Добрый день, уважаемые председатели и члены комиссии. Вашему вниманию представляется выпускная квалификационная работа на тему "учебный комплекс для проектирования и обучения нейронных сетей".

Образовательные учреждения нуждаются в современных учебных комплексах для погружения студентов в процесс работы с нейронными сетями, что часто недоступно через традиционные методы обучения.

В связи с этим были сформулированы цель и задачи, которые представлены на слайде.

Но сперва проведем краткий экскурс в предметную область.

Типичная нейронная сеть состоит из множества нейронов, которые являются обучаемыми параметрами. Данные нейроны перемножаются с входными данными, результаты суммируются и пропускаются через функцию активации.

Далее, переходя к задаче классификации, к выходу нейрона применяется softmax функция и cross entropy функция потерь.

При составлении многослойных сетей, важной идеей является добавление функций активации, распространенными вариантами которой являются ReLU, Sigmoid и Tanh. Они позволяют сделать сеть, которая не выродится в однослойную сеть.

Далее, переходя к концепции сверточных сетей, вводится понятие сверхточного слоя, обучаемыми параметрами которого являются карты признаков V. Таким образом, формула сверточного слоя в срезе одного канала d представлена на слайде, где также можно увидеть графическое представление операции свертки двух каналов в одну признаковою карту.

Переходя к архитектурам нейронных сетей, было рассмотрено 5 видов архитектур, с описанием которых можно ознакомиться в пояснительной записке.

Проведя анализ, были формулированы функциональные требования, представленные в виде диаграммы прецедентов. Так, например, 1. развертывание архитектуры сети должно представлять собой выбор архитектуры из предоставленного набора, построение ее вручную из базовых элементов или загрузку сети из файла. А также, в процессе развертывания можно настраивать параметры слоев. 2. Выбор датасета подразумевает под собой использование заготовленного набора данных или загруженного из файла. Этот кейс включает в себя выбор методов аугментации (т.е. расширения датасета для обеспечения лучшей обобщающей способности модели) и выбор размера пакета для процесса обучения. 3. В управлении обучением сети пользователь, после настройки гиперпараметров обучения (3.1), на выбор запускает модель для обучения (3.2); дообучает сеть (3.3), в случае, например, предварительной загрузки предобученных весов (3.5), а также прерывает обучение (3.4). Завершив процесс, пользователь скачивает веса модели (3.6) для последующего использования. Также стоит упомянуть, что в процессе инициализации и обучения модели в журнал пользователю отображается информация об инициализированных слоях, размерностях пакета и ссылка на проект в системе мониторинга clearml.

Далее был проведен обзор аналогов, по результатам которого, ближе всего по требуемым критериям подходила система Loginom, однако, она ориентирована на анализ данных, в то время как акцент ставится на обучение моделей в учебных целях.

Этот недостаток обуславливает необходимость разработки учебного комплекса.

В качестве стека технологий был выбран набор: dearpygui, Pytorch lightning и система мониторинга clearml. Вся разработка производилась на языке python.

На этапе проектирования была составлена диаграмма последовательностей, представленная на слайде. В ней можно наглядно увидеть, что сперва пользователю нужно выбрать датасет, настроить его параметры и включить необходимые методы аугментации. Далее, пользователь настраивает гиперапаметры обучения, после чего последовательно размещает в рабочей области слои архитектуры и настраивает их параметры. В альтернативном случает, пользователь выбирает заготовленную архитектуру из списка, а в появившемся окне настраивает слои этой архитектуры, после чего отображается модель в свернутом или развернутом виде. После запуска обучения управление передается объекту Pipeline, в котором происходит инициализация датасета, сети и тренировочного класса, с промежуточной обратной связью в журнал пользователя. Установив соединение с системой мониторинга clearml и инициализировав все необходимые объекты, начинается процесс обучения, во время которого вычисленные метрики отправляются в clearml.

Завершая этап проектирования, были составлены макеты интерфейса, представленные на слайде. Логически приложение подразделяется на 5 секторов: левый верхний контейнер – для датасетов, левый нижний – для готовых архитектур, правый верхний – для базовых слоев, левый нижний – для функций активации и центральный представляет собой рабочую область, в которую необходимо перетаскивать из контейнеров элементы. Помимо этого, в макетах показан вывод справочной информации и всплывающего окна для конфигурирования архитектуры.

Переходя к этапу реализации, были составлены диаграммы классов. На слайде представлена диаграмма интерфейсных классов,

Диаграмма ресурсных классов

И диаграмма классов обучения.

Переходя к демонстрированию работы приложения, на данном слайде вы можете увидеть размещение датасета в рабочей области и процесс связывания узлов. Среди методов аугментации данного блока также доступны: RandomCrop, RandomVerticalFlip, RandomHorizontalFlip, AutoAugment.

Далее, здесь продемонстрирован показ справочной информации при наведении на параметр, подробной информации об архитектуре сети, а также вид всплывающего окна при выборе готовой архитектуры для ее конфигурирования. Помимо этого, в системе доступны сохранение и загрузка архитектуры в рабочую область.

На этапе тестирования были обучены все предзагруженные архитектуры. На данном слайде представлена развернутая архитектура GoogLeNet, а также метрики обучения в системе мониторинга ClearML.

Тестирование остальных архитектур представлено в пояснительной записке.

В заключении, был разработан учебный комплекс для проектирования и обучения нейронных сетей. За период обучения было опубликовано 3 статьи, одна из которых написана по теме ВКР. Продолжение работы планируется в рамках магистерской диссертации.

Спасибо за внимание, я готова ответить на ваши вопросы.