитивные паттерны: чередующиеся полосы, геометрические сетчатые орнаменты. Ближе к выходным слоям - нейроны, реагирующие, например, на глаз, колесо, нос, крыло и т.д.

Сверточные нейронные сети обладают двумя особенностями, операции свертки и пулинга.

Операция свертки позволяет перейти от большого изображения к меньшему. Для этого используется ядро свертки размером от 3x3 до 7x7. Операция свертки выделяет какой-то признак в картинке, например переход от светлого пикселя к темному. После этого мы получаем слой свертки или карту признака.

В ходе этой операции, изображение разбивается на определенное количество пересекающихся фрагментов, после чего каждый фрагмент загружается в НС с одним нюансом: для каждого фрагмента хранятся одинаковые веса нейронной сети, т.е. каждый фрагмент обрабатывается одинаково. Если в каком-либо участке появляется что-то интересное, то он отмечается как интересный.

Результатом свертки является массив, который отражает, какие части исходного изображения самые интересные. Но этот массив все еще довольно большой.

Операция пулинга позволяет сжать изображение или слой свертки по максимальному или среднему значению, при этом группа пикселей (обычно

размера 2×2) уплотняется до одного пикселя. По факту увеличивается область, которую захватывает ядро свертки в два раза. Переходя от маленьких деталей изображения к более крупным.

Получившийся сжатый массив поступает в полносвязный слой, который выступает в качестве полносвязной нейронной сети. В результате обработки информации этим слоем, на выходе нейронная сеть выдвигает вердикт об исходном изображении.

Для обучения и оценки нейронной сети необходимо подготовить базу данных, состоящую из большого количества изображений.

Обучающий набор должен содержать наибольшее количество изображений, поскольку он используется для обучения модели.

После каждой обучающей итерации проверяется состояние модели, вычисляя значение функции потерь на обучающем и валидационном наборах данных.

Точность модели является важной составляющей качества модели, но помимо этого есть более важное понятие – переобучение модели. Это когда НС начинает запоминать изображения тренировочного набора, а не признаки на изображении, что ведет к тому, что точность на тренировочном наборе приближается к 1, а точность на валидационном наборе снижается.

Существует несколько методов избежания переобучения модели:

1. Увеличение обучающего набора данных.
2. Исключение (dropout).

Что касается увеличения набора данных, то его возможно расширить за счет преобразования уже имеющегося путем поворота вокруг оси, отзеркаливания и масштабирования.

Второй способ заключается в том, чтобы каждую итерацию обучения отключать некоторое количество нейронов в слое.

Это основано на том, что нейронная сеть оптимизирует внутренние параметры для минимизации функции потерь. Одна из проблем – то, что при обучении часть нейронов принимают большие значения, а другие маленькие. В результате нейроны с большими весами играют большую роль в процессе обучения, когда нейроны с меньшими весами перестают быть значимыми.

Далее произведем оценку двух нейронных сетей. В первой не использовались методы избежания переобучения, во второй же как искусственно увеличивался объем данных, так и использовалось исключение (Рисунок 1).

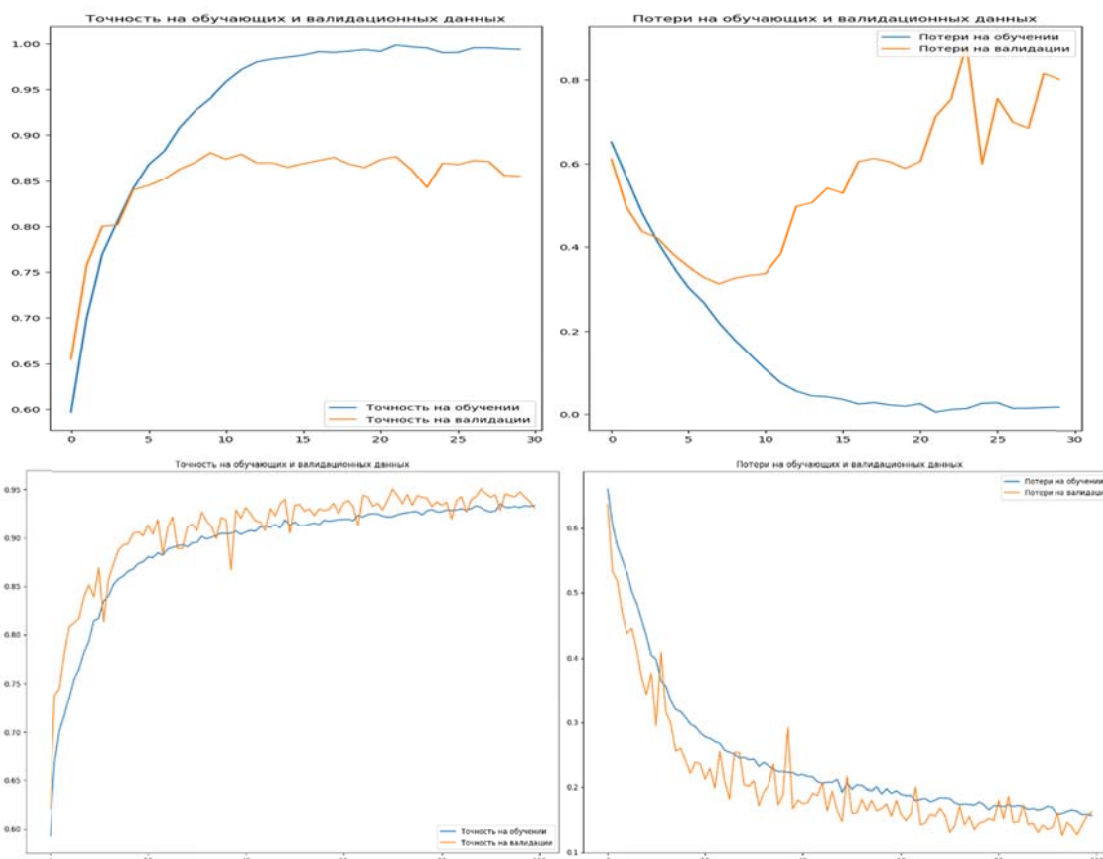


Рис. 5. Ход обучения двух нейронных сетей

В результате можно видеть, что примерно с пятой итерации обучения, нейронная сеть начала переобучаться (графики начинают расходиться) и итоговая точность на тестовых данных составила 86%.

Первая модель обучалась на протяжении 30-ти итераций, когда использование методов избежания переобучения позволило обучить модель при 100 итерациях, при этом ее точность куда выше и по графику видно, что переобучение не настало, а даже есть возможность обучать дальше. Итоговая точность составила примерно 93%.

Библиографический список

1. Машинное обучение. Как обучить сверточные нейронные сети на Python (TensorFlow Eager API) [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.machinelearningmastery.ru/convolutional-neural-networks-an-introduction-tensorflow-eager-api-7e99614a2879/>
2. Хабр. Сообщество IT-специалистов. Погружение в сверточные нейронные сети [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://habr.com/ru/post/456740/>
3. Гафаров Ф.М. Искусственные нейронные сети и их приложения. Учебное пособие / Ф.М. Гафаров, А.Ф. Галимянов // Казань: Изд-во Казан. ун-та, 2018. – 121 с.
4. Pavel Pleskov. Машинное обучение это весело! [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://medium.com/@ppleskov/машинное-обучение-это-весело-часть-3-941a44bc6896>.