



Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова

Факультет вычислительной математики и кибернетики

Кафедра интеллектуальных информационных технологий

Лаборатория компьютерной графики и мультимедиа

Гончаренко Дмитрий Александрович

Алгоритм изменения времени суток на изображении

ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА

Научный руководитель:
К.С. Зипа

Москва, 2019

Аннотация

Алгоритм изменения времени суток на изображении относится к классу задач машинного обучения по *переносу изображений*¹. Данная сфера значительное продвинулась благодаря современным вычислительным возможностям, в частности переносе обучения на графические процессоры, GPU. За последние несколько лет появилось немало исследовательских работ на тему переноса изображений, стилей и колоризации. В данной работе рассматриваются современные подходы к переносу изображений, применимые к задаче изменения времени суток на изображении. Проводится описание нейросетевых моделей, обоснование и выбор метода и сравнительный анализ серии экспериментов обучения.

Abstract

The algorithm of changing the time of the day on images is a subclass of Machine Learning problems of image translation. This area has advanced significantly due to the modern computing capabilities, in particular the training transfer on GPUs. Over the past few years, many research papers have appeared on the subjects of images translation, styles transferring and colorization. This research reveals modern approaches of image translation applicable to problem of changing the time of day on the image. A description of the neural network models, the rationale and choice of method for training, and a comparative quality analysis of a series of training experiments are carried out.

¹ **Перенос изображений** (англ. *image translation*, или *image transferring*) – подвид технологии переноса обучения, позволяющий сохранять и объединять локальные признаки изображений.

Содержание

1 Введение	3
2 Постановка задачи	4
2.1 Цель работы	4
2.2 Решаемые задачи	4
2.3 Формальная постановка задачи	4
3 Обзор существующих методов	5
3.1 Генеративно состязательные сети (GAN)	5
3.2 Автокодировщики (AE)	5
3.3 Вариационные автокодировщики (VAE)	6
3.4 Методы использующие обучение с учителем	7
3.4.1 Условные состязательные сети (cGAN)	7
3.5 Методы использующие обучение без учителя	8
3.5.1 Цикловая согласованность (CC)	9
3.5.2 Состязательные сети с общим скрытым пространством	12
3.6 Выводы	13
4 Архитектура нейронной сети	14
4.1 Домены изображений	14
4.2 Вариационные автокодировщики	14
4.3 Генеративно состязательные сети	15
5 Проведенное исследование	17
5.1 Собранный база изображений	17
5.2 Эксперименты	18
5.2.1 Проведенные эксперименты	18
5.2.2 Экспериментальная оценка	18
5.3 Результаты	18
6 Программная реализация	19
6.1 Инструментарий	19
6.2 Программный код	19
7 Заключение	20
8 Список литературы	21

1 Введение

Математические описания моделей машинного обучения появились еще в середине 20-го века. А первые попытки их практической реализации начались в конце 50х годов. Спустя полвека задачи машинного обучения все также не теряют своей актуальности. Рост числа работ, открытие исследовательских центров внутри компаний и при университетах показывает, что высокий интерес к данной сфере не ограничивается только наукой. За последние 10 лет появилось множество удобных инструментов для построения самых разнообразных моделей обучения, что оказало немалое влияние на развитие *науки о данных*¹.

Стоит отметить, что не последнюю роль здесь сыграли многократно выросшие вычислительные возможности. Это позволило обучать *нейронные сети*² на персональных компьютерах за доли секунды, для чего ранее могли требоваться дни, а то и недели на специализированных вычислительных устройствах.

Перенос обучения является одной из центральных исследовательских задач современного машинного обучения. Данная область направлена на получение некоторой информации об объекте, сохранение и последующее применение этих знаний к другому объекту, связанному с первым. *Перенос изображений*, в свою очередь, является подклассом переноса обучения применяемым на изображениях. В настоящее время переносу изображений уделяется значительное внимание в исследовательских работах [1], а разнообразие сферы применения поистине впечатляющее. Так с помощью переноса изображений можно добиться объединения стилей двух изображений [2], что может использоваться художниками в создании интересных картин и композиций, колоризации³ черно-белых фотографий [3], благодаря чему можно в автоматизированном режиме перекрашивать отфильтрованные монохромные киноленты и фотоснимки, объединение локальных признаков объектов и животных [4], что позволяет создавать несуществующие породы животных и по наброску генерировать текстурированное изображение, увеличение разрешения изображений [6], с помощью чего можно достигать точности, превышающей традиционные алгоритмы билинейной интерполяции.

В данной исследовательской работе рассматриваются и систематизируются современные подходы переноса изображений, применимые к задаче изменения времени суток на изображениях. Проводится обучение подходящего алгоритма на различных наборах тренировочных данных. Моя задача состоит в получении предобученной модели, умеющей из изображений дня синтезировать реалистичные изображения ночи, и наоборот из ночи научиться генерировать максимально правдоподобное изображение дня. Также я провожу сравнительный анализ скорости переноса и качества полученных результатов.

В качестве инструмента был выбран фреймворк PyTorch⁴, так как он разработан в виде библиотеки для языка Python – основного языка современного машинного обучения [18], и зарекомендовал себя мощным и гибким инструментом для исследования и обучения нейронных сетей.

¹ **Наука о данных** (англ. *data science*) – союзокупность процессов и методов направленных на извлечение информации из исследуемых данных.

² **Нейронная сеть** – математическая модель, а также её программное или аппаратное воплощение, построенная по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей – сетей нервных клеток живого организма. Является мощным современным инструментом машинного обучения. Главная особенность – способность обучаться на предоставленных данных, называемых тренировочными. Помимо исследовательских направлений нейронные сети также активно используются в коммерции, например обработка спама на электронной почте или система рекомендаций в интернет-магазинах.

³ **Колоризация** (англ. *colorization*) – преобразование монохромных изображений в цветные.

⁴ **PyTorch** – библиотека машинного обучения, основанная на Torch. Разработана исследовательской группой в Facebook.

2 Постановка задачи

2.1 Цель работы

В науке о данных одну из ключевых ролей играет непосредственный выбор данных, на которых будет обучаться сеть, и которые будут использоваться для валидации качества модели. Перенос изображений не является исключением. Цель работы – получить модель, которая будет уметь переносить изображения между *доменами*¹ дня и ночи и будет способна с высокой точностью решить проблему изменения времени суток на изображениях.

2.2 Решаемые задачи

Проблему изменения времени суток на изображении можно разбить на следующие этапы:

- Исследование существующих методов переноса изображений и анализ решений родственных задач
- Поиск применимых к проблеме тренировочных данных – изображений с различными временем суток
- Классификация тренировочных данных и перенос изображений по доменам
- На основе проведенного исследования и обзора литературы, выбор модели, подходящей для решения поставленной задачи наилучшим образом
- Множественное обучение выбранной модели с различными конфигурациями на наборах данных с помощью библиотеки PyTorch
- Проведение серии экспериментов переноса изображений для получения оценки качества и скорости работы модели

2.3 Формальная постановка задачи

Формально алгоритм изменения времени суток на изображении можно сформулировать следующим образом:

Вход

На вход алгоритму поступают два изображения из различных доменов $x_1 \in X_1$ и $x_2 \in X_2$, где

- X_1 – домен с набором изображений первого типа
- X_2 – домен с набором изображений второго типа

Не ограничивая общности, пусть X_1 содержит изображения дня, а X_2 соответствует ночи.

Выход

Необходимо построить *кросдоменные*² отображения $f_{12}: X_1 \rightarrow X_2$ и $f_{21}: X_2 \rightarrow X_1$.

Реализовать функцию, принимающую на вход изображения из разных доменов x_1, x_2 и возвращающую перенесенные изображения x'_2, x'_1 соответственно:

$$x'_2, x'_1 = \text{CrossDomainTranslator}(x_1, x_2), \text{ где } x'_1 \in X_1, x'_2 \in X_2 \quad (1)$$

¹ Домен – область, множество, содержащее в себе объекты одного типа.

² Кросдоменный перенос (англ. *cross-domain transfer*) – перенос объектов между доменами

3 Обзор существующих методов

Одними из наиболее популярных алгоритмов, на которых базируются решения многих задач переноса изображений, на сегодняшний день являются генеративно состязательные нейронные сети и вариационные автоэнкодеры. В этой главе я исследую подходы решения родственных методов и обосновываю выбор алгоритма для выполнения поставленной задачи.

3.1 Генеративно состязательные сети (GAN)

Генеративно состязательная нейронная сеть (GAN) – комбинация двух нейронных сетей G (генератор) и D (дискриминатор). Генератор подбирает *латентные*¹ параметры для генерации нового объекта. Дискриминатор пытается отличить оригинал от объекта, созданного генератором.

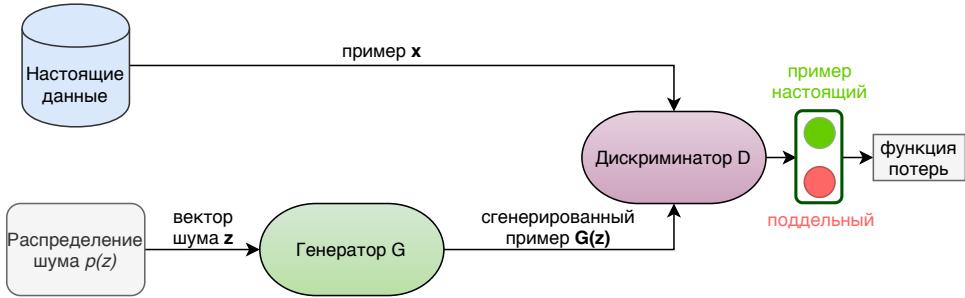


Рис. 1: Схема работы генеративно состязательной сети (GAN)

Формально генератор можно определить как отображение некоторого пространства скрытых параметров \mathcal{Z} , на котором задано априорное распределение $p_z(z)$, в пространство данных \mathcal{X} . Дискриминатор же будет производить отображение \mathcal{X} в отрезок $[0, 1]$ – вероятность того, что пример настоящий. На рис. 1 представлена общая схема работы генеративной сети.

$$\begin{aligned} G: \mathcal{Z} &\rightarrow \mathcal{X} \\ D: \mathcal{X} &\rightarrow [0, 1] \end{aligned} \tag{2}$$

Основной целью генеративно состязательной сети является получение генератором распределения данных p_{gen} , не отличимого дискриминатором от исходного распределения p_{data} . То есть, по сути, заключается в решении задачи оптимизации [14]:

$$\min_G \max_D \mathcal{L}_{\text{GAN}}(D, G), \text{ где} \tag{3}$$

$$\mathcal{L}_{\text{GAN}}(D, G) = \mathbb{E}_{x \sim p_{data}(x)} [\log D(x)] + \mathbb{E}_{z \sim p_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))]$$

3.2 Автокодировщики (AE)

Автоэнкодер (AE) – комбинация двух нейронных сетей: энкодера E (кодировщика) и декодера D (декодировщика). Энкодер получает и преобразует данные в сжатый код скрытого пространства. Декодер же старается из этого кода восстановить объект наиболее близко

¹ **Латентный** здесь и далее, то же что и скрытый

к исходному. Математически можно представить автоэнкодер как отображения пространства входных данных \mathcal{X} в латентное пространство \mathcal{Z} и обратно:

$$\begin{aligned} E: \mathcal{X} &\rightarrow \mathcal{Z} \\ D: \mathcal{Z} &\rightarrow \mathcal{X} \\ x \xrightarrow{E} z \xrightarrow{D} x', \text{ где} \end{aligned} \tag{4}$$

$x \in \mathcal{X}$ – исходное изображение
 $z \in \mathcal{Z}$ – скрытый код
 $x' \in \mathcal{X}$ – восстановленное изображение

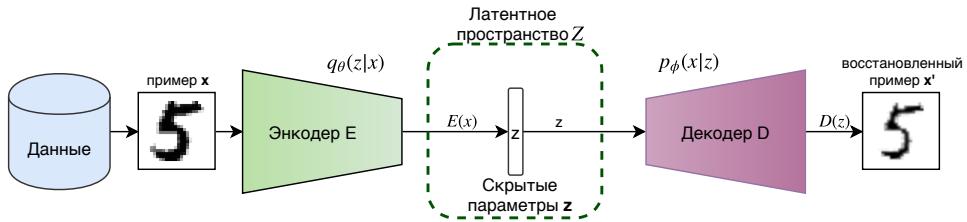


Рис. 2: Схема работы вариационных автоэнкодеров (VAE)

Задача автокодировщика состоит в минимизации разницы между исходным изображением x и восстановленным x' . Для этого вводится функцию потерь \mathcal{L}_{AE} , характеризующая потерю при неправильном принятии решений:

$$\mathcal{L}_{AE}(x, x') = \|x - x'\|^2 \tag{5}$$

Основная проблема автоэнкодеров заключается в том, что скрытое пространство, может не быть непрерывным. Из-за чего не получается произвести интерполяцию, и как следствие, их область применения ограничивается. Этую проблему способны решить вариационные приближения.

3.3 Вариационные автокодировщики (VAE)

Вариационный автоэнкодер (VAE) отличается от автоэнкодера непрерывностью латентного пространства и предположениями накладываемыми на распределение данных. Пусть выбор тренировочных данных x находится в некоторой условной зависимости $p(x|z)$ от переменных скрытого пространства z . Кодировщик на вход получает пример x и выдает вектор размерности $2d$ распределения скрытых переменных z , состоящий из двух векторов размерности d : вектора стандартных отклонений σ и вектора средних значений μ . То есть энкодер представляет собой нейронную сеть с параметрами θ и обучается аппроксимировать апостериорное распределение $q_\theta(z|x)$. Декодировщик тоже является нейронной сетью с параметрами ϕ и старается из вектора размерности $2d$ скрытых переменных z получить объект из вариационного распределения над x : $p_\phi(x|z)$. На рисунке 2 представлена верхнеуровневая схема модели вариационных автоэнкодеров.

Задачей вариационных автоэнкодеров является задача оптимизации (6). Необходимо так подобрать параметры θ в $q_\theta(z|x)$, чтобы максимально точно приблизить $p(z|x)$:

$$\arg \min_{\theta} \mathbb{KL}(q_\theta(z|x) \| p(z|x)), \text{ где} \tag{6}$$

$$\mathbb{KL}(q_\theta(z|x) \| p(z|x)) = \mathbb{E}_q [\log q_\theta(z|x)] - \mathbb{E}_q [\log p(z|x)] + \log p(x)$$

\mathbb{KL} – расстояние Кульбака-Лейблера - мера удаленности двух распределений.

Так или иначе, методы реализующие перенос изображений опираются на состязательные сети GAN, VAE или их модификации. Рассмотрим следующие алгоритмы с позиции решения предложенной задачи изменения времени суток на изображении. Будем рассматривать, уже введенные в формальном определении, домены изображений X_1 и X_2 , соответствующие разному времени суток (глава 2.3).

Пусть изображения $x_1, x_2 : x_1 \in X_1, x_2 \in X_2$

3.4 Методы использующие обучение с учителем

Обучение с учителем (англ. *supervised learning*) – способ машинного обучения, в ходе которого входные данные соотносятся с выходными до начала обучения. Обучение происходит на заготовленных парах объектов (x_1, x_2) , называемыми "стимул-реакция", которые находятся в доменах в некотором совместном распределении $P_{X_1, X_2}(x_1, x_2)$ ¹. Задача метода – построить функцию внутренней зависимости между примерами, которая затем будет отображать входные изображения желаемым образом.

Успешными примерами применения этого способа для решения задач переноса изображения можно считать эти работы [5, 10].

3.4.1 Условные состязательные сети (cGAN)

Метод представленный на международной конференции компьютерного зрения (CVPR) в 2017 году исследовательской группой из университета Беркли под именем pix2pix [5] использует для переноса изображений обучение с учителем и условные генеративно состязательные нейронные сети.

Условные GAN являются модификацией над стандартными GAN. От обычных генеративных сетей (3), cGAN отличаются добавочным вектором информации y для генератора $G(z|y)$ и дискриминатора $D(X|y)$. Вектор y может содержать любую уточняющую информацию, например он может содержать метки объектов на изображении, в случае с pix2pix, y – это добавочное входное изображение, видимое генератору и дискриминатору.



Рис. 3: Схема работы условно генеративно состязательной сети (cGAN)
 x – настоящее изображение ночи, соответствующее y

Выше на рис. 3 приведена общая схема работы cGAN в модели pix2pix. В качестве функции потерь была взята соовокупность двух функций потерь: генеративной сети (3) в случае с

¹ **Совместное распределение** – это распределение совместных исходов образованных из нескольких случайных величин.

cGAN и \mathcal{L}_1 . Сеть решает следующую задачу оптимизации:

$$\arg \min_G \max_D \left(\mathcal{L}_{\text{cGAN}}(D, G) + \lambda \mathcal{L}_1(G) \right), \text{ где} \quad (7)$$

$$\mathcal{L}_{\text{cGAN}}(D, G) = \mathbb{E}_x [\log D(x)] + \mathbb{E}_{y,z} [\log(1 - D(G(z, y)))] , \mathcal{L}_1(G) = \sum_{i=1}^n (x - G(z, y))^2$$

λ – параметр, контролирующий вклад \mathcal{L}_1 . При $\lambda = 0$ получаются более четкие изображения, но подверженные артефактам, при больших значениях параметра, будут получаться менее четкие, размытые изображения, но с визуально уменьшенным количеством артефактов [5]. Модель обучалась на датасете¹ [22] парных фотографиях (с одинаковых ракурсов) сделанных с уличных вебкамер в разрешении 256x256px в разное время суток. После проведения серии экспериментов стало ясно, что на данных, немного отличных от обучающей выборки, точность модели падает, появляются артефакты и размытости, поэтому данный метод в своей задаче использовать не получится.



Рис. 4: Результаты работы pix2pix (день в ночь)
 (а) успешная работа метода (б) артефакты на нестандартных примерах

Результаты работы программы изображены на рис. 4. Как можно видеть 4 а), метод генерирует довольно неплохие результаты на примерах близких к обучающим, но сильно деградирует на нестандартных изображениях, отличных от тренировочной выборки 4 б).

Существенной проблемой методов, использующих обучение с учителем, является необходимость хранить объекты доменов по парам. Это сказывается на сложности поиска и сбора тренировочных данных для применения их на практике. С другой стороны, методы без учителя, лишены этого недостатка, и данные можно получать фактически "из воздуха".

3.5 Методы использующие обучение без учителя

Обучение без учителя (англ. *unsupervised learning*) – совокупность задач машинного обучения, решаемых на неразмеченных данных. В отличие от обучения с учителем, где тренировочные данные находятся в совместном распределении $P_{X_1, X_2}(x_1, x_2)$, в методах без вмешательства учителя требуется найти априорное распределение, выбирая данные (x_1, x_2) из доменов с частным распределением $P_{X_1}(x_1)$ и $P_{X_2}(x_2)$ ².

¹ Датасет (англ. *dataset*) – то же, что и набор данных

² Частное распределение – это распределение вероятности компонент некоторого множества, без зависимости между компонентами.

Метод обучения без учителя значительно упрощает сбор тренировочных данных, так как для обучения не требуются парные объекты. К минусам можно отнести, что этот подход требует большего числа обучающих изображений для получения реалистичных результатов, чем методы с учителем. К наиболее интересным работам, использующим этот подход, можно отнести [4, 7, 9].

3.5.1 Цикловая согласованность (CC)

Введем новое понятие, которое будет использоваться в алгоритмах обучения без учителя. **Цикловая согласованность** (также **круговая**, англ. *cycle-consistency*) означает, что если изображение перенести между доменами и обратно, то должно получиться исходное изображение. Более формально: пусть заданы биективные отображения $G : X \rightarrow Y$ и $F : Y \rightarrow X$ где X, Y – различные домены, тогда если изображение $x \in X$ отображается в $G(x) = y \in Y$, то изображение y отображается обратно в $F(y) = x$. Ниже на рис. 5 изображена схема цикловой согласованности:

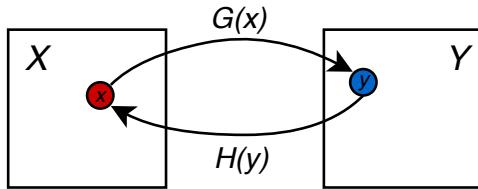


Рис. 5: Схема круговой согласованности для двух доменов X и Y
 x – изображение домена X , y – изображение домена Y

Математически, можно сформулировать цикловую согласованность для случая двух доменов, формально введенного выше, в виде задачи минимизации следующей функции:

$$\mathcal{L}_{\text{CC}}(G, F) = \mathbb{E}_x [\|F(G(x)) - x\|] + \mathbb{E}_y [\|G(F(y)) - y\|] \quad (8)$$

Данный способ и его модификации используют многие методы в задачах обучения без учителя. Определенных успехов добились в этих работах [4, 7, 9]. Рассмотрим наиболее известные алгоритмы последних лет, в которых решаются задачи переноса изображения без учителя и которые можно применить к задаче дня и ночи.

Состязательные сети с цикловой согласованностью Исследовательская группа при университете Беркли, предложившая метод переноса с учителем pix2pix [5] (глава 3.4.1), признала, что для многих задач переноса изображений парное обучение будет неприменимым. Авторы представили новый метод, основанный на генеративно-состязательных сетях с цикловой согласованностью и на обучении без учителя [4], написанный на языке Lua с использованием Torch. Новый метод, получивший название CycleGAN, быстро обрел свою популярность, появилось множество его модификаций и реализаций в том числе и с использованием PyTorch.

В основу метода лег все тот же pix2pix с его условными состязательными сетями, см. подробнее в главе 3.4.1, с тем отличием, что теперь тренировочная выборка была без заранее сформированных пар. Также в работе используется круговая согласованность генеративной сети, то есть модель обучается, не только переносить объекты между доменами, но и восстанавливать исходные изображения обратным переносом.

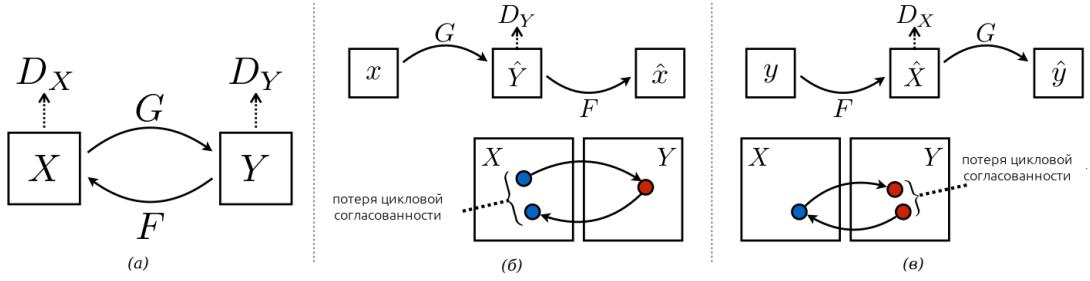


Рис. 6: Схема цикловой согласованности состязательных сетей CycleGAN

(а) модель состоит из двух отображений $G : X \rightarrow Y$ и $F : Y \rightarrow X$, и двух состязательных дискриминаторов D_Y и D_X , для регулирования переноса используются (б) прямая цикловая согласованность: $x \rightarrow G(x) \rightarrow F(G(x)) \approx x$, и (в) обратная: $y \rightarrow F(y) \rightarrow G(F(y)) \approx y$

В модели используются две состязательные сети:

- дискриминатор D_X , отличающий изображения $\{x\}, x \in X$ от перенесенных $\{F(y)\}$
- дискриминатор D_Y , отличающий изображения $\{y\}, y \in Y$ от перенесенных $\{G(x)\}$

D_X заставляет генератор G переносить изображения из X в изображения неотличимые от домена Y , аналогично D_Y поощряет F синтезировать изображения близкие к X . Авторы ввели функции потерь цикловой согласованности \mathcal{L}_{CC} (8) и две функции состязательных потерь \mathcal{L}_{GAN_X} и \mathcal{L}_{GAN_Y} (3). Получилась следующая задача оптимизации:

$$\arg \min_{G,F} \max_{D_X,D_Y} \mathcal{L}_{GAN_X}(D_X, F, Y, X) + \mathcal{L}_{GAN_Y}(D_Y, G, X, Y) + \lambda \mathcal{L}_{CC}(G, F) \quad (9)$$

Круговая согласованность генеративных сетей модели схематически изображена на рис. 6.

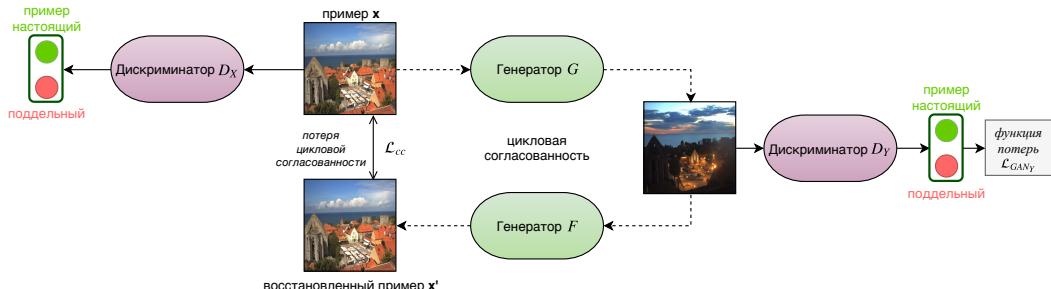


Рис. 7: Схема верхнеуровневой архитектуры CycleGAN (день в ночь)¹

Выше, на рис. 7, представлена верхнеуровневая логика реализуемой системы без учителя для случая изменения времени суток со дня на ночь.

Архитектура CycleGAN представляет собой глубокую сверточную нейронную сеть, основанную на остаточной сети ResNet [16]. Сеть поддерживает два режима обучения в зависимости от разрешения изображений обучающей выборки. В случае 128x128px и ниже используется 6 остаточных блоков ResNet, а в случаях 256x256px и выше их количество увеличивается до 9. Архитектуру генератора можно разбить на три части: сверточную, трансформирующую и декодирующую. Сверточная часть состоит из трех сверточных слоев, уменьшающих исходное изображение в 4 раза, трансформирующая часть содержит 6 или 9 остаточных блоков, в зависимости от параметров сети, требующаяся для объединения

¹ для случая ночь в день, необходимо сменить местами генераторы и дискриминаторы, и по аналогии

и наложения признаков изображения, последняя часть состоит из двух обратных сверточных слоев, необходимы для возвращения матрицы изображения к исходной размерности, и одного выходного слоя, преобразующего матрицу в RGB изображение.

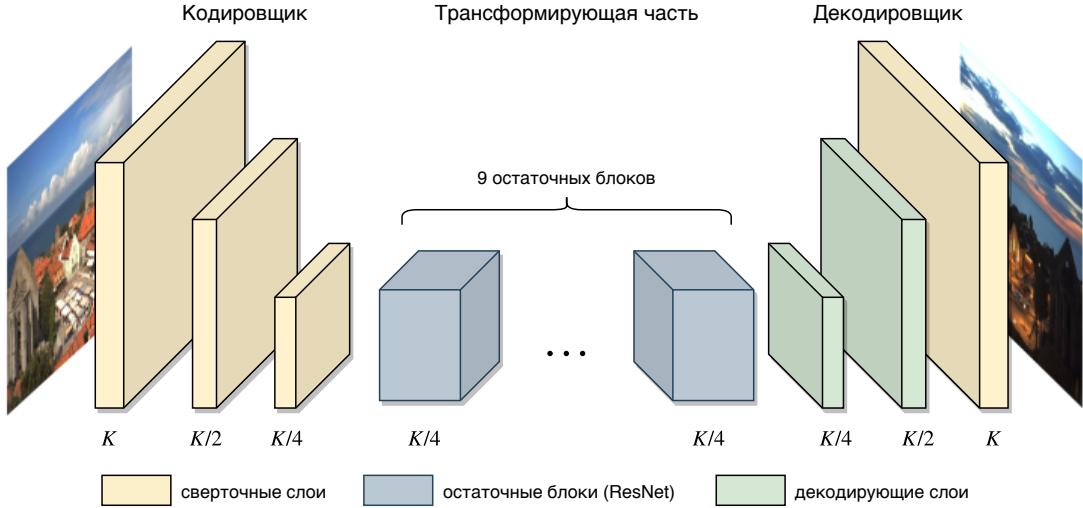


Рис. 8: Архитектура генератора CycleGAN
Каждый слой завершается instance-нормализацией и слоем ReLU.
 K – исходный размер изображения

Благодаря сверточной структуре генератора, применить обученную сеть можно к изображению любого разрешения. На схеме рис. 8 представлена схема сверточной сети генератора. В качестве архитектурного решения для дискриминатора был выбран тот же PatchGAN (см. подробнее на рис. 9), уже показавший неплохие результаты в pix2pix [5]. PatchGAN – это дискриминатор генеративно-состязательной сети, получающий на вход наложенные друг на друга части исходного изображения, „патчи”. Результатом работы такого дискриминатора является матрица вероятностей, каждый элемент которой хранит вероятность того, что соответствующий „патч” настоящий.

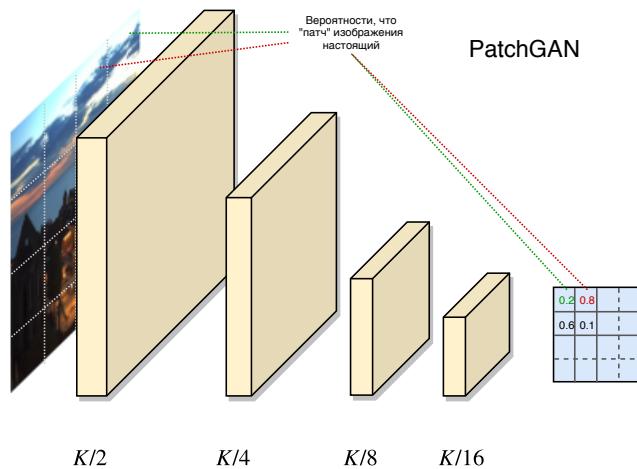


Рис. 9: Архитектура дискриминатора PatchGAN
(каждый слой завершается instance-нормализацией и слоем ReLU)

На вход подаются разбитое изображение в масштабе 70x70px – на выходе имеем матрицу вероятостей, что каждый отдельный кусок является настоящим

Результаты работы CycleGAN превосходят по качеству все методы обучения без учителя, выходившие до этого и почти достигают по точности методы парного обучения. На сегодняшний день, эта работа показывает один из самых достойных результатов переноса изображений без учителя. При всех достоинствах алгоритма, задачи требующие существенных геометрических изменений на изображениях, например перенос кошки в собаку, зачастую терпят неудачу и требуют внесения ряда изменений [4].

У сети появилось и продолжает появляться множество конкурентов [7, 9, 10, 12]. Одним из первых успешных алгоритмов без учителя и прямым конкурентом CycleGAN, можно считать вот эту работу исследователей из NVIDIA [7]. Модель, названная UNIT¹, основана на архитектуре схожей с [4], но выполняет ряд дополнительных предположений о распределении данных, а также включает в себя вариационные автоэнкодеры, см. главу 3.3, что позволяет разрешить проблемы искажений при геометрических преобразованиях у CycleGAN.

Взаимосвязанные состязательные сети (coGAN) Взаимосвязанные генеративно состязательные сети представляют собой надстройку над обычными состязательными сетями [13]. CoGAN состоят из объединения двух сетей GAN, каждая сеть относится к своему домену. Взаимосвязанные сети позволяют решать задачи поиска совместного распределения на непарных данных, что позволяет производить обучение на наборах данных без какой-либо заранее сформированной связи между объектами. Основной идеей coGAN является связь первых слоев генераторов G_1 и G_2 , отвечающими за декодирование верхнеуровневой семантики, и обмен весами между ними, аналогично связаны последние слои у дискриминаторов D_1 и D_2 , отвечающие за кодирование верхнеуровневой семантики. На данном подходе основываются генеративные сети в UNIT [7].

3.5.2 Состязательные сети с общим скрытым пространством

Создатели UNIT в своей работе используют связку VAE-GAN, что позволяет добиться реалистичности при непарном переносе изображений. Состязательные сети в модели основаны на взаимосвязанных GAN (coGAN), с обменом параметрами весов между первыми слоями генераторов G_1 и G_2 , см. главу 3.5.1. По этой же логике связаны последние высокоуровневые слои кодировщиков E_1 и E_2 .

Авторы вводят понятие общего скрытого пространства \mathcal{Z} , как гипотетического пространства скрытых переменных $\{z\}$, являющегося общим для каждого из доменов изображений. Формализовать эту теорию можно математически. Пусть у двух доменов изображений X_1 и X_2 , между которыми планируется перенос, задано общее скрытое пространство \mathcal{Z} . Пусть для каждого $x_1 \in X_1, x_2 \in X_2$ существует общий латентный код z_{12} в пространстве \mathcal{Z} . Тогда существуют такие функции, что выполняются следующие соотношения:

$$\begin{aligned} E_1(x_1) &= E_2(x_2) = z \\ G_1(z) &= x_1 \\ G_2(z) &= x_2 \end{aligned} \tag{10}$$

А весь процесс переноса изображений между доменами X_1 и X_2 , можно представить в виде композиции функции $F_{1 \rightarrow 2}(x_1) = G_2(E_1(x_1)) = x_2$, и обратно $F_{2 \rightarrow 1}(x_2) = G_1(E_2(x_2)) = x_1$.

Схематически работа связанных VAE-GAN состязательных сетей с общим латентным пространством для двух доменов изображена на рис. 10.

¹ UNIT (расп. англ. *UNsupervised Image-to-Image Translationns*)

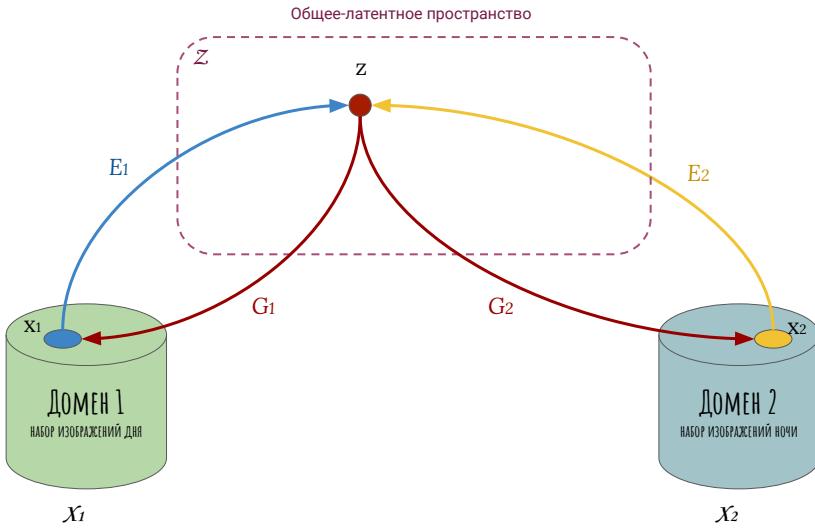


Рис. 10: Схема работы VAE-GAN состязательных сетей с общим скрытым пространством z – код в скрытом пространстве Z , x_1 – пример дня из домена X_1 , x_2 – пример ночи из домена X_2 , E_1 – энкодер сети для домена X_1 , E_2 – энкодер сети для домена X_2 , G_1 – генератор, синтезирующий изображения дня из скрытого представления, G_2 – генератор, создающий изображения ночи из скрытого представления.

Можно заметить, что предположение об общем скрытом пространстве одновременно подразумевает цикловую согласованность, глава 3.5.1.

3.6 Выводы

Подводя итог, после рассмотрения различных методов по переносу изображений, стало ясно, что для задачи изменения времени суток на изображении подойдут алгоритмы обучения без учителя, поскольку обучение по парам, хоть и дает хорошие результаты, но из-за сложностей в сборе тренировочных данных, проигрывает непарным методам по числу задач, в которых оно применимо. Обучение без учителя же позволяет с легкостью собирать данные и находить зависимости между доменами, после чего синтезировать изображения на основе этой зависимости. Поэтому область применения таких методов намного шире, чем в моделях с учителем.

После исследования алгоритмов, я определил, что наиболее удачными являются методы основанные на GAN с круговой согласованностью [4, CycleGAN] и [7, UNIT]. Они используют схожие архитектуры и получают близкие результаты [11], но UNIT обладает более сложной структурой из 6 связанных сверточных нейросетей: вариационных автокодировщиков и взаимосвязанных состязательных сетей, что в перспективе дает более гибкую настройку и пространство для маневров и расширений, поэтому в моей работе основной моделью выступает именно UNIT.

Исходя из изучения методов без учителя, для реализации поставленной задачи потребуются собрать значительную базу изображений различных времен суток. Авторы просмотренных мной работ не предоставляют доступы к внутренним датасетам лабораторий для моей задачи, поэтому под сбор данных я отвел отдельную подзадачу и подробнее о ее результатах расскажу в разделе 5.1.

4 Архитектура нейронной сети

В качестве архитектурного решения в работе используется сверточная нейронная сеть, состоящая из двух взаимосвязанных генеративно состязательных сетей (coGAN, глава 3.5.1) и двух связных вариационных автоэнкодеров (VAE, глава 3.3). Данный подход был предложен в статье [7] и основан на предположении об общем скрытом пространстве переменных двух доменов, которое было описано в разделе 3.5.2.

4.1 Домены изображений

Модель подразумевает обучение без учителя на непарных данных, то есть на наборах классифицированных изображениях, не имеющих заранее установленных связей и меток. В архитектуре заложено использование двух доменов, поэтому для решения необходимо тренировочные данные распределить между доменами. Подробнее сбор и классификация данных будут описаны в разделе 5.1. Сейчас остановимся на архитектурном решении загрузки и манипуляции изображениями в сети.

Для двух различных доменов X_1 и X_2 настроены загрузчики данных, выполняющие загрузку, преобразование и отправку изображений в модель. Для аугментации данных¹ в загрузчике используются композиция трех видов преобразований входных изображений:

1. Изменение размера (resize) – уменьшение или увеличение разрешения изображения
2. Обрезка (crop) – обрезание входного изображения в произвольном месте
3. Отражение (flip) – для тренировочных данных выполняется отражение

Далее преобразованные данныечитывают кодировщики E_1 и E_2 .

4.2 Вариационные автокодировщики

В сети используются вариационные автокодировщики (VAE), их описание уже было проведено в разделе 3.3. В ахитектуре модели используется два таких автокодировщика для каждого из доменов. VAE состоят из связанных кодировщиков E_1 и E_2 , и двух связных генераторов G_1 и G_2 . Первому домену соответствует автокодировщик $\{E_1, G_1\}$, второму – $\{E_2, G_2\}$. Каждый энкодер получает на вход очередное изображения своего домена, сворачивает их в общий скрытый код z . Последние высокоуровневые слои E_1 и E_2 связаны и обмениваются параметрами весов, что дает прирост в точности [13]. Декодеры, они же генераторы, переносят изображение между доменами X_1 и X_2 (11) и восстанавливают исходное изображение из скрытого представления (12):

$$\begin{aligned} G_1(z_2 \sim q_2(z_2|x_2)) &= \tilde{x}_2^{2 \rightarrow 1} \\ G_2(z_1 \sim q_1(z_1|x_1)) &= \tilde{x}_1^{1 \rightarrow 2} \end{aligned} \tag{11}$$

$$\begin{aligned} G_1(z_1 \sim q_1(z_1|x_1)) &= \tilde{x}_1^{1 \rightarrow 1} \\ G_2(z_2 \sim q_2(z_2|x_2)) &= \tilde{x}_2^{2 \rightarrow 2} \end{aligned} \tag{12}$$

Здесь $z_1 \sim q_1(z_1|x_1)$ произвольное возмущение от скрытого представления z с распределением Гаусса и единичной дисперсией $q_1(z_1|x_1) \equiv \mathcal{N}(z_1|E_1(x_1), I)$, аналогично z_2 получается из z с распределением $q_2(z_2|x_2) \equiv \mathcal{N}(z_2|E_2(x_2), I)$.

¹ **Аугментация данных** (англ. *augmentation*) – увеличение общего числа данных, посредством преобразований над исходными данными

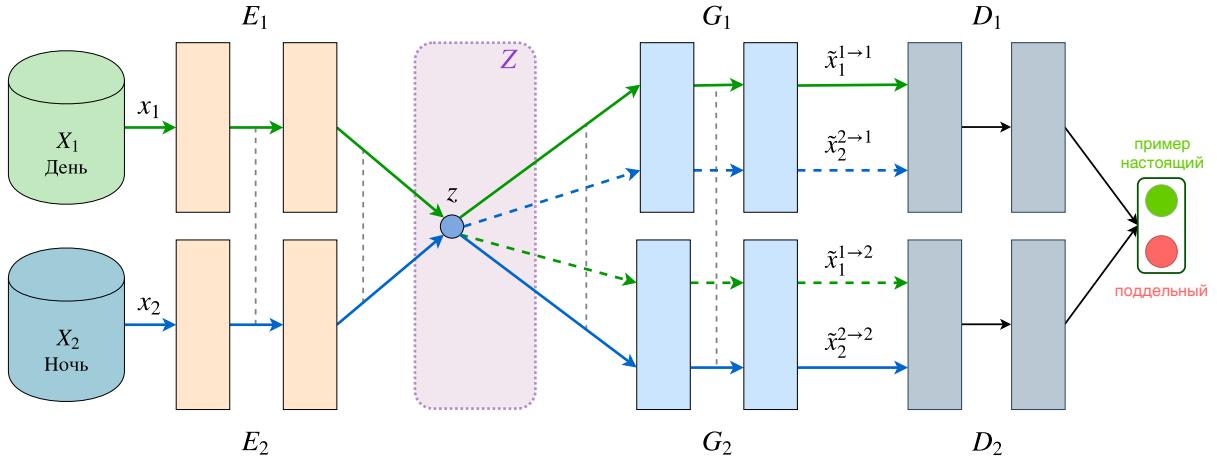


Рис. 11: Схема используемой в работе сверточной нейронной сети

Кодировщики E_1, E_2 преобразуют изображения в скрытый представление z , генераторы G_1, G_2 восстанавливают изображения $\tilde{x}_1^{1\rightarrow 1}, \tilde{x}_2^{2\rightarrow 2}$ (пунктирные стрелки) и генерируют изображения в противоположные домены $\tilde{x}_1^{1\rightarrow 2}, \tilde{x}_2^{2\rightarrow 1}$ (сплошные стрелки) из скрытого представления, дискриминаторы D_1, D_2 отвечают за реалистичность и отличают настоящие изображения от сгенерированных. Пунктирными серыми линиями отражены связи между последними слоями кодировщиков и первыми слоями генераторов, отвечающими за извлечение верхнеуровневой информации.

Полная схема работы нейронной сети, используемой в работе, представлена на рис. 12. Целью обучения VAE является минимизация следующих функций потерь (13):

$$\begin{aligned}\mathcal{L}_{\text{VAE}_1}(E_1, G_1) &= \lambda_1 \mathbb{KL}(q_1(z_1|x_1) \| p_\eta(z)) - \lambda_2 \mathbb{E}_{z_1 \sim q_1(z_1|x_1)} [\log p_{G_1}(x_1|z_1)] \\ \mathcal{L}_{\text{VAE}_2}(E_2, G_2) &= \lambda_1 \mathbb{KL}(q_2(z_2|x_2) \| p_\eta(z)) - \lambda_2 \mathbb{E}_{z_2 \sim q_2(z_2|x_2)} [\log p_{G_2}(x_2|z_2)], \text{ где}\end{aligned}\quad (13)$$

параметры λ_1 и λ_2 контролируют вклад соответствующих членов.

4.3 Генеративно состязательные сети

Помимо вариационных автоэнкодеров в модели используются связанная пара генеративно-состязательных сетей GAN. Первый GAN состоит из генератора G_1 и дискриминатора D_1 , вторая состязательная сеть – из G_2 и D_2 . Генераторы уже были описаны в предыдущем подпункте. Дискриминаторы на вход получают настоящее изображение из соответствующего домена и созданное генератором, и возвращают вероятности того, что изображения настоящие. Функции потерь состязательных сетей можно записать в виде:

$$\begin{aligned}\mathcal{L}_{\text{GAN}_1}(E_2, G_1, D_1) &= \lambda_0 \mathbb{E}_{x_1 \sim P_{\mathcal{X}_1}} [\log D_1(x_1)] + \lambda_0 \mathbb{E}_{z_2 \sim q_2(z_2|x_2)} [\log(1 - D_1(G_1(z_2)))] \\ \mathcal{L}_{\text{GAN}_2}(E_1, G_2, D_2) &= \lambda_0 \mathbb{E}_{x_2 \sim P_{\mathcal{X}_2}} [\log D_2(x_2)] + \lambda_0 \mathbb{E}_{z_1 \sim q_1(z_1|x_1)} [\log(1 - D_2(G_2(z_1)))] , \text{ где}\end{aligned}\quad (14)$$

гиперпараметр λ_0 отвечает за вклад соответствующих членов.

Таким образом, архитектура сети состоит из двух кодировщиков, двух генераторов и двух состязательных дискриминаторов. Модель решает сразу несколько подзадач и обучает одновременно несколько подсетей, но ключевой целью является оптимизация минимаксной задачи:

$$\begin{aligned}\min_{E_1, E_2, G_1, G_2} \max_{D_1, D_2} & \mathcal{L}_{\text{VAE}_1}(E_1, G_1) + \mathcal{L}_{\text{GAN}_1}(E_2, G_1, D_1) + \mathcal{L}_{\text{CC}_1}(E_1, G_1, E_2, G_2) + \\ & \mathcal{L}_{\text{VAE}_2}(E_2, G_2) + \mathcal{L}_{\text{GAN}_2}(E_1, G_2, D_2) + \mathcal{L}_{\text{CC}_2}(E_2, G_2, E_1, G_1), \text{ где}\end{aligned}\quad (15)$$

функции потерь $\mathcal{L}_{\text{VAE}} = (13)$ и $\mathcal{L}_{\text{GAN}} = (14)$, а потеря круговой согласованности \mathcal{L}_{CC} получается из функции:

$$\begin{aligned}\mathcal{L}_{\text{CC}_1}(E_1, G_1, E_2, G_2) &= \lambda_3 \mathbb{KL}(q_1(z_1|x_1)\|p_\eta(z)) + \lambda_3 \mathbb{KL}(q_2(z_2|x_1^{1 \rightarrow 2}))\|p_\eta(z)) - \\ &\quad \lambda_4 \mathbb{E}_{z_2 \sim q_2(z_2|x_1^{1 \rightarrow 2})} [\log p_{G_1}(x_1|z_2)] \\ \mathcal{L}_{\text{CC}_2}(E_2, G_2, E_1, G_1) &= \lambda_3 \mathbb{KL}(q_2(z_2|x_2)\|p_\eta(z)) + \lambda_3 \mathbb{KL}(q_1(z_1|x_2^{2 \rightarrow 1}))\|p_\eta(z)) - \\ &\quad \lambda_4 \mathbb{E}_{z_1 \sim q_1(z_1|x_2^{2 \rightarrow 1})} [\log p_{G_2}(x_2|z_1)].\end{aligned}\tag{16}$$

гиперпараметры λ_3 и λ_4 управляют вкладом соответствующих компонент.

Сети	E_1, G_1	E_1, G_2	G_1, D_1	E_1, G_1, D_1	G_1, G_2, D_1, D_2
Роли	VAE для X_1	Перенос $X_1 \rightarrow X_2$	GAN для X_1	VAE-GAN	CoGAN [13]

Таблица 1: Роли подсетей в используемой модели

В таблице 1 представлены роли подсетей используемой модели.

Для выделения признаков на изображениях, в моей работе используется глубокую сверточную сеть VGG16 [17].

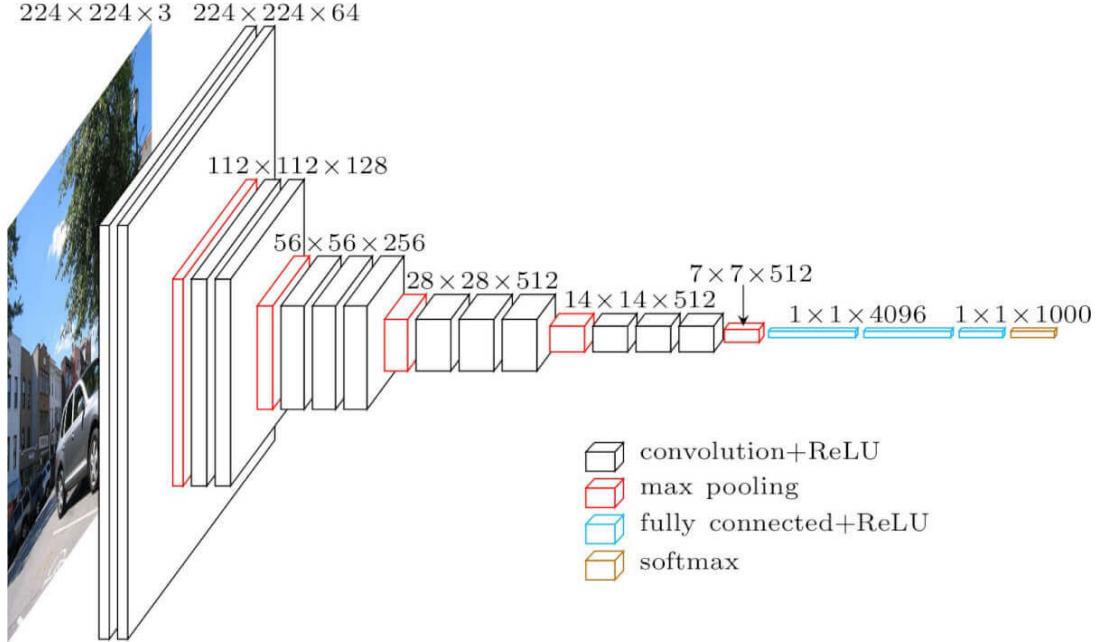


Рис. 12: Модель глубокой сверточной сети VGG16

VGG16 – это сеть нового поколения, построенная как усовершенствованная версия AlexNet [15]. VGG сопоставимая по точности с ResNet, но в обучении без учителя обладает большей стабильностью [9]. Также проводилась серия обучений без использования VGG16 и показано, какой ощутимый прирост в качестве дает предобученная модель.

5 Проведенное исследование

5.1 Собранная база изображений

Обучение без учителя глубоких сверточных сетей требуют большого объема тренировочных данных. Количество изображений, для получения достойных результатов, может варьироваться от нескольких сотен до десятков тысяч и больше. Во многих разобранных мной статьях, авторы, помимо описания алгоритма и демонстрации результатов, дают возможность провести самостоятельное обучение на предложенных датасетах или воспользоваться предобученными моделями. К сожалению, авторами не было предоставлено публичных наборов данных или предобученных моделей на тему изменения времени суток. Поэтому в своем исследовании, я выделил сбор требуемых данных и оценку их презентативности в отдельную подзадачу.

Возникшие трудности

После исследования области, оказалось, что основная проблема, заключается не в поиске данных, а в их разметке. Многие датасеты поставляются или с бесполезной для решения моей задачи разметкой, или в принципе без нее. Из всех найденных мной датасетов, которые теоретически возможно применить к поставленной задаче, самыми крупными и в наилучшем качестве, были наборы фотографий с автомобильных видеорегистраторов. Наиболее подходящие датасеты, которые я обнаружил:

1. NEXET [19] – набор из 50тыс. разнообразных дорожных размеченных изображений дня, ночи и сумерек. Данные расположены в одной директории, метки хранятся в .csv файле.
2. BDD100K [20] – набор из 100тыс. разнообразных дорожных изображений, изображения разбиты на тестовую и тренировочную выборки в соотношении 2:7, размечены только тренировочные данные, метки хранятся в .json файле.
3. Alderley DayNight [21] – набор из 15тыс. пар дорожных изображений, предоставлены в виде двух доменов: дня и ночи.
4. Night2Day Paired [22] – набор из 17тыс. пар изображений с веб-камер в низком разрешении, предоставлены в виде соединения.

Из датасетов выше: [21, 22] содержат недостаточное число изображений в низком разрешении для переноса обучения на другие данные. Alderley представляет собой кадры снятые только в одном месте – в пригороде Олдерли, Квинсленд. Night2Day содержат всего 101 уникальную пару и применяются в этой работе обучения с учителем [5], рис. 4. Такие данные больше подходят для парного обучения с учителем, в своей же работе я использую методы без учителя, поэтому мой выбор пал на два наиболее качественных датасета: NEXET и BDD100K. Датасеты содержат большое число изображений в высоком разрешении 720p с различной погодой и отснятых в разных городах, и отлично подходят для обучения выбранной нейронной сети.

Классификация изображений

Набор данных NEXET поставляется с файлом меток train.csv с тремя типами меток (день, ночь, сумерки), но как оказалось многие из них не соответствуют действительности, см.

рис 13. Изображения размечались в рамках соревнования [19], поэтому в наборе присутствуют спорные данные, неприменимые в обучении, так например целая метка "Сумерки" не представляет ценности, так как на ней могут быть как и яркие изображения, так и темные. Также никак не выделяются фотографии снятые в подземных парковках, туннелях и гаражах. Датасет BDD100K имеет более гибкие метки: ночь, день, рассвет/сумерки и неопределенность, в местах где нет однозначного ответа.



(a) метки ночи

(b) метки дня

Рис. 13: Пример ошибочного сопоставления меток NEXET

(а) – примеры изображения с выставленными метками ночи, (б) – примеры изображения с выставленными метками дня, помимо явно ошибочных изображений, также присутствуют спорные (верхнее левое, (б)), например, изображения на подземных парковках и туннелях

Ошибочные данные были отделены от тренировочных до начала обучения. Подробнее о том, как проводился поиск и разметка изображений описано в практическом разделе 6.

Распределение собранных данных на домены

В своей работе я использовал несколько различных стратегий разбиения данных. Всего в сети используется 4 домена: два тренировочных и два тестовых. Обучение проходило на изображениях из датасета NEXET [19], с распределением тренировочных и тестовых примеров в соотношении 9:1 и 1:1. Проводилась искусственная аугментация данных: повороты, обрезания и изменения размера, о чем уже упоминалось в разделе 4. Помимо этого, обучение проводилось на размеченных данных, без отделения от ошибочных и на союзокупности с датасетом BDD100K [20], после чего выполнялось сравнение полученных результатов.

5.2 Эксперименты

5.2.1 Проведенные эксперименты

5.2.2 Экспериментальная оценка

5.3 Результаты

6 Программная реализация

6.1 Инструментарий

В работе использованы различные средства для проведения вычислений и обучения. Большая часть экспериментов была поставлена на графических картах лаборатории: NVIDIA GTX 1080 Ti, но также вычисления проводились на сервере Google Colaboratory с помощью Tesla K80 [23] и на видеокарте NVIDIA RTX 2080. В качестве языка реализации был выбран Python 3.6. Все тесты проводились в виртуальных Docker контейнерах с предустановленной операционной системой семейства Linux, Ubuntu 18.04.

Экспериментальная оценка была выполнена в интерактивной оболочке Jupyter Notebook, часть анализа работы алгоритма проводилась с помощью TensorBoard – инструмента визуализации обучения нейронных сетей.

6.2 Программный код

Всего было написано 7 программ на языке Python, выполняющие тестирование, подготовку данных для обучения и экспериментальную оценку результатов, общей сложностью около 600 строчек кода. И около 250 строчек было написано для реализации обучения и модификации используемой нейронной сети.

Библиотеки

Основными используемыми библиотеками были:

- Pytorch – весь каркас обучения, библиотека для работы с нейросетью
- OpenCV, Pillow – библиотеки для работы с изображениями
- Pandas, Numpy – для работы с большими объемами данных и вычислениями
- Matplotlib, Skimage – библиотеки для экспериментальной оценки результатов

7 Заключение

8 Список литературы

- [1] **Supervised and Unsupervised Image Translation** – A collection of image to image papers with code, 2019.
- [2] **J.Johnson, A.Alahi, L.Fei-Fei.** *Perceptual Losses for Real-Time Style Transfer and Super-Resolution*. Department of Computer Science, Stanford University, March 2016.
- [3] **R.Zhang, J.-Y.Zhu, P.Isola, X.Geng, A.S.Lin, T.Yu, A.A.Efros.** *Real-Time User-Guided Image Colorization with Learned Deep Priors*. University of California, Berkeley, May 2017.
- [4] **J.-Y.Zhu, T.Park, P.Isola, A.A.Efros.** *Unpaired Image-to-Image Translation using Cycle-Consistent Adversarial Networks*. Berkeley AI Research (BAIR) laboratory, UC Berkeley, March 2017.
- [5] **P.Isola, J.-Y.Zhu, T.Zhou, A.A.Efros.** *Image-to-image translation with conditional adversarial networks*. Berkeley AI Research (BAIR) laboratory, UC Berkeley, November 2016.
- [6] **Y.Yuan, S.Liu, J.Zhang, Y.Zhang, C.Dong, L.Lin** *Unsupervised Image Super-Resolution using Cycle-in-Cycle Generative Adversarial Networks* Guangdong Key Laboratory of Intelligent Information Processing, Shenzhen University, Graduate School at Shenzhen, Department of Automation, Tsinghua University, September 2018.
- [7] **M.-Y.Liu, T.Breuel, J.Kautz.** *Unsupervised Image-to-Image Translation Networks*. NVIDIA Corporation, March 2017.
- [8] **L.Ma, X.Jia, S.Georgoulis, T.Tuytelaars, L.V.Gool.** *Exemplar Guided Unsupervised Image-to-Image Translation*. Berkeley AI Research, UC Berkeley, Adobe Research, March 2019.
- [9] **X.Huang, M.-Y.Liu, S.Belongie, J.Kautz.** *Multimodal Unsupervised Image-to-Image Translation*. Cornell University, NVIDIA Corporation, April 2018.
- [10] **J.-Y.Zhu, R.Zhang, D.Pathak, A.A.Efros.** *Toward Multimodal Image-to-Image Translation*. Berkeley AI Research, UC Berkeley, Adobe Research, November 2017.
- [11] **P.Welander, S.Karlsson, A.Eklund.** *Generative Adversarial Networks for Image-to-Image Translation on Multi-Contrast MR Images - A Comparison of CycleGAN and UNIT*. Linkoping University, Linköping, Sweden, June 2018.
- [12] **H.-Y.Lee, H.-Y.Tseng, J.-B.Huang, M.Singh, M.-H.Yang.** *Diverse Image-to-Image Translation via Disentangled Representations*. European Conference on Computer Vision, August 2018.
- [13] **M.-Y.Liu, O.Tuzel.** *Coupled generative adversarial networks*. Mitsubishi Electric Research Labs, (MERL), 2016.
- [14] **С.Николенко, А.Кадурин, Е.Архангельская.** *Глубокое обучение*. СПб.: Питер, 2018.
- [15] **A.Krizhevsky, I.Sutskever, G.E.Hinton.** *ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks*. University of Toronto, 2012

- [16] **K.He, X.Zhang, S.Ren, J.Sun.** *Deep Residual Learning for Image Recognition*. Microsoft Research, December 2015
- [17] **K.Simonyan, A.Zisserman.** *Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition*. Visual Geometry Group, Department of Engineering Science, University of Oxford, April 2015
- [18] **The State of the Octoverse: machine learning – GitHub: Report**, January 2019.
- [19] **NEXET Dataset**, the Nexar Challenge II, Road Images, 2017
- [20] **BDD100K: A Large-scale Diverse Driving Video Database**, Berkeley AI Research (BAIR) laboratory, UC Berkeley, 2018
- [21] **M. Milford, G. Wyeth – Alderley Day/Night Dataset**, IEEE International Conference on Robotics and Automation, St Paul, United States, 2012
- [22] **Paired WebCam Night2Day Dataset**, UC Berkley, pix2pix and BycicleGAN projects, 2018
- [23] **Google Colaboratory**, Google Research Server, Tesla K80