



МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ  
федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение  
высшего образования  
«РОССИЙСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ  
ГИДРОМЕТЕОРОЛОГИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ»

Кафедра метеорологических прогнозов

**ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА**  
(магистерская диссертация)

На тему: «Разработка метода прогноза тумана на основе  
нейросетевых технологий»

Исполнитель Кулижская Полина Васильевна  
(фамилия, имя, отчество)

Руководитель кандидат физико-математических наук  
(ученая степень, ученое звание)

Анискина Ольга Георгиевна  
(фамилия, имя, отчество)

«К защите допускаю»  
заведующий кафедрой

(подпись)

кандидат физико-математических наук, доцент  
(ученая степень, ученое звание)

Анискина Ольга Георгиевна  
(фамилия, имя, отчество)

« 26 » мая 2023 г.

Санкт-Петербург  
2023

## Содержание

|   |    |
|---|----|
| Введение.....   | 4  |
| 1. Туманы.....  | 6  |
| 1.1 Влияние тумана на авиацию.....                                  | 6  |
| 1.2 Общее определение тумана.....                                   | 7  |
| 1.3 Классификации тумана.....                                       | 8  |
| 1.4 Видимость в тумане.....   | 11 |
| 1.5 Прогноз туманов.....  | 13 |
| 1.5.1 Температура образования туманов.....                          | 13 |
| 1.5.2 Прогноз адвективных туманов.....                              | 15 |
| 1.5.3 Прогноз радиационных туманов.....                             | 18 |
| 1.5.4 Прогноз орографических туманов.....                           | 20 |
| 1.5.5 Прогноз туманов испарения над водой.....                      | 21 |
| 1.5.6 Прогноз фронтальных туманов.....                              | 21 |
| 1.5.7 Прогноз туманов смешения.....                                 | 22 |
| 1.6 Прогноз видимости в тумане.....                                 | 22 |
| 2. Климатическое описание аэродрома Пулково.....                    | 25 |
| 2.1 Повторяемость характеристик видимости на аэродроме Пулково..... | 27 |
| 2.2 Повторяемость туманов на аэродроме.....                         | 29 |
| 2.3 Материалы и методы исследования.....                            | 32 |
| 3. Глубокое обучение: Нейронные сети.....                           | 34 |
| 3.1 Глубокое обучение.....  | 34 |
| 3.2 Этапы минимизации ошибки прогноза.....                          | 38 |
| 3.2.1 Градиентный стохастический спуск.....                         | 39 |

|       |  |    |
|-------|--|----|
| 3.2.2 | Функция ошибки.....                                  | 41 |
| 3.2.3 | Скорость обучения .....                              | 42 |
| 3.2.4 | Алгоритм обратного распространения.....              | 43 |
| 3.3   | Функции активации нейронов.....                      | 44 |
| 3.4   | Алгоритм обучения.....                               | 50 |
| 3.4.1 | Кросс-энтропия.....                                  | 51 |
| 3.4.2 | Алгоритм с адаптивной скоростью обучения (Adam)..... | 52 |
| 4.    | Алгоритм работы .....                                | 55 |
| 4.1   | Постановка задачи .....                              | 55 |
| 4.2   | Преобработка .....                                   | 55 |
| 4.3   | Анализ данных .....                                  | 56 |
| 4.3.1 | Туманы FG.....                                       | 56 |
| 4.3.2 | Переохлажденные туманы FZFG.....                     | 59 |
| 4.3.3 | Поземные туманы MIFG.....                            | 61 |
| 4.3.4 | Туман ключьями BCFG.....                             | 63 |
| 4.3.5 | Частичный туман PRFG.....                            | 66 |
| 4.3.6 | Анализ входных данных .....                          | 68 |
| 4.4   | Модель нейронной сети .....                          | 71 |
| 4.5   | Условия обучения .....                               | 71 |
| 4.6   | Результаты работы.....                               | 72 |
|       | Заключение .....                                     | 74 |
|       | Список используемой литературы .....                 | 76 |
|       | Приложение А .....                                   | 78 |

## Введение

Туман – это видимый аэрозоль, который состоит из маленьких капель воды и кристаллов льда, взвешенных в воздухе у поверхности Земли и на ней. На туман сильно влияют близлежащие водоемы, топография и ветровые условия. Туман или дымка появляются, когда водяной пар конденсируется, в это время молекулы водяного пара объединяются, образуя капли жидкой воды, которые взвешены в воздухе. Морской туман формируется из-за конденсации водяного пара на молекулах соли, такой туман менее прозрачен.

Отличие тумана от облака заключается в том, что туман расположен низко, а влага в тумане часто образуется локально.

Относительная влажность воздуха в туманах обычно превышает 85-90% (близко к 100%), а в зимнее время года при сильных морозах (ниже  $-30^{\circ}$ ) на аэродромах, железнодорожных станциях и в населенных пунктах туманы могут наблюдаться при любой относительной влажности. Это происходит при конденсации водяного пара, образующегося от антропогенных факторов (сгорание топлива в двигателях, печах, заводах и т.п.).

Одной из особенностей микроклимата Санкт-Петербурга является повышенная влажность. Для района Аэродрома характерна большая повторяемость воздушных масс атлантического происхождения. Активная циклоническая деятельность и частая смена воздушных масс определяют неустойчивый характер погоды во все сезоны. В синоптической практике прогнозисты используют разные методы, в том числе опираются и на численные методы прогноза погоды.

Целью работы является построение такой модели на основе алгоритмов глубокого обучения, которая сможет с высокой точностью спрогнозировать тип тумана. Это облегчит работу синоптикам и повысит уровень качества прогнозов этого опасного явления.

В задачи работы входит: провести анализ данных наблюдений, построить модель многослойной нейронной сети и провести анализ результатов.

В первой главе данной работы представлено исследование физической и синоптической основы формирования туманов, рассмотрены их разновидности и классификации, а также представлены методы прогноза различных туманов. Рассмотрены проблемы прогноза туманов и видимости в туманах, а также представлена оценка влияния туманов на авиацию.

Во второй главе представлено климатическое описание аэродрома, показаны численные значения повторяемостей различных типов тумана. Так же приведена информация о данных, проведен их анализ.

В третьей главе говорится о понятии глубокого обучения, искусственных нейронных сетей. Приведены примеры различных функций и методов, с помощью которых производится построение модели.

В последней главе показан алгоритм работы, приведены все этапы построения нейронных сетей. Приведены выводы по результатам всех экспериментов. Сами результаты экспериментов указаны в приложении А.

## 1. Туманы

### 1.1 Влияние тумана на авиацию

Туманы представляют серьезную опасность для авиации, они могут так сильно ухудшить видимость, что посадка самолета может оказаться невозможной. Только самые совершенные самолеты (такие как гражданские авиалайнеры или военные самолеты) могут «автоматически приземлиться» в таких условиях, и то только в специально оборудованных аэропортах [1]. Даже с учетом технических возможностей и опыта пилотов авиационные правила могут запрещать «автоматические посадки» в очень плохих условиях.

Ледяные туманы имеют похожие ограничения видимости, но являются еще более опасными за счет того, что взлетно-посадочные полосы могут быть покрыты тонким слоем льда.

Иногда у пилотов может возникать ложное ощущение безопасности при пролете над аэродромом, так как конструкции и взлетно-посадочные полосы могут быть хорошо видны пилоту [1]. Однако при снижении высоты для захода на посадку и в попытке рассмотреть аэродром под наклоном сквозь туман, пилот может быстро потерять все визуальные ориентиры и оказаться в очень опасной ситуации.

Сложность осуществления полета при плохой видимости заключается в:

- отсутствии визуальной ориентировки и в ухудшении условий видимости из кабины самолета;
- пилотирование возможно осуществлять только по приборам;
- при полете в области плохой видимости часто возникает сильная турбулентность или сильное обледенение самолетов, также возможны миражи и цветные дымки, которые дополнительно затрудняют полет.

Поэтому очень важно своевременно и точно давать прогноз времени наступления и типа тумана, а также качественно определять его плотность.

У каждого аэродрома есть минимумы погоды. Минимум погоды – это общий термин, обозначающий предельные погодные условия, при которых разрешается выполнять полеты подготовленному пилоту, эксплуатировать воздушное судно и использовать аэродром для взлета и посадки [2]. Минимум погоды определяется двумя метеорологическими параметрами – высотой нижней границы облачности и видимостью. Для обеспечения безопасности полетов устанавливаются такие минимумы погоды, как минимум командира воздушного судна, минимум аэродрома и минимум воздушного судна [2].

Минимум аэродрома зависит от географического расположения аэродрома и оборудования системами посадки.

Ниже представлены некоторые характеристики аэродрома Пулково:

- абсолютная высота аэродрома – 24 метра;
- географические координаты контрольной точки аэродрома -  $59^{\circ}48'01''$  с.ш.  $030^{\circ}15'045''$  в.д.;
- на аэродроме установлено светосигнальное оборудование II категории (ВПП-1) и категории IIIА (ВПП-2) [3].

II категория подразумевает заход на посадку с высотой принятия решения 60 метров и при дальности видимости не менее 300м.

IIIА категория подразумевает заход на посадку с высотой принятия решения менее 30 м и при дальности видимости не менее 175 метров.

## 1.2Общее определение тумана

Туманом называется помутнение приземного слоя воздуха из-за наличия в нем взвешенных капель воды, ледяных кристаллов или их смеси, при котором горизонтальная дальность видимости становится менее 1 км хотя бы в одном

направлении [4]. Отличие дымки от тумана состоит в разном количестве водности воздушной массы: туман имеет более высокое содержание взвешенных капель воды.

Еще одно определение тумана, представленное Гидрометцентром России: туман – атмосферное явление, скопление воды в воздухе, когда образуются мельчайшие продукты конденсации водяного пара (при температуре воздуха выше  $-10^{\circ}$  это мельчайшие капельки воды, при  $-10...-15^{\circ}$  – смесь капелек воды и кристалликов льда, при температуре ниже  $-15^{\circ}$  — кристаллики льда, сверкающие в солнечных лучах или в свете луны и фонарей) [5].

Непрерывная продолжительность туманов составляет обычно от нескольких часов (а иногда полчаса-час) до нескольких суток, особенно в холодный период года [5].

### 1.3 Классификации тумана

По агрегатному состоянию туманы делят на:

- капельные;
- ледяные;
- смешанные.

Большинство туманов является мелкокапельными и чаще всего в туманах встречаются капли радиусом 5 – 15 мкм [4].

По синоптическому образованию туманы делят на:

- фронтальные;
- внутримассовые.

Фронтальные туманы образуются в районе фронтальных разделов и связаны они с термодинамическими процессами. Внутримассовые туманы преобладают в природе, как правило, они являются туманами охлаждения. Их



также принято разделять на несколько типов: радиационные и адвективные.

По вертикальной протяженности туманы делятся на:

- поземные (до 2 метров);
- низкие (от 2 до 10 метров);
- средние (от 10 до 100 метров);
- высокие (выше 100 метров).

По степени ухудшения горизонтальной видимости:

- слабые (500 – 1000 метров);
- умеренные (200 – 500 метров);
- сильные (50 – 100 метров);
- очень сильные (менее 50 метров).

Чтобы лучше понять синоптическую основу туманов, стоит рассмотреть их генетическую классификацию, приведённую на рисунке 1.1.

Туманы охлаждения

При понижении температуры воздуха, влажность воздушной массы приближается к насыщению, так возникает туман охлаждения. Охлаждение воздушной массы у земной поверхности может происходить в трех видах:

1. когда влажный воздух перемещается на относительно холодную поверхность, это адвективный туман;
2. при понижении температуры подстилающей поверхности, т.е. при ночном выхолаживании, это радиационный туман, возникающий при радиационном охлаждении;
3. при адиабатическом расширении воздуха.



Рисунок 1.1 – генетическая классификация туманов [2]

Бывает еще один вид туманов – адвективно-радиационный, возникает, когда адвективный туман усиливается радиационным выхолаживанием.

Когда происходит адиабатическое расширение воздуха, понижение температуры воздуха при этом сопровождается образованием тумана только, если воздушная масса начинает перемещаться по вертикали, а такое бывает, когда воздушная масса натекает на склоны возвышенностей или при резком углублении ложбины. Такие туманы из-за влияния рельефа поверхности называют орографическими.

#### Туманы испарения

Туманы испарения образуются при следующих условиях:

Температура испаряющей поверхности должна быть выше температуры приземного слоя воздуха. Такие туманы образуются над поверхностью воды и называются надводными туманами или когда испаряются капли дождя, выпадающие из теплой надфронтальной воздушной массы в холодную нижележащую воздушную массу, такие туманы называются фронтальными.

#### Туманы смешения

Есть и третий тип туманов – туманы смешения. Они образуются при смешении двух воздушных масс разной температуры и влажности. Такие

туманы формируются на границах раздела между теплыми и холодными морскими течениями, близкими к морским побережьям, называются они пограничными.

Кроме того, туманы могут образовываться при поступлении водяного пара, в атмосферу в результате хозяйственной деятельности человека, водяной пар в этом случае играет роль второй теплой и влажной воздушной массы в процессе смещения, такие туманы могут быть названы антропогенными [4].

#### 1.4 Видимость в тумане

Дальность видимости в тумане зависит от размеров взвешенных частиц и их числа в единице объема, т.е. от водности тумана [6].

На рисунке 1.2 представлена зависимость дальности видимости в тумане от его водности и зависимость водности тумана от его температуры [6]. В сформировавшемся тумане преобладают капли, с радиусом порядка от  $10^{-3}$  до  $1,5 \cdot 10^{-3}$  см.

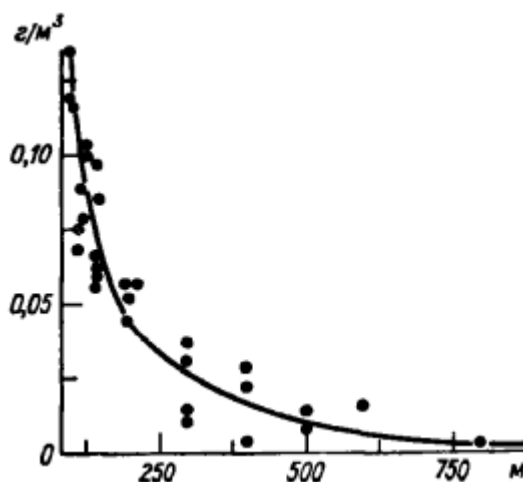


Рисунок 1.2 – Зависимость дальности видимости от водности тумана [6]

Когда водяной пар конденсируется, то температура точки росы

понижается, из-за этого ожидаемая видимость тумана может оцениваться по изменению температуры точки росы с 18-19 часов до наступления минимальной температуры по формуле 1.1:

$$\Delta T_d = T_d - T_{\text{мин}} \quad (1.1)$$

Таким образом, можно проследить связь между ожидаемой наименьшей видимостью и ожидаемым значением  $\Delta T_d$  (рисунок 1.2).

Действительная видимость в тумане может отличаться от вычислительной по диаграмме (рисунок 1.3) [6]. Кроме неточностей в измерении температуры точки росы ( $T_d$ ) и прогнозе изменения температуры точки росы ( $\Delta T_d$ ), отклонение в сторону большей видимости часто связаны с тем, что понижение температуры точки росы может быть обусловлено не только формированием тумана, но и конденсацией росы (инея), сублимацией водяного пара на снежном покрове и турбулентностью с вышележащими слоями воздуха. При низких температурах (ниже  $-20^{\circ}\text{C}$ ) больше всего преобладают дымки и слабые туманы по причине того, что начальная удельная влажность мала сама по себе.

Также отклонение в сторону меньшей видимости возможно тогда, когда имеются локальные источники влаги (теплый дождь, продукты сгорания топлива). Поэтому в прогнозе видимости в туманах нужно вводить коррективы учета местных особенностей.

Минимальная видимость в тумане наблюдается в то время, когда температура воздуха равна минимальной. В туманах испарения видимость минимальна, когда максимальна положительная разница температур вода-воздух.

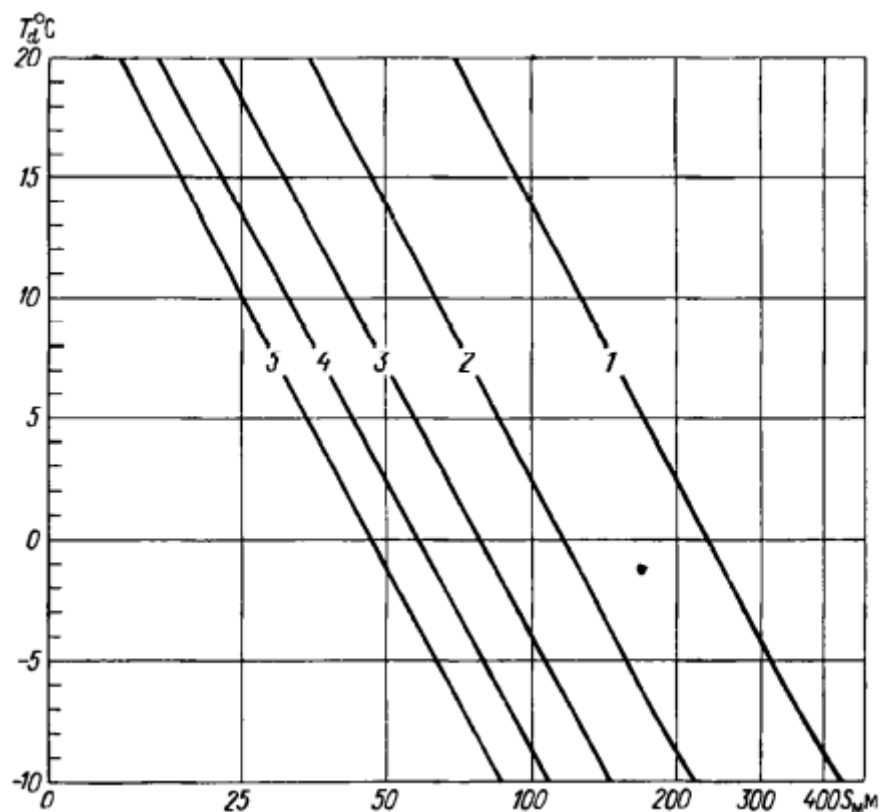


Рисунок 1.3 – Диаграмма для определения минимальной видимости в тумане по значениям  $T_d$  и  $\Delta T_d$  [6]

## 1.5 Прогноз туманов

### 1.5.1 Температура образования туманов

Любой вид туманов появляется при условии, что прогностическая температура ожидается равной или низкой по сравнению с температурой образования тумана  $T_{\text{то}}$ . Следовательно, чтобы спрогнозировать появление тумана, нужно спрогнозировать температуру воздуха и температуру образования тумана.

Известно, из результатов наблюдений, что при положительных температурах конденсация водяного пара, происходящая на ядрах конденсации, начинается при относительной влажности несколько ниже 100% (97—99 %), а

при отрицательных температурах — при еще более низких ее значениях [4]. Из этого следует, что помутнее атмосферы начинается тогда, как температура воздуха начинает превышать температуру точки росы на величину, равную  $\Delta T_1$ . Но, чтобы видимость стала менее 1000 метров, нужно, чтобы в единице объема воздуха было довольно большое количество водяных капель и ледяных кристаллов. Такое условие возможно при понижении температуры после начала конденсации на величину  $\Delta T_2$ . Температура образования тумана представлена в следующем виде:

$$T_{\text{то}} = T_d + \Delta T_1 - \Delta T_2 = T_d + \Delta T_{\text{то}} \quad (1.2)$$

где  $T_d$  — точка росы в момент начала конденсации;  $\Delta T_{\text{то}}$  — поправка, учитывающая совместное влияние наличия ядер конденсации в атмосфере и влажности воздуха, необходимой для того, чтобы дальность видимости стала 1000 метров [4].

Величина  $\Delta T_{\text{то}}$  зависит от температуры воздуха. Когда температура воздуха положительная, дефицит влажности в тумане становится  $\Delta T_d = \Delta T_{\text{то}}$  и в среднем равен  $0,6^\circ\text{C}$  [4]. Когда температура отрицательная, то дефицит влажности в ледяном тумане на момент формирования может быть рассчитан по формуле

$$\Delta T_d = 0,1|T_d|. \quad (1.3)$$

Из формулы (1.2) понятно, что прогноз температуры образования тумана предполагает прогноз температуры точки росы в момент, когда начинается образование тумана. Прогноз точки росы базируется на физических процессах, приводящих к ее изменению от момента написания прогноза до момента начала конденсации. Так как процессы образования туманов разных типов происходят

по-разному, то при физико-статистическим прогнозе тумана учет температуры образования тумана осуществляется на концепции вовлечения различных предикторов. Такое положение определяет невозможность разработки универсального метода прогноза туманов всех типов. Но прогноз всегда должен включать в себя оценку вероятности образования тумана, его сохранения или смещения из другого района и времени его образования (появления) и рассеяния (сноса с территории) [4].

### 1.5.2 Прогноз адвективных туманов

Прогноз адвективного тумана основан на прогнозе синоптического положения. Этот тип тумана может возникнуть только при адвекции теплого влажного воздуха на холодную подстилающую поверхность. Такие благоприятные условия для формирования тумана создаются в тыловой части антициклона, в передней части циклона и в его теплом секторе [4].

Для появления адвективного тумана должно быть сильное выхолаживание подстилающей поверхности, чтобы не появилось турбулентного перемешивания в слое воздуха, иначе образуется не туман, а низкая слоистообразная облачность.

Адвективный туман возникает обычно при скорости ветра на уровне флюгера не более 12 м/с и на расстоянии от границы, разделяющей теплую и холодную подстилающие поверхности, 100-200 км [4]. И чем больше влажность теплой воздушной массы, тем меньше ее расстояние до холодной подстилающей поверхности.

Для формирования адвективных туманов подходит любое время суток, но в ночные часы они уплотняются чаще, так как благоприятно влияет радиационное выхолаживание земной поверхности. Чаще всего адвективные туманы формируются поздней осенью в прибрежных районах суши, так как к этому времени поверхность достаточно охлаждена, а с воды переносится

достаточно теплый влажный воздух.

В начале и конце траектории перемещения тумана разность температур может достигать от 1 до 3°C, при этом дефицит температуры точки росы 2-3°C. Температура точки росы в момент образования адвективного тумана ( $T_d$  в формуле (1.4)) может быть представлена в следующем виде:

$$T_d = T_{d0} + \Delta T_{da} + \Delta T_{dt} = T'_d + \Delta T_{dt} \quad (1.4)$$

где  $T_{d0}$  – точка росы на станции в исходный момент;

$\Delta T_{da}$  – адвективное изменение точки росы;

$T'_d$  – точка росы в начале траектории;  $\Delta T_{dt}$  – трансформационное изменение точки росы [2].

Тогда температура образования тумана будет равна:

$$T_{то} = T'_d + \Delta T_1 - \Delta T_2 + \Delta T_{dt} = T'_d - \Delta T_d \quad (1.5)$$

Синоптическая ситуация, благоприятная для возникновения адвективных туманов – это теплые секторы циклонов и прилегающие к ним окраины антициклонов [1].

При прогнозе адвективного тумана принимают к сведению следующее:

1. адвективные изменения температуры воздуха и температуры точки росы у земной поверхности;
2. вероятность снижения облачности;
3. смещение образовавшихся районов тумана, если сохраняются его условия формирования.

На рисунке 1.4 представлен график Петренко для прогноза адвективных туманов [1] в зависимости от составляющей горизонтального градиента



температуры воздуха по траектории перемещения воздушной частицы в начальный срок и прогнозируемой скорости ветра для исследуемого места на высоте флюгера.

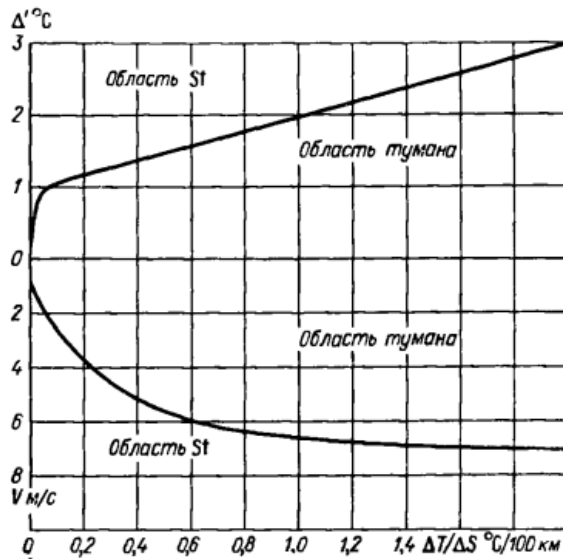


Рисунок 1.4 – комплексный график для прогноза адвективного тумана по горизонтальному градиенту температуры  $\Delta T/\Delta S$  вдоль девятичасовой траектории частицы воздуха, дефициту точки росы в начале этой траектории и ожидаемой скорости ветра в пункте прогноза [6]

В исходной точке пути фиксируются значения температуры воздуха и температуры точки росы (предикторы), затем вычисляется градиент температуры воздуха. По известным значениям градиента температуры воздуха и значениям температуры точки росы на графике отмечают точку. Если эта точка попадает в область образования тумана, то надо опустить ее до пересечения с горизонтальной линией (изотахой), которая должна соответствовать прогнозируемой скорости ветра через 9 часов.

Для того, чтобы качественнее оценивать температуру и время образования тумана стоит расширять количество предикторов, учитывая особенности местности.

Прогноз времени формирования адвективного тумана основывается на оценке скорости смещения области тумана. Также следует иметь в виду

возможность изменения площади и границ этой зоны к моменту ее появления в районе прогноза вследствие трансформации температуры и точки росы при ее перемещении, а также в суточном ходе [2]. Прогноз возникновения адвективного тумана сводится к определению времени достижения температурой воздуха температуры образования тумана.

Адвективный туман рассеивается в следующих случаях:

- при изменении направления или скорости ветра (прекращается адвекция тепла, усиливается турбулентный обмен);
- при переходе тумана в морось или выпадение осадков во время возникновения туманов;
- при продолжительном смещении капельного тумана над снежной поверхностью (при этом температура чаще всего  $-8^{\circ}\text{C}$  –  $-12^{\circ}\text{C}$ );
- после восхода Солнца;
- при увеличении интенсивности турбулентного обмена за счет радиационного охлаждения верхней границы слоя тумана (увеличение градиента температуры).

### 1.5.3 Прогноз радиационных туманов

Основой формирования радиационного тумана является понижение температуры воздуха ночью в приземном слое воздуха, обусловленное ночным выхолаживанием, значение температуры воздуха при этом должно быть ниже температуры точки росы.

Самыми благоприятными условиями для образования тумана являются:

- 1) незначительная облачность или ясная погода;
- 2) слабый ветер (не более 3-4 м/с) [1];
- 3) малое значение дефицита температуры точки росы, высокая влажность

воздуха в вечерние часы (более 60%) [1], повышение влажности воздуха за счет выпадения осадков в виде дождя в вечерние часы;

- 4) маленькое количество влаги в почве;
- 5) инверсия температуры в слое от 50 до 300 метров;
- 6) скопление холодного воздуха в низинах.

Вертикальная протяженность радиационного тумана зависит от скорости ветра: при слабой скорости ветра туман стелется у поверхности земли (поземный туман) или выпадает роса (иней), при большой скорости ветра значительный слой воздуха перемешивается и туман не образуется.

Для прогноза радиационного тумана необходимо знать начальное значение температуры точки росы, которое уменьшено на вероятное понижение точки росы до начала формирования тумана и на дополнительное охлаждение, которое необходимо для образования тумана той влажности, при которой видимость становится менее 1000 метров. Формула температуры образования радиационного тумана представлена ниже:

$$T_{\tau} = T_d - \Delta T_d - \Delta T_t \quad (1.6)$$

При положительных температурах для формирования тумана достаточно небольших значений  $\Delta T_d$ , так как удельная влажность насыщения очень велика. По результатам станционных наблюдений, чаще всего радиационные туманы при положительных температурах формировались при относительной влажности 95-100% [6]. В таком случае  $\Delta T_d$  можно пренебречь, так как ее значение находится в пределах от 0 до 1°C.

При отрицательных температурах ситуация обратная: удельная влажность насыщения уменьшается,  $\Delta T_d$  возрастает до 3°C при температуре воздуха -30°C и до 6°C при температуре -50°C.

Видимость в тумане определяется не только его влажностью, но и

размерами частиц, поэтому правильнее будет находить эмпирические значения величины

$$\Delta T_T = \Delta T_d + \Delta T'_d \quad (1.7)$$

путем сопоставления значений  $T_d$  в начальный срок наблюдения и в момент формирования тумана [6].

Время возникновения тумана может быть предсказано путем экстраполяции ночного понижения температуры [6], это то время, когда экстраполированное значение идентично моменту формирования тумана.

Видимость в радиационном тумане понижается с понижением температуры и минимальна ко времени восхода солнца, а когда туман рассеивается, он обычно приподнимается. Летом преобладают поземные, низкие и средние туманы, а зимой – высокие туманы.

Также туман может исчезнуть и из-за других синоптических факторов, которые приводят к увеличению турбулентности в приземном слое: усиление скорости ветра, натекание облачности в небе, выпадение осадков, прекращение радиационного выхолаживания земли и т.д.

#### 1.5.4 Прогноз орографических туманов

Орографические туманы – это туманы, образованные под воздействием рельефа местности. Формируются они, когда воздух адиабатически охлаждается при подъеме по склонам возвышенностей.

Помимо адиабатического охлаждения есть еще ряд условий, необходимых для формирования тумана:

- уровень конденсации воздушной массы должен быть ниже, чем на вершине возвышенности;

- над вершиной склона должна быть инверсия температуры воздуха;
- также благоприятно увлажнение воздуха осадками.

#### 1.5.5 Прогноз туманов испарения над водой

Туман испарения над водой формируется при смещении холодного воздуха на любую теплую водную поверхность. Чем больше разница температуры воды и натекающего воздуха, тем больше вероятность появления тумана и тем меньшая относительная влажность для этого требуется.

Летом преобладают поземные, низкие и средние туманы, а зимой – высокие туманы [4].

В зимний сезон формирование тумана определяется температурой воздуха, так как температура открытой воды всегда близка к 0°C.

#### 1.5.6 Прогноз фронтальных туманов

Фронтальные туманы в основном формируются перед теплым фронтом или фронтом окклюзии по типу теплого, а также за малоподвижным холодным фронтом, у которого облачная система состоит из Ns-As. В наших широтах такие туманы обычно образуются поздней осенью и зимой при выпадении мелкокапельного дождя или мороси [4]. С точки зрения физики образование тумана связано с повышением влажности за счет испарения капель, благодаря этому температура образования тумана повышается и достигает температуры подфронтального холодного воздуха.

Время жизни фронтальных туманов может достигать нескольких суток и их прогноз связан с прогнозом смещения фронтов.

Плотность тумана зависит от:

- вида осадков (при снеге плотность тумана понижается);
- стратификации атмосферы, чем она устойчивее, тем выше плотность.

При изотермии в том же слое слабый и умеренный дождь может вызвать ослабление тумана в результате частичной коагуляции капель тумана с каплями дождя, но не вызывает его полного рассеяния [4].

### 1.5.7 Прогноз туманов смешения

Напомним, что туманы смешения – это такие туманы, которые образуются при смешении двух воздушных масс разной температуры и влажности.

Такие туманы обычно образуются в зимний период вблизи побережья морей и больших озер, при этом направление ветра должно быть параллельно береговой линии. И они быстро рассеиваются при перемещении вглубь континента.

Также туманы смешения могут возникать благодаря антропогенным факторам. Человеческая деятельность приводит к появлению в атмосфере продуктов сгорания топлива, фабрик и заводов, машин и т.д. С продуктами сгорания в атмосферу также поступает большое количество водяного пара, от этого низкая температура воздуха может достичь температуры точки росы (при высокой температуре важной роли это не играет).

### 1.6 Прогноз видимости в тумане

Синоптиками прогнозируется метеорологическая дальность видимости – это наибольшее горизонтальное расстояние, на котором абсолютно черное тело с угловыми размерами более  $0,3^\circ$ , проектирующееся на фоне неба у горизонта, становится невидимым под воздействием атмосферной дымки [4].

В ночное время метеорологическая дальность видимости рассчитывается по расстоянию до самого отдаленного объекта, который подсвечен искусственным освещением, сила света при этом известна.

Суточный ход видимости определяется в основном суточным ходом относительной влажности воздуха в приземном слое. Увеличение относительной влажности при ночном выхолаживании приземного слоя приводит к ухудшению видимости до образования дымки или тумана.

Визуальное определение метеорологической дальности видимости неточно, поэтому используют приборы, которые основаны на принципе анализа прозрачности атмосферы.

Прогноз видимости основан на прогнозе возникновения (или исчезновения) и усиления (или ослабления) метеорологических явлений, которые влияют на изменение метеорологической дальности видимости, то есть на прозрачность атмосферы. Это такие явления, как осадки, дымки, туманы, мгла, метели или поступление в приземный слой воздуха продуктов сгорания топлива. Из этого можно сделать вывод, что помутнение слоя атмосферы может быть связано не только с наличием в нем водяного пара, но и наличием твердых взвешенных частиц (например, пыль).

Интенсивность помутнения влажного атмосферного слоя воздуха у земли зависит от нескольких факторов: высокая относительная влажность и устойчивая стратификация атмосферы. А интенсивность помутнения сухого атмосферного слоя воздуха зависит от появления в нем твердых взвешенных частиц, от наличия сухоадиабатической стратификации и от развития конвекции.

Экспериментально показано, что видимость в тумане в большей мере зависит от его водности, чем от размеров капель [4]. Поэтому в качестве основным прогностическим параметром при прогнозе видимости в тумане является прогностическое значение водности тумана. Напрямую этот параметр невозможно спрогнозировать, но водность в тумане зависит от температуры

точки росы в вечернее время. Другим параметром является температура образования тумана, о которой подробно описано в разделе 1.4.1.

Водность в адвективно-радиационном тумане может зависеть от разницы температуры точки росы в вечернее время и минимальной температуры воздуха. Чем больше эта разница, тем больше водность и соответственно меньше видимость.

Также видимость в тумане может быть рассчитана по формулам Н.В. Петренко (формулы 1.8 и 1.9):

$$S_{m,p} = \frac{C}{10^{0,03T_d\Delta T_d}} \quad (1.8)$$

$$S_{m,a} = \frac{C_1}{10^{0,03T_d(T'_d - T_{d,0})}} \quad (1.9)$$

где  $S_{m,p}$  – метеорологическая дальность видимости в радиационном тумане, м;  $S_{m,a}$  – метеорологическая дальность видимости в адвективном тумане, м;  $\Delta T_d$  – ночное понижение температуры ниже значения температуры точки росы в вечерние часы;  $(T'_d - T_{d,0})$  – адвективное изменение температуры точки росы;  $C$  и  $C_1$  – это эмпирические коэффициенты [4].



## 2. Климатическое описание аэродрома Пулково

Аэродром Пулково расположен на Приневской равнине, простирающейся с запада на восток от побережья Финского залива до Ладожского озера (рисунок 2.1). Приневская низменность – долина шириной 30-50 километров с относительной глубиной 50-100 метров, спускающаяся плоскими ступенями к Финскому заливу [3]. В наиболее пониженной ее части протекает река Нева. Приневская низина имеет равнинный рельеф. Заболоченные почвы занимают почти 50% территории района. Особенно распространены заболоченные и болотистые почвы на Приневской и Тосненской низменностях.

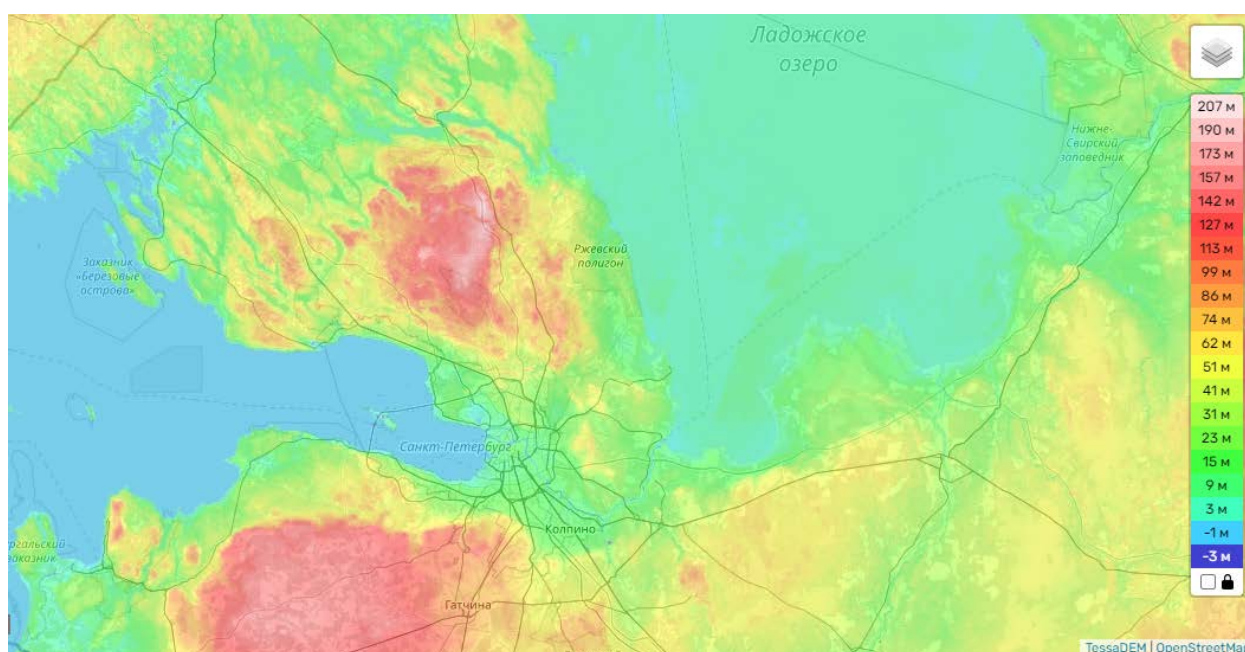


Рисунок 2.1 – карта рельефа Ленинградской области [7]

К северу низменность переходит в такие небольшие возвышенности как Колтушская (78 м над уровнем моря), Парголовская (60 м над уровнем моря), Поклонная гора (42 м над уровнем моря), рельеф становится так называемым камовым рельефом, представляющим холмы различной высоты от 5 до 30 метров [3].

В юго-западной части рассматриваемого района – побережье Финского залива, для которого характерна серия террас с береговыми валами и дюнами. К югу от прибрежных низин Финского залива лежит возвышенное плато, получившее название Ордовинского или Ижорского [3].

Вблизи аэропорта нет крупных промышленных предприятий, но близость города создает особенности микроклимата.

Аэродром расположен в зоне переходного климата от морского к континентальному, со степенью континентальности 30%. Средняя многолетняя температура воздуха за весь период наблюдений составляет 5,7°C, что на 0,6°C выше по сравнению с предыдущим периодом (с 1981 по 2013 гг) [3]. Самые холодные месяцы – январь и февраль (среднемесячная многолетняя температура воздуха составляет соответственно -6,7°C и -5,6°C). Примечательно, что за пятилетний период (с 2013 года) средняя температура за февраль выросла на 1°C [3].

Самый теплый месяц – июль (среднемесячная многолетняя температура составляет 18,7°C, что на 0,8°C выше по сравнению со средней июльской температурой в прошлом периоде). Абсолютный максимум температуры за 38 лет наблюдений, +36,7°C, отмечен 7 августа 2010 года [3]. Абсолютный минимум температуры, -40°C, наблюдался в январе 1987 года [3]. Отрицательные температуры воздуха наблюдаются с декабря по март.

Одной из особенностей климата является повышенная влажность – около 80% (летом – 60–70%, зимой – 83–88%). Число дней с относительной влажностью не менее 80% варьируется от 140 до 155 [3]. Для района Аэродрома характерна большая повторяемость воздушных масс атлантического происхождения. В холодное полугодие циклонические процессы усиливаются, а в теплое, как правило, несколько ослабевают. Активная циклоническая деятельность и частая смена воздушных масс определяют неустойчивый характер погоды во все сезоны.

Осадки в виде дождя (в т.ч. ливневого) и мороси наблюдаются круглый

год, осадки в виде снега (в том числе ливневого) отмечаются с октября по апрель. Среднегодовое количество осадков, рассчитанное за период 1981–2018, составляет 566,4 мм [3].

На Аэродроме преобладают ветры западных направлений, также высока повторяемость ветров восточного, южного и юго-западного направления. В течение всего периода независимо от направления преобладали ветры со скоростью 3-4 м/с.

Местной особенностью в летние месяцы является наличие бризового эффекта при малоградиентных барических полях: днем в приземном слое устанавливается северо-западный ветер (300-320°). Средняя скорость ветра (с учетом штилей) – 3,8 м/с, преобладают ветры со скоростями 1-8 м/с. Максимум повторяемости штилей приходится на август (7,4%). Максимальная скорость ветра, зафиксированная на Аэродроме 27 декабря 2011 года, составила 28 м/с [3].

## 2.1 Повторяемость характеристик видимости на аэродроме Пулково

Видимость является одним из наиболее важных для авиации метеорологических элементов, определяющих метеоминимум для осуществления взлета, захода на посадку и посадок по приборам. Климатическими показателями видимости являются: повторяемость отдельных градаций, их годовой и суточный ход, повторяемость отдельных градаций видимости при определенных значениях температуры и дефицита точки росы, при определенных скоростях и направлениях ветра.

Годовое распределение повторяемости видимости различных пределов по средним значениям представлено на рисунке 2.2. Как видно из рисунка 2.2, повторяемость видимости ниже различных пределов имеет ярко выраженный годовой ход. Максимальные значения повторяемости приходятся на холодный период, с октября по март.

По результатам максимум среднемесячной повторяемости VIS <5000 м составляет 21,3% (февраль), <3000 м — 9,4% (декабрь) и 9,3% (февраль), <1500 м — 3,6% (декабрь) и <1000 м — 2,3% (сентябрь) [3]. Минимумы повторяемости этих градаций отмечаются в мае–июне и составляют при видимости VIS <5000 м — 5,1% (июнь), <3000 м — 1,9% (июнь), <1500 м — 0,6% (июнь), <1000 м — 0,4% (июнь) [3]. Видимость <600 м в среднем за год на Аэродроме наблюдалась менее чем в 1% случаев [3].

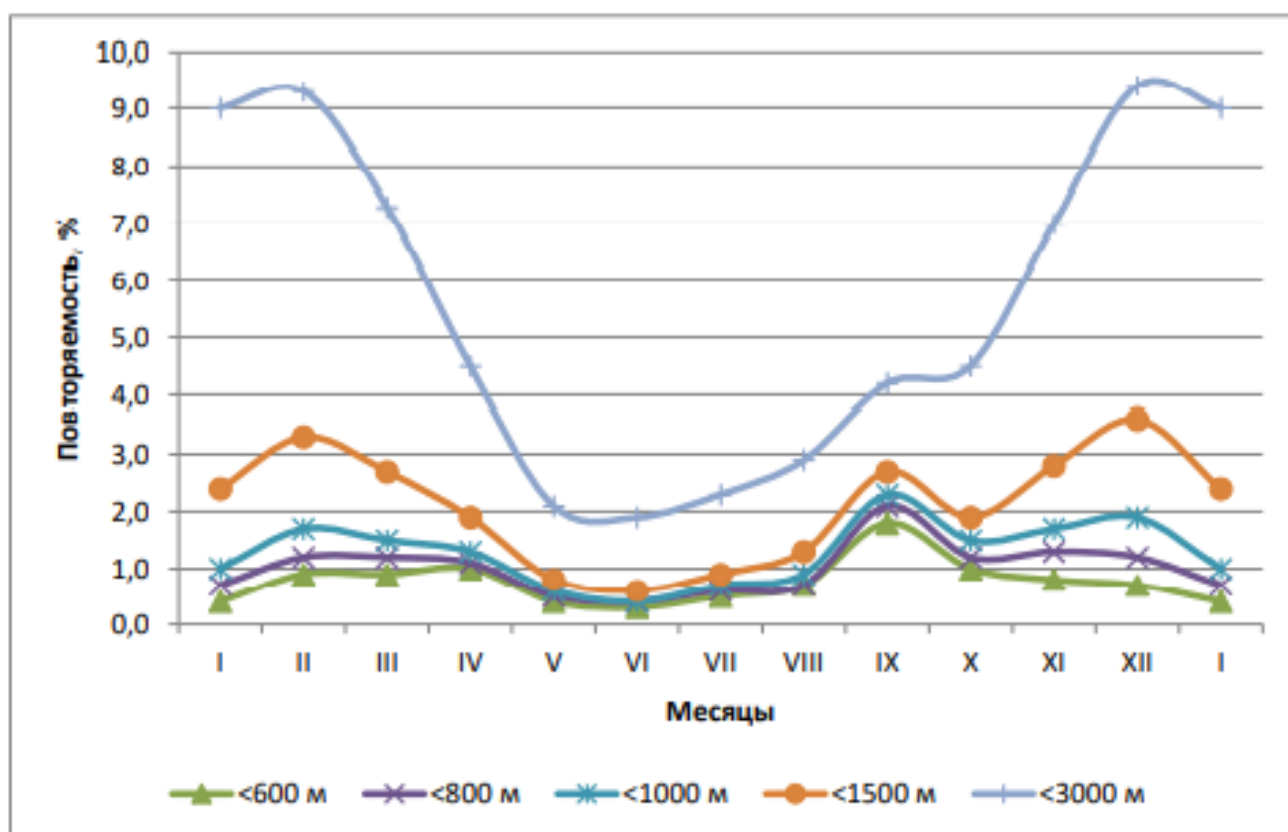


Рисунок 2.2 – годовой ход повторяемости случаев наблюдений видимости [3]

Скорость ветра оказывает значительное влияние на пределы значений видимости. При скоростях ветра 11-15 м/с ухудшение видимости до 1500–3000 метров происходит довольно редко. Ухудшение видимости до значений 1500-3000 метров происходит чаще всего при скоростях ветра 0-5 м/с в диапазоне от

77,7 до 99,2% случаев, а наибольшая часть случаев ухудшения видимости до значений 800-1000 м приходится на безветренную погоду (штиль) [3].

## 2.2 Повторяемость туманов на аэродроме

В таблице 2.1 представлена повторяемость туманов за каждый месяц и за год по результатам ежечасных наблюдений [3]. В расчет включены все виды туманов, которые наблюдаются на Аэродроме: приземные, обрывки (клочья) тумана, туман частичный (покрывающий часть аэродрома).

Таблица 2.1

Повторяемость туманов, %

| Время, ч         | МЕСЯЦЫ |     |     |     |      |      |      |      |      |      |     |     | Год  |
|------------------|--------|-----|-----|-----|------|------|------|------|------|------|-----|-----|------|
|                  | I      | II  | III | IV  | V    | VI   | VII  | VIII | IX   | X    | XI  | XII |      |
| 0000             | 0,9    | 1,9 | 4,3 | 4,6 | 8,9  | 13,2 | 20,3 | 21,1 | 24,4 | 10,3 | 5,0 | 1,0 | 9,5  |
| 0100             | 1,0    | 2,5 | 6,3 | 4,2 | 12,5 | 14,3 | 24,4 | 24,1 | 23,8 | 14,7 | 4,5 | 1,9 | 11,2 |
| 0200             | 2,4    | 2,6 | 5,3 | 4,3 | 9,5  | 9,0  | 26,4 | 25,5 | 27,0 | 12,5 | 3,2 | 1,7 | 11,0 |
| 0300             | 2,1    | 3,4 | 4,7 | 5,7 | 3,9  | 4,9  | 10,0 | 23,8 | 24,2 | 16,2 | 1,6 | 0,7 | 8,7  |
| 0400             | 2,5    | 2,2 | 5,3 | 3,9 | 0,8  | 0,2  | 4,3  | 8,7  | 26,6 | 17,2 | 1,4 | 1,1 | 6,5  |
| 0500             | 1,1    | 1,3 | 6,7 | 1,6 | 1,1  | 0    | 1,7  | 3,1  | 13,4 | 10,3 | 1,0 | 0,5 | 3,4  |
| 0600             | 1,6    | 2,2 | 4,0 | 0,6 | 0,6  | 0    | 0,5  | 1,5  | 9,3  | 4,5  | 1,7 | 0,7 | 2,3  |
| 0700             | 1,2    | 3,2 | 2,6 | 0,6 | 0    | 0    | 0    | 0    | 6,3  | 3,4  | 2,0 | 1,6 | 1,8  |
| 0800             | 2,8    | 1,1 | 0,9 | 0,2 | 0    | 0    | 0    | 0    | 0,6  | 0,8  | 0,3 | 1,2 | 0,8  |
| 0900             | 2,2    | 1,1 | 0,5 | 0   | 0,2  | 0    | 0    | 0    | 0,4  | 0,5  | 2,3 | 1,3 | 0,8  |
| 1000             | 0,8    | 0,6 | 1,3 | 0   | 0    | 0    | 0    | 0    | 0,3  | 1,8  | 2,4 | 0,9 | 0,7  |
| 1100             | 0      | 0   | 0,8 | 0   | 0,1  | 0    | 0    | 0    | 0,1  | 0,7  | 0,6 | 1,0 | 0,3  |
| 1200             | 0,1    | 1,1 | 0,1 | 0   | 0    | 0    | 0    | 0    | 0    | 0,3  | 0,8 | 2,1 | 0,5  |
| 1300             | 0,9    | 0,2 | 0,1 | 0   | 0    | 0    | 0    | 0    | 0    | 0,1  | 1,8 | 0,6 | 0,4  |
| 1400             | 0,7    | 0,5 | 0,1 | 0   | 0    | 0    | 0    | 0    | 0    | 0,1  | 1,4 | 0,7 | 0,4  |
| 1500             | 0,3    | 0,4 | 0,9 | 0   | 0    | 0    | 0    | 0    | 0    | 1,1  | 2,2 | 1,6 | 0,6  |
| 1600             | 0,4    | 0,6 | 0,5 | 0   | 0    | 0,1  | 0    | 0    | 0,3  | 0,7  | 2,4 | 2,3 | 0,7  |
| 1700             | 0,4    | 1,5 | 0,9 | 1,4 | 0    | 0,1  | 0    | 0    | 1,9  | 1,5  | 2,2 | 2,7 | 1,1  |
| 1800             | 1,1    | 1,7 | 2,3 | 1,1 | 0    | 0    | 0,1  | 2,1  | 4,3  | 6,4  | 4,4 | 2,7 | 2,3  |
| 1900             | 1,0    | 1,8 | 0,7 | 1,4 | 1,5  | 0,1  | 3,2  | 3,7  | 9,0  | 14,6 | 5,4 | 2,2 | 3,7  |
| 2000             | 0,8    | 2,1 | 0,3 | 3,1 | 5,2  | 3,1  | 8,2  | 6,2  | 14,9 | 11,2 | 5,2 | 2,6 | 4,9  |
| 2100             | 0,6    | 2,4 | 2,2 | 3,1 | 4,5  | 5,1  | 7,0  | 9,1  | 22,7 | 15,2 | 3,4 | 2,3 | 6,1  |
| 2200             | 0,6    | 1,5 | 3,4 | 4,5 | 5,0  | 5,6  | 14,3 | 13,3 | 26,0 | 13,5 | 1,9 | 0,6 | 7,2  |
| 2300             | 1,3    | 2,8 | 2,4 | 3,1 | 7,4  | 9,2  | 16,9 | 15,0 | 25,1 | 11,0 | 2,8 | 0,2 | 7,9  |
| Среднее значение | 1,1    | 1,6 | 2,3 | 1,8 | 2,5  | 2,7  | 5,7  | 6,6  | 10,9 | 7,0  | 2,5 | 1,4 | 3,9  |

Согласно данным таблицы 2.1 в повторяемости туманов прослеживается суточный ход с одним максимумом в 01 часов (11,2%), и одним минимумом в 11 часов (менее 1%) [3].

На рисунке 2.3 представлен годовой четко выраженный ход повторяемости туманов. Наиболее часто туманы наблюдаются с августа по октябрь с максимальной среднемесячной повторяемостью в сентябре (10,9%), а реже всего туманы наблюдаются в январе (в среднем 1,1%) [5].

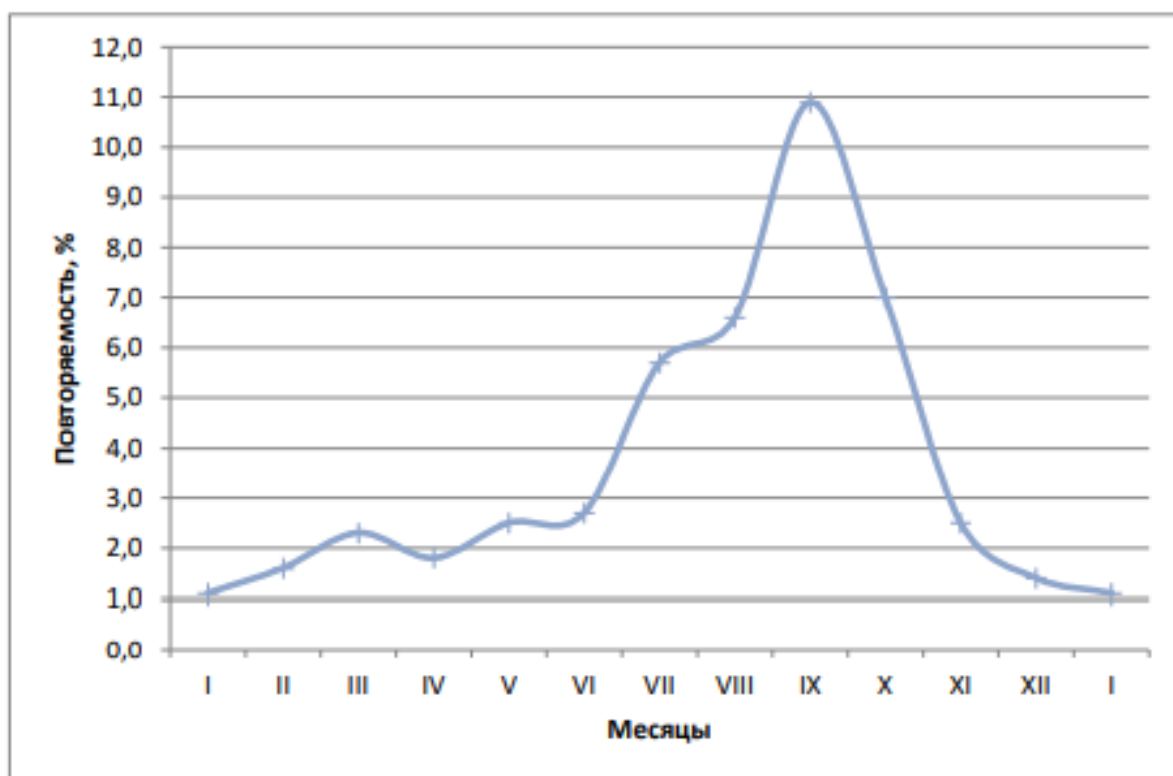


Рисунок 2.3 – годовой ход повторяемости туманов [3]

В таблице 2.2 представлена повторяемость видимости различных пределов (<200 м, <400 м, <800 м, <1000 м) при тумане по месяцам и за год.

## Повторяемость видимости различных пределов в тумане, %

| Месяц          | <200 м | <400 м | <800 м | <1000 м | Число случаев |
|----------------|--------|--------|--------|---------|---------------|
| Январь         | 12,2   | 39,6   | 68,3   | 81,3    | 139           |
| Февраль        | 20,5   | 34,2   | 58,9   | 66,4    | 146           |
| Март           | 8,6    | 30,1   | 63,0   | 70,2    | 292           |
| Апрель         | 29,8   | 49,2   | 63,3   | 67,5    | 305           |
| Май            | 6,4    | 15,3   | 25,2   | 29,7    | 313           |
| Июнь           | 2,3    | 7,6    | 13,8   | 16,1    | 354           |
| Июль           | 1,5    | 6,4    | 12,6   | 15,6    | 716           |
| Август         | 4,0    | 9,9    | 14,3   | 18,0    | 727           |
| Сентябрь       | 7,6    | 19,3   | 31,4   | 36,8    | 907           |
| Октябрь        | 7,8    | 21,1   | 30,4   | 36,8    | 497           |
| Ноябрь         | 5,1    | 13,6   | 40,4   | 55,7    | 235           |
| Декабрь        | 6,3    | 30,1   | 63,1   | 76,7    | 206           |
| Среднее за год | 9,3    | 23,0   | 40,4   | 47,6    | 4837          |

Общее число случаев – 4837. Максимальное число случаев приходится на сентябрь – 907, немного меньше – на июль, август и октябрь, а минимальное количество случаев отмечается в январе – 139. Туман с видимостью <200 м в среднем отмечается в 9,3% от общего количества случаев. Чаще всего такие туманы наблюдаются в феврале и апреле, а реже – в июле.

При анализе повторяемости туманов за каждый месяц можно выделить теплый (май - октябрь) и холодный периоды (ноябрь - апрель) года.

В холодный период повторяемость туманов довольно высока как при дефиците точки росы от 0 до 1°С (от 68,7% в январе до 98,8% в ноябре), так и при 2-3°С (максимум повторяемости отмечен в январе – 30,5%), а при 4-5°С туманы наблюдаются в период с декабря по апрель (от 0,3% в апреле до 1,6% в феврале) [3].

В теплый период минимальное число случаев с туманами зафиксировано в мае – 1279. При дефиците точки росы 4-5°С туманы отмечались с низкой повторяемостью (0,1–0,8%) во все месяцы, кроме октября. Максимум повторяемости отмечается при значении дефицита точки росы в градации от 0 до 1°С (от 85,1% в июле до 99% в октябре) [3].

Такое распределение повторяемости напрямую связано с условиями

образования туманов, так как при более высоких положительных температурах необходима более высокая влажность для образования тумана. При низких отрицательных температурах для образования тумана достаточно низкой относительной влажности при наличии глубокой инверсии температуры и ядер конденсации.

По средним многолетним данным туманы наблюдаются при температурах от  $-30^{\circ}\text{C}$  до  $25^{\circ}\text{C}$  [3]. При этом наиболее часто туманы наблюдаются при температурах от  $0^{\circ}\text{C}$  до  $15^{\circ}\text{C}$  и значениях дефицита точки росы  $0-1^{\circ}\text{C}$  (19,5-25%). Среднегодовая многолетняя повторяемость при значениях дефицита точки росы  $0-1^{\circ}\text{C}$  составляет 92,3%.

При значениях дефицита точки росы  $2-3^{\circ}\text{C}$  туманы отмечаются при температурах от  $-30^{\circ}\text{C}$  до  $+25^{\circ}\text{C}$  с повторяемостью до 2%, однако среднегодовая многолетняя повторяемость значительно меньше, чем при значениях дефицита точки росы  $0-1^{\circ}\text{C}$ , всего 7,2% [3].

При значениях дефицита точки росы более  $5^{\circ}\text{C}$  при любой температуре туманы практически не образуются.

### 2.3 Материалы и методы исследования

В авиационной практике используются следующие обозначения различных типов тумана:

1) FG (Fog – туман) - скопление в воздухе очень мелких капель воды, образующихся в результате охлаждения влажного воздуха, которое приводит к уменьшению горизонтальной видимости менее 1000 м.

2) FZFG (Freezing fog – переохлажденный туман) - замерзающий туман состоит из переохлажденных капелек.

3) MIFG (Shallow fog – поземный туман) - используется, когда наблюдаемая горизонтальная видимость составляет 1000 м или более. Однако,



в слое между уровнем земли и 2 м над землей (на предполагаемом уровне глаз наблюдателя) существует слой, в котором истинная видимость составляет менее 1000 м.

4) BCFG (Patches fog – туман клочьями) - указывает на наличие обрывков тумана, беспорядочно покрывающих аэродром.

5) PRFG (Partial fog – частичный туман) - значительная часть аэродрома покрыта туманом, а на остальной части туман отсутствует. Видимость в тумане должна быть менее 1 000 м, при этом туман распространяется, по меньшей мере, до высоты двух метров над землей [1,8,9].

Для первой нейронной сети данные из архива аэродрома Пулково (о наблюдении различных типов туманов, а также все данные о погоде за 2022 год для контрольного тестирования модели) были предоставлены Северо-Западным филиалом ФГБУ «Авиаметтелеком Росгидромета» [8]. Сначала данные были взяты промежутком 10 лет. С января 2010 года по начало февраля 2022 года. Затем было давлено еще 20 лет данных: с 1994 по 2010 год.

Для второй нейронной сети данные взяты с 2011 по 2022 год, где последний год используется для тестовой проверки.

### 3. Глубокое обучение: Нейронные сети

Ученые и изобретатели давно мечтали создать машину, которая сама может думать, заменяя человеческое мышление. Такие мечты берут начало еще в Древней Греции. Когда люди задумались о программируемых вычислительных машинах, у них возник вопрос: как сделать их «разумными»? Сейчас искусственный интеллект (ИИ) – это невероятно быстро развивающаяся отрасль программирования, которая имеет многочисленные ответвления. Люди хотят иметь программы, которые могли бы автоматизировать рутинный труд, помогали в решениях сложных задач и поддерживали научные исследования.

В данной главе будет рассмотрено определение нейронных сетей и их виды. Будут показаны различные функции активации нейронов, способы минимизации ошибки прогнозов с помощью нейронных сетей и алгоритм прямого и обратного распространения синоптических связей в сетях.

Также будет рассмотрен алгоритм написания полносвязных нейронных сетей, алгоритм обучения сети.

#### 3.1 Глубокое обучение

Глубокое обучение зародилось еще в 1940х годах, тогда оно было известно, как кибернетика. Затем волна исследования этой дисциплины возникла в 1980х годах под названием – коннекционизм, а в 2006 году глубокое обучение возродилось при нынешнем названии - ИИ.

Одни из первых алгоритмов обучения сегодня назывались бы моделями биологического обучения, т.е. моделями процессов, происходящих в человеческом мозге. Поэтому одно из предыдущих названий глубокого обучения – искусственные нейронные сети (ИНС). ИНС является моделью глубокого обучения в виде инженерной системы, которая действует как

биологический мозг.

Нейронный подход к глубокому обучению основан на двух главных идеях. Первая мысль заключается в том, что мозг – это доказательный пример возможности разумного поведения. Поэтому построение ИИ основано на анализе принципов работы мозга и на воспроизведении его функций. Вторая идея состоит в желании людей понять, как работает мозг человека и какие принципы лежат в основе разума. Поэтому модели глубокого машинного обучения полезны вне зависимости применения их к инженерным задачам.

Нейрон является базовым элементом нервной системы организмов, нервная система в свою очередь состоит из миллиардов нервных клеток (нейронов). Как правило, нервный импульс продвигается от дендритов и тела клетки к аксону (нейриту) до тех пор, пока не достигнет концевых синаптических луковичек. В этом месте нервный импульс встречается с дендритами другого нейрона, и его движение продолжается [10]. Но для того, чтобы нейрон сформировал импульс (потенциал действия) необходимо достигнуть определенный пороговый уровень его стимулирования. Этот уровень называется нейронным порогом [10]. Нейроны бывают разных типов, каждый из которых предназначен для выполнения определенных функций.

Так и с машинным обучением, существует большое количество видов нейронных сетей, которые отличаются между собой архитектурой, особенностями функционирования и сферами применения. При этом чаще других встречаются сети трех видов:

- 1) Нейронные сети прямого распространения (Feed forward neural networks, FFNN). Прямолинейный вид нейросетей, при котором соседние узлы слоя не связаны, а передача информации осуществляется напрямую от входного слоя к выходному.

- 2) Сверточные нейронные сети (Convolutional neural network, CNN). Состоят из слоев пяти типов: входной, свертывающий, объединяющий, подключенный и выходной. Каждый слой выполняет определенную задачу:

например, обобщает или соединяет данные. Сверточные нейросети применяются для классификации изображений, распознавания объектов, прогнозирования, обработки естественного языка и других задач.

3) Рекуррентные нейронные сети (Recurrent neural network, RNN). Используют направленную последовательность связи между узлами. В RNN результат вычислений на каждом этапе используется в качестве исходных данных для следующего. Благодаря этому, рекуррентные нейронные сети могут обрабатывать серии событий во времени или последовательности для получения результата вычислений. RNN применяют для языкового моделирования и генерации текстов, машинного перевода, распознавания речи и других задач.

Для решения задачи прогноза вида тумана и его видимости была взята многослойная нейронная сеть (рисунок 3.1).

Многослойные нейронные сети содержат множество входных узлов, которые образуют входной слой. В данной задаче такими узлами являются – скорость ветра (м/с), направление ветра (градусы), порывы ветра (м/с), видимость (м), общая облачность (баллы), облачность нижнего яруса (баллы), высота нижней границы облачности (м), температура воздуха (°С), температура точки росы (°С), давление (гПа) и рассчитанная характеристика на основе данных – дефицит точки росы (°С). Внутри сетки находится несколько скрытых слоев вычислительных нейронов, где и происходит основная работа. Последний слой называется выходным, в данной задаче он содержит вероятность возникновения пяти видов тумана на аэродроме и прогноз видимости самого вероятного.

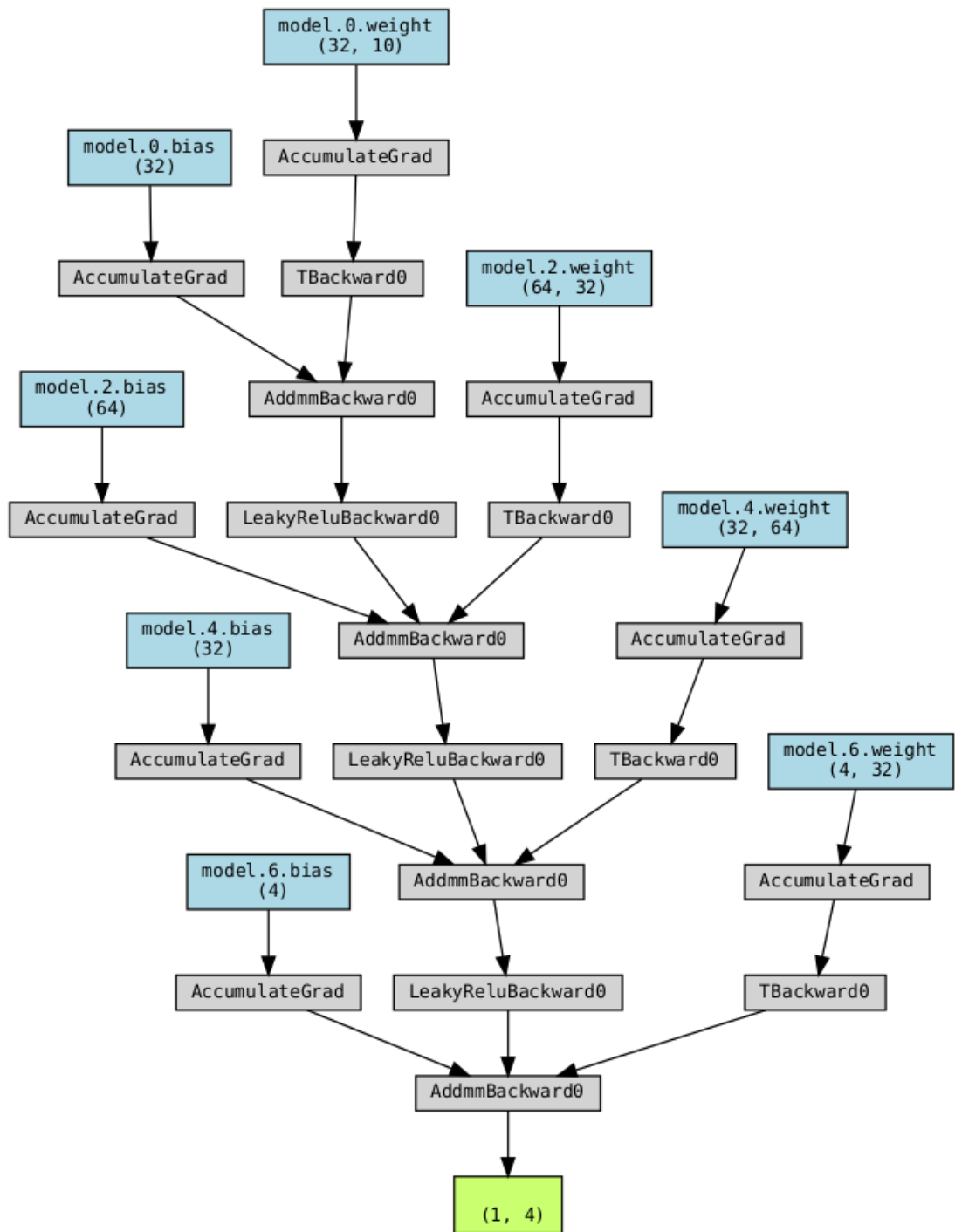


Рисунок 3.1 – схема многослойной нейронной сети

Такие многослойные сети обладают определенными отличительными свойствами:

- Каждый нейрон имеет гладкую (всюду дифференцируемую) нелинейную функцию активации;
- Сеть содержит один или несколько слоев скрытых нейронов, не являющихся частью входа или выхода сети;
- Сеть обладает высокой степенью связности, реализуемой посредством синаптических соединений.

Учитывая все эти свойства и способность к обучению на собственном опыте нейронная сеть обеспечивает высокую вычислительную мощность. Такой вид сетей имеет достаточную точность и скорость для прогнозирования временных рядов.

К недостаткам данного типа ИНС можно отнести сложность теоретического анализа ввиду распределенной нелинейности и высокой связности сети, а также трудность визуализации процесса обучения сети ввиду наличия скрытых нейронов.

### 3.2 Этапы минимизации ошибки прогноза

Нейронные сети часто обучаются стохастически, то есть на разных итерациях используются разные части данных. Это обусловлено двумя причинами: во-первых, наборы данных, используемые для обучения, часто очень большие, чтобы хранить их полностью в оперативной памяти и/или производить вычисления эффективно; во-вторых, оптимизируемая функция обычно невыпуклая, таким образом, использование разных частей данных на каждой итерации может помочь от застревания модели в локальном минимуме. Кроме того, обучение нейронных сетей обычно производится с помощью градиентных методов первого порядка, так как из-за большого количества параметров в нейронной сети невозможно эффективно применять методы более высоких порядков.

Алгоритмы оптимизации, используемые для обучения глубоких моделей, отличаются от традиционных алгоритмов оптимизации в нескольких отношениях. Машинное обучение обычно работает не напрямую. В большинстве ситуаций нас интересует некоторая мера качества  $R$ , которая определена относительно тестового набора и может оказаться вычислительно неприступной. Поэтому модель оптимизируется  $R$  косвенно, уменьшая другую функцию стоимости  $J(\theta)$  в надежде, что при этом улучшится и  $R$ . Это резко отличается от чистой оптимизации, где минимизация  $J$  и есть конечная цель.

### 3.2.1 Градиентный стохастический спуск

Стохастический градиентный спуск – итерационный метод для оптимизации целевой функции с подходящими свойствами гладкости (например, дифференцируемость). Его можно расценивать как стохастическую аппроксимацию оптимизации методом градиентного спуска, поскольку он заменяет реальный градиент, вычисленный из полного набора данных, оценкой, вычисленной из случайно выбранного подмножества данных. Это сокращает задействованные вычислительные ресурсы и помогает достичь более высокой скорости итераций в обмен на более низкую скорость сходимости. Особенно важен в моделях, связанных с обработкой больших данных.

Решается задача минимизации целевой функции, которая имеет форму суммы.

Метод стохастического градиентного спуска (СГС) и его варианты – пожалуй, самые употребительные алгоритмы машинного обучения вообще и глубокого обучения в частности (рис. 3.2) [11].

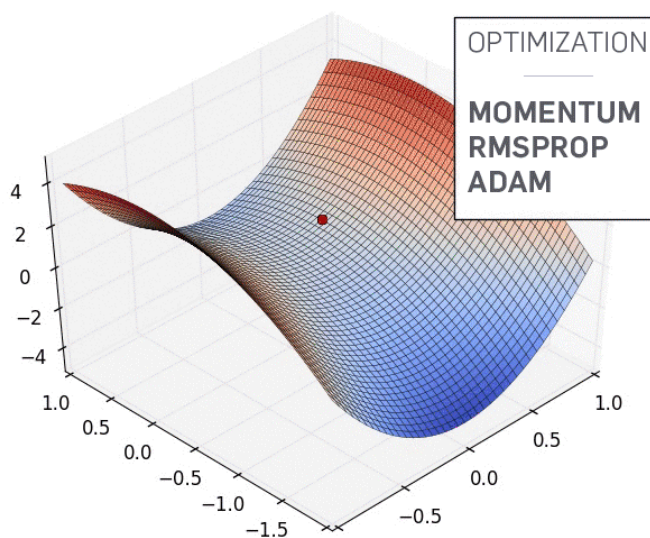


Рисунок 3.2 – стохастический градиентный спуск

Основной параметр алгоритма СГС – скорость обучения. Необходимо постепенно уменьшать ее со временем, поэтому будем обозначать  $\epsilon_k$  скорость обучения на  $k$ -ой итерации. Связано это с тем, что СГС-оценка градиента вносит источник шума (случайная выборка  $m$  обучающих примеров), который не исчезает, даже когда мы нашли минимум. Напротив, при использовании пакетного градиентного спуска истинный градиент полной функции стоимости уменьшается по мере приближения к минимуму и обращается в 0 в самой точке минимума, так что скорость обучения можно зафиксировать.

Метод СГС обновляет каждый параметр, вычитая градиент оптимизируемой функции по соответствующему параметру и масштабируя его на шаг обучения  $\eta$ , являющийся гиперпараметром. Если  $\eta$  слишком большой, то метод будет расходиться; если слишком маленький — будет сходиться медленно.

Скорость обучения можно выбрать методом проб и ошибок, но обычно лучше понаблюдать за кривыми обучения – зависимостью целевой функции от



времени [11].

Достаточные условия сходимости СГС имеют вид:

$$\sum_{k=1}^{\infty} \varepsilon_k = \infty \quad \text{и} \quad \sum_{k=1}^{\infty} \varepsilon_k^2 < \infty \quad (3.1)$$

На практике скорость обучения уменьшают линейно.

### 3.2.2 Функция ошибки

Разница между желаемыми и полученными на выходе результатами называется ошибкой обучения. Ошибка обучения для нейронной сети вычисляется путем сравнения выходных и желаемых значений, из таких разностей формируется функция ошибки.

Функция ошибки, это функция минимизации в процессе обучения построенной нейронной сети, примером такой функции может служить среднеквадратическая ошибка. Это очень важный показатель, так как от качества построенной нейронной сети зависят ее способности выполнять поставленные задачи.

Алгоритм минимизации среднеквадратической ошибки основан на применении дискретных значений функции стоимости. Этот алгоритм работает только с линейными нейронами, то есть сигнал ошибки определяется как разность между вектором желаемого значения выхода и транспонированной матрицей данных. Если продифференцировать функцию вектором весов, то можно оценить вектор градиента и использовать его в методе градиентного спуска.

Как описано выше, основным параметром градиентного спуска является скорость обучения. Обратная связь для вектора весов в алгоритме минимизации среднеквадратической ошибки ведет себя как низкочастотный фильтр [10]. Усредненная временная константа этой фильтрации обратно пропорциональна параметру скорости обучения [10]. Поэтому, при маленьких значениях

скорости обучения процесс адаптации будет очень медленным, при этом алгоритм минимизации среднеквадратической ошибки будет помнить больше предыдущих данных, а значит фильтрация будет более качественной.

Если подытожить сказанное выше, то можно сделать вывод о том, что значение, обратное параметру скорости обучения и есть мера памяти алгоритма минимизации среднеквадратической ошибки.

В данной работе был использован вектор весовых коэффициентов, который перемещается не по определенной траектории, а по случайной, потому и градиентный спуск стохастический.

Алгоритм минимизации среднеквадратической ошибки является частным случаем стохастической системы с обратной связью, последняя оказывает влияние на сходимость алгоритма минимизации среднеквадратической ошибки [10].

### 3.2.3 Скорость обучения

Скорость обучения ( $\varepsilon$ ) – это положительный скаляр, который определяет длину шага [11]. Самым популярным способом выбора такого скаляра является случайный подбор некоторых малых констант, но существуют и более точные способы вычисления скорости обучения.

Иногда в моделях удается найти размер шага, при котором производная по направлению обращается в ноль. Другим подходом является вычисление функции:

$$f(x - \varepsilon \nabla_x f(x)) \quad (3.2)$$

для нескольких значений  $\varepsilon$  и выбрать то, при котором желаемая (целевая) функция принимает наименьшее значение. Такой способ называется линейным поиском.

### 3.2.4 Алгоритм обратного распространения

Если выбрана нейронная сеть прямого распространения, которая берет на вход  $x$  и вычисляет выход  $y$ , то данные передаются по такой сети только в одном направлении – вперед. На этапе обучения прямое распространение может продолжаться до тех пор, пока не будет получена скалярная стоимость  $J(\theta)$  [11]. Алгоритм обратного распространения помогает передать информацию в обратном направлении по нейронной сети для вычисления градиента (рисунок 3.3).

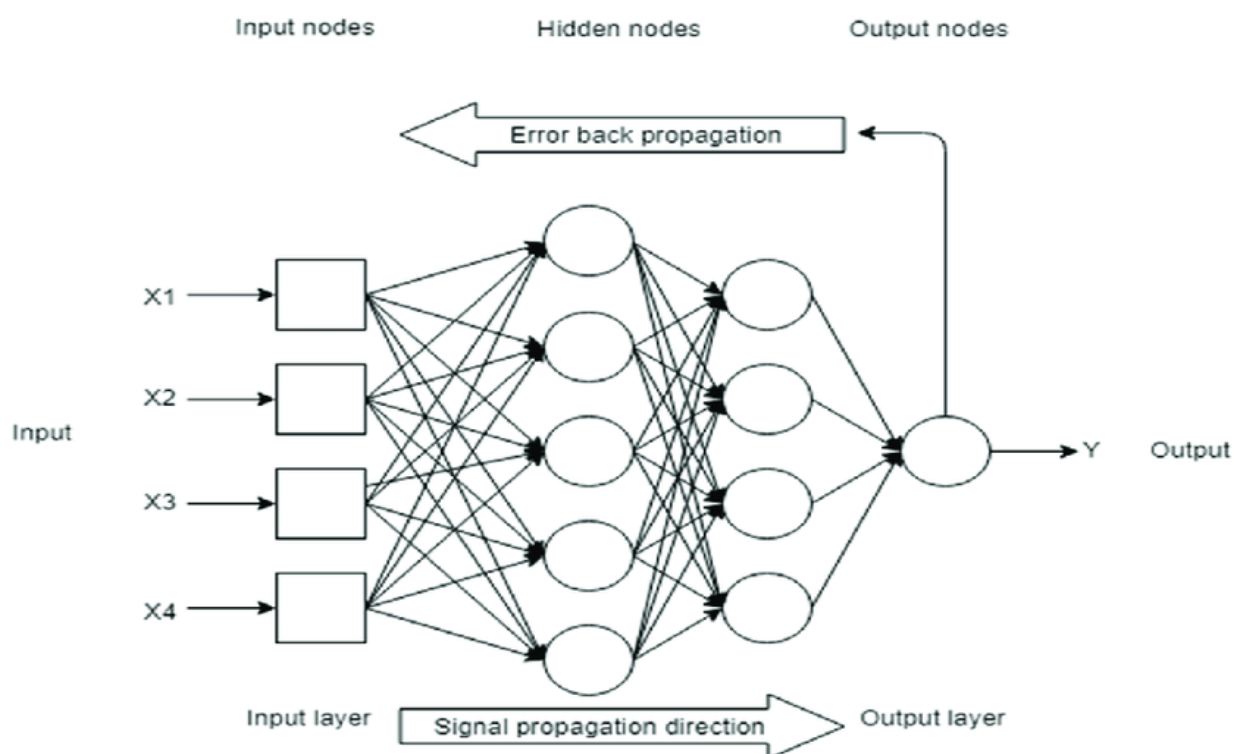


Рисунок 3.3 – схема нейронной сети прямого и обратного распространения

В общем виде алгоритм обратного распространения выглядит следующим образом:

Введем несколько понятий. Граф – это ориентированный граф, узлы

которого соответствуют операциям или переменным [12]. Операция – это простая функция одной или нескольких переменных [11]. Функция стоимости – это функция, которая возвращает число, представляющее насколько хорошо нейронная сеть выполнила сопоставление обучающих примеров для корректного вывода [13].

Чтобы вычислить градиент некоторой скалярной величины  $z$  относительно одного из предков в графе, мы прежде всего заметим, что градиент по  $z$  равен  $dz/dz = 1$ . Затем можно вычислить градиент по каждому родителю  $z$  в графе, умножая текущий градиент на якобиан операции, породившей  $z$ . И так мы продолжаем умножать на якобианы, двигаясь в обратном направлении по графу, пока не дойдем до  $x$ . Если некоторая вершина достижима из  $z$  по двум или более путям, то градиенты суммируются вдоль каждого пути [11].

Алгоритм обратного распространения был разработан для того, чтобы избежать многократного вычисления одного и того же выражения при дифференцировании сложной функции, в противном случае скорость выполнения алгоритма возрастала экспоненциально [11].

### 3.3 Функции активации нейронов

В искусственных нейронных сетях функция активации нейрона определяет выходной сигнал, который определяется входным сигналом или набором входных сигналов.

Рассмотрим нейрон:

$$Y = \sum(\text{вес} * \text{входное значение}) + \text{смещение} \quad (3.3)$$

$Y$  может приобретать любые значения от  $+\infty$  до  $-\infty$ , нейроны не знают

границу, после которой начинает действовать функция активации. Чтобы решить эту проблему вводят функцию активации. Эта функция проверяет произведенное нейроном значение  $Y$  на предмет того, должны ли внешние связи рассматривать этот нейрон как активированный, или его можно игнорировать. Нейрон считается активированным, если он превышает некоторое пороговое значение.

Существует пять основных, часто используемых функций активации:

1) Ступенчатая функция

Эта функция является самой простой: пусть функция  $F$  активирована, если  $Y >$  границы, иначе нет или пусть  $F = 1$ , тогда если  $Y >$  границы, то  $F = 0$  (рисунок 3.4).

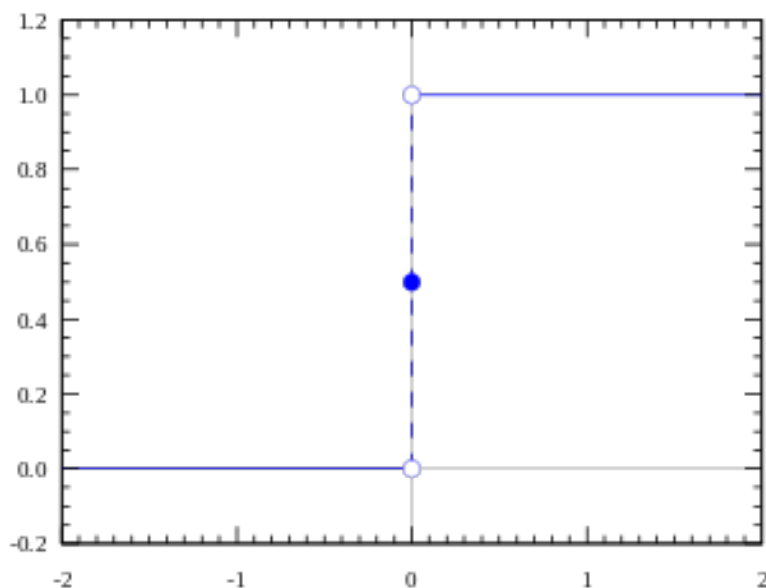


Рисунок 3.4 – схема работы ступенчатой функции активации

Недостаток этой функции состоит в том, что она построена только для одного нейрона. В случаях, когда в модели есть несколько нейронов, функция может высчитать нейрон с наибольшим значением функции активации. Но все же часто бывает, что несколько нейронов могут быть активизированы, что

является недостатком этой функции.

## 2) Линейная функция активации

Линейная функция представляет собой прямую линию и пропорциональна входу (то есть взвешенной сумме на этом нейроне) (рисунок 3.5).

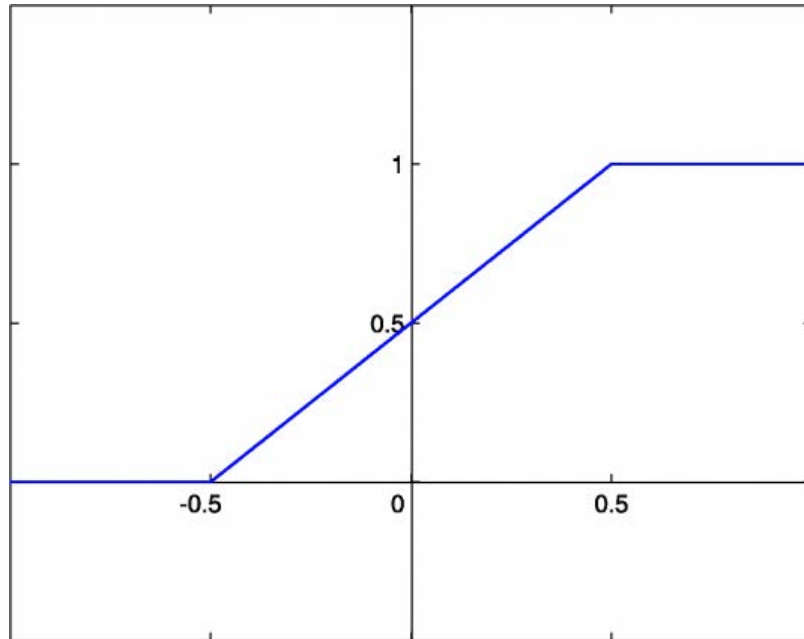


Рисунок 3.5 – схема работы линейной функции активации

Такая активационная функция позволяет получать спектр значений, а не только бинарный ответ. Можно соединить несколько нейронов вместе и, если более одного нейрона активировано, решение принимается на основе применения операции  $\max$  (или  $\text{softmax}$ ).

Но и в этой функции есть недостатки. В моделях обычно присутствует несколько связанных слоев, каждый из которых активируется линейной функцией. Значение с первой функции переходит в следующий слой в качестве входа, второй слой рассчитывает взвешенную сумму и активирует другие нейроны по итогам расчетов. Получается, что линейная функция на последнем слое в этой цепочке будет линейной функцией от первого слоя. Это значит, что

все слои можно заменить одним и нет возможности использовать несколько.

### 3) Сигмоида

Сигмоида – это гладкая, нелинейная функция. С этой функцией активации можно использовать несколько слоев, так как их комбинация также является нелинейной. Для решения задач классификации эта функция хорошо подходит, так как она стремится привести значения к одной из сторон кривой, именно такое поведение позволяет находить четкие границы при прогнозе (рисунок 3.6).

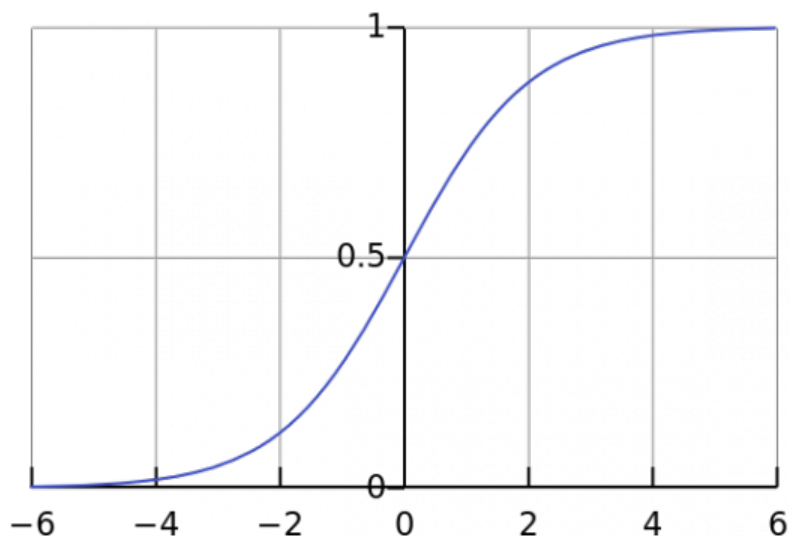


Рисунок 3.6 – схема работы функции активации сигмоида

Недостатком этой функции является то, что на ее границах, значение  $Y$  слабо реагирует на изменение  $X$ , из-за чего нейроны могут очень медленно обучаться или вовсе исчезать.

### 4) Гиперболический тангенс

Эта функция является скорректированной сигмоидной функцией, поэтому ее функции аналогичны рассмотренной ранее. Отличие состоит в том, что градиент тангенциальной функции больше, чем у сигмоиды (производная круче). Решение о том, выбрать ли сигмоиду или тангенс, зависит от

требований к амплитуде градиента (рисунок 3.7).

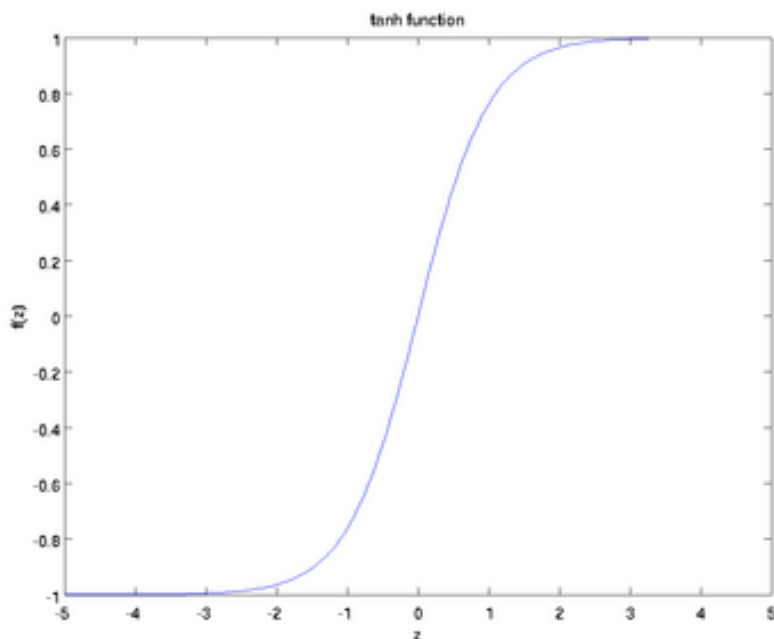


Рисунок 3.7 – схема работы тангенциальной функции

##### 5) Функция активации ReLu (Leaky ReLu)

ReLu возвращает значение  $x$ , если  $x$  положительно, и  $0$  в противном случае, схема ее работы представлена на рисунке 3.8.

По началу кажется, что эта функция линейная, но это не так. Математически ее можно представить в виде:

$$f(x) = x, \text{ при } x > 0 \quad (3.4)$$

Область допустимых значений от  $0$  до  $inf$ .



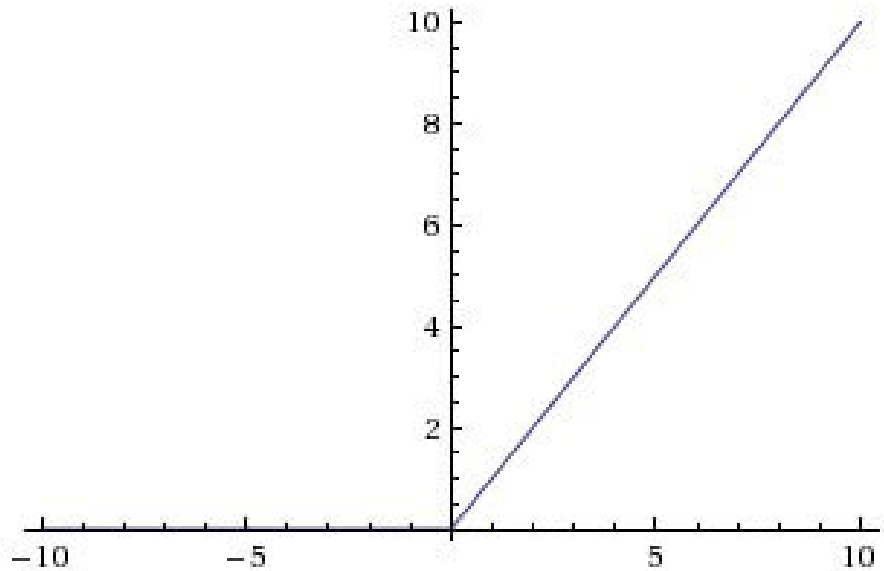


Рисунок 3.8 – схема работы функции ReLu

Функция ReLu позволяет активизировать не все нейроны, а их часть, что облегчает работу вычислительной машине. Такое свойство очень полезно использовать в глубоких сетках с огромным количеством нейронов.

Недостатком этой функции является то, что она возвращает 0 для отрицательных значений, так как градиент на этой части равен 0. Из-за равенства нулю градиента, веса не будут корректироваться во время спуска. Это означает, что пребывающие в таком состоянии нейроны не будут реагировать на изменения в ошибке/входных данных. Чтобы решить эту проблему функцию ReLu немного модифицировали – Leaky ReLu (рисунок 3.9).

Для нее задается выражение:

$$f(x) = 0,01x, \text{ при } x < 0 \quad (3.5)$$

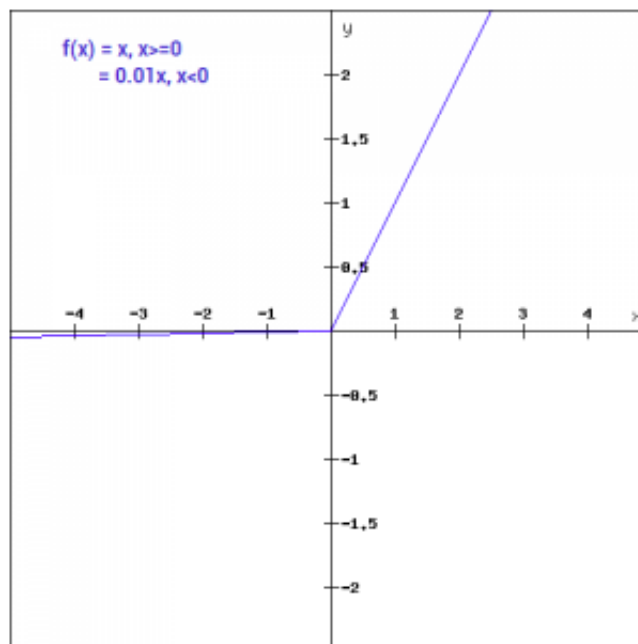


Рисунок 3.9 – схема работы функции Leaky ReLu

В данной работе для первой сетки на вход подаются очень большие объемы данных, поэтому используется именно функция Leaky ReLu, так как она не требует высокой вычислительной мощи. Для второй сетки используется функция активации сигмоида.

### 3.4 Алгоритм обучения

Глубокое обучение является частным случаем машинного обучения. Алгоритм машинного обучения должен иметь некие настройки, которые называются гиперпараметрами, они определяются вне самого алгоритма обучения. Машинное обучение можно отнести к прикладной статистике, при этом внимание обращается на использование компьютеров для статистического оценивания сложных функций, а не на определение доверительных интервалов для этих функций. Существует два основных подхода к статистике: частотные оценки и байесовский вывод [11].

Алгоритм машинного обучения – это алгоритм, который способен обучаться на данных [11]. Почти все алгоритмы можно разделить на две основные категории: с учителем и без учителя. В данной работе использовался алгоритм обучения с учителем, поэтому рассмотрим его более подробно.

Алгоритму обучения с учителем предоставляется набор данных, который содержит в себе признаки целевого класса. При таком обучении алгоритм анализирует признаки учителя и учиться в дальнейшем определять по ним результат. По сути, обучение с учителем сводится к тому, что алгоритм наблюдает несколько примеров случайного вектора  $x$  и его значения  $y$  и пытается предсказать  $y$  по  $x$ , чаще всего в виде вероятности  $p(y/x)$ .

### 3.4.1 Кросс-энтропия

Кросс-энтропия (или логарифмическая функция потерь) измеряет расхождение между двумя вероятностными распределениями. Если значение кросс-энтропии большое, то и разница между двумя распределениями большая и соответственно наоборот.

При кросс-энтропии рассматривается задача классификации входных данных двумя классами: 0 и 1. Для каждого параметра генерируется случайная величина, вероятность которой принимает значение 1 ( $p$ ) и 0 ( $1-p$ ). Используя метод максимального правдоподобия, функция записывается следующим образом:

$$p(y|x, w) = \prod_i p(y_i|x_i, w) = \prod_i a_i^{y_i} (1 - a_i)^{1-y_i} \rightarrow \max \quad (3.6)$$

$$\sum_i (-y_i \log a_i - (1 - y_i) \log(1 - a_i)) \rightarrow \min \quad (3.7)$$

где  $a_i = a(x_i|w)$  – ответ алгоритма, который зависит от параметров  $w$ , на

$i$ -м элементе.

Когда функцию правдоподобия прологарифмировали, то получили, что его максимизация эквивалента минимизации [14].

Бинарная кросс-энтропия определяется как:

$$Loss = L(y, p) = -y \log(p) - (1 - y) \log(1 - p) \quad (3.8)$$

Все функции потерь показывают то, на сколько отличается прогнозируемое значение от фактического. Бинарная кросс-энтропия вычисляет такую потерю, когда на выход получается два значения: положительное и отрицательное.

### 3.4.2 Алгоритм с адаптивной скоростью обучения (Adam)

Скорость обучения – это один из самых трудных для установки гиперпараметров, так как он напрямую влияет на качество модели. Это утверждение подтверждает глава 3.1, так как минимизация ошибок зависит от скорости обучения.

Существует много методов адаптации скорости обучения:

- Delta-bar-delta (один из первых)

Основан на простом методе: если частная производная функции потерь по параметру модели не меняет знак, то скорость обучения требуется увеличить, если знак меняется, то скорость обучения следует уменьшить.

- AdaGrad

Этот алгоритм по отдельности адаптирует скорости обучения всех параметров модели, умножая их на коэффициент, обратно пропорциональный квадратному корню из суммы всех прошлых значений квадрата градиента. Если

частная производная функции потерь имеет большое значение, то скорость обучения уменьшается быстро, а если частная производная имеет маленькое значение, то и скорость обучения уменьшается медленнее. Недостатком такого алгоритма является то, что накапливание квадратов градиента с момента начала обучения может привести к преждевременному уменьшению скорости обучения, а значит модель недообучается.

- RMSProp

Данный алгоритм является модификацией предыдущего алгоритма AdaGrad, именно в этом алгоритме стали учитывать возможную ошибку раннего уменьшения скорости обучения. В этом алгоритме используется экспоненциально затухающее среднее, то есть давние значения квадратов градиента отбрасываются для того, чтобы повысить скорость обучения.

- Adam

Крайний в списке алгоритм также является адаптивным. Название «Adam» – сокращение от «adaptive moments» (адаптивные моменты) [11]. Точнее всего рассматривать этот алгоритм как комбинацию алгоритма RMSProp и импульсного метода, только с некоторыми отличиями. В Adam включен импульс в виде оценки первого момента (с экспоненциальными весами) градиента. Самый прямой способ добавить импульс в RMSProp – применить его к масштабированным градиентам. У использования импульса в сочетании с масштабированием нет ясного теоретического обоснования. Также Adam включает поправку на смещение в оценки как первых моментов (член импульса), так и вторых (нецентрированных) моментов для учета их инициализации в начале координат. RMSProp также включает оценку (нецентрированного) второго момента, однако в нем нет поправочного коэффициента. Таким образом, в отличие от Adam, в RMSProp оценка второго момента может иметь высокое смещение на ранних стадиях обучения. Вообще говоря, Adam считается довольно устойчивым к выбору гиперпараметров, хотя скорость обучения иногда нужно брать отличной от предлагаемой по

умолчанию (по умолчанию 0.001) [11].

В настоящее время нет единого мнения о том, какой алгоритм лучше использовать, так как семейство алгоритмов с адаптивной скоростью обучения имеют устойчивые вычисления. В данной работе используется именно алгоритм Adam для первой и второй нейронной сети.

## 4. Алгоритм работы

### 4.1 Постановка задачи

В данной работе необходимо произвести анализ данных, их обработку для того, чтобы в дальнейшем можно было их использовать в нужном формате. Данные надо разделить для двух нейронных сетей на тренировочные и тестовые, так как валидация не дает полноценного представления о точности распознавания.

Затем необходимо построить две модели многослойной нейронной сети, описать границы слоев, их количество и размер, определить количество эпох обучения.

Последним этапом является обучение. Необходимо соединить модель, обработанные данные, затем учесть скорость обучения и оптимизировать минимизацию ошибок.

### 4.2 Препроцессинг

На этом этапе как раз и происходит анализ и предварительная обработка данных, которые так необходимы для дальнейшей работы.

В этом блоке данные для первой сетки были поделены на 5 классов: туман, частичный туман, переохлажденный туман, туман клочьями и поземный туман. Затем из сырых данных были убраны ненужные элементы таблицы, произведена сортировка всех значений в зависимости от класса. Затем была проведена предобработка входных данных нормализацией со средним 0 и среднеквадратичным отклонением 1. Это необходимо для того, чтобы упростить восприятие входных данных нейронной сетью и облегчить для нее процесс обучения (нормальное распределение).

Был создан массив данных, в который входили сначала 1655 значений метеорологических параметров по каждому типу тумана, затем по 5512 значений по каждому типу, но без тумана ключьями.

Для второй нейронной сети массив данных составляло 20000 значений по туманам и 20000 значений без туманов.

Были определены целевые значения на выход сетки ( $y$ ). Далее данные были поделены для обучения и валидации, этот этап необходим для того, чтобы в дальнейшем результаты обучения можно было сравнить с контрольными значениями и сделать вывод о качестве прогнозов. На этом процесс подготовки данных был окончен.

### 4.3 Анализ данных

#### 4.3.1 Туманы FG

Как было описано выше, FG (Fog – туман) – это скопление в воздухе маленьких водяных частиц, которые образуются в результате охлаждения теплого влажного воздуха.

По анализу данных о наличии этого типа тумана на аэродроме за 12-летний период составлена таблица 4.1. В таблице 4.1 указаны количество дней с туманом этого типа за каждый год, месяц с наибольшим числом дней с туманом и границы горизонтальной видимости.



Количество туманов на аэродроме Пулково с 1 января 2010 года по 8 февраля 2022 года

| Год  | Кол-во дней с туманами | Месяц с самым большим количеством дней с туманами | Границы видимости |
|------|------------------------|---|-------------------|
| 2010 | 14                     | Сентябрь  | 50-900            |
| 2011 | 12                     | Август  | 50-900            |
| 2012 | 20                     | Апрель/Август                                     | 50-900            |
| 2013 | 26                     | Сентябрь  | 50-900            |
| 2014 | 17                     | Сентябрь/Октябрь                                  | 50-900            |
| 2015 | 13                     | Сентябрь  | 50-900            |
| 2016 | 19                     | Апрель  | 50-900            |
| 2017 | 18                     | Сентябрь  | 50-900            |
| 2018 | 32                     | Сентябрь  | 50-900            |
| 2019 | 24                     | Август/Сентябрь                                   | 50-900            |
| 2020 | 33                     | Август/Сентябрь                                   | 50-900            |
| 2021 | 15                     | Сентябрь  | 50-900            |
| 2022 | 1                      | Февраль<br>(измерения до 08.02.2022)              | 200-450           |

Анализируя таблицу, можно сказать, что чаще всего такой тип тумана

возникал в сентябре и августе, при этом горизонтальная видимость при таком тумане действительно не превышала одного километра.

Для более наглядной оценки данных был построен график (рис. 4.1) зависимости количества дней с туманом от года наблюдения.



Рисунок 4.1 – Количество дней с туманом за период с 2010 по 2022 гг

На графике (рис. 4.1) видно, что наибольшее количество дней с туманом наблюдалось в 2018 и 2020 годах, а наименьшее в 2011 и 2015. В целом в год было не более 33 случаев наблюдения, что говорит о редкости появления такого типа тумана.

Направление ветра было абсолютно разным, а вот скорость редко превышала 5 м/с, а если и превышала, то только в четырех конкретных случаях: декабрь 2013 г. (6 м/с), январь 2017 г. (6 м/с), сентябрь 2018 г. (6 м/с) и февраль 2019 г. (7 м/с).

Нижняя граница облачности менялась от 0 до 6000 км, температура варьировалась от -22,6°C до +20,7°C, а температура точки росы от -25,1°C до

+19,4°C.

#### 4.3.2 Переохлажденные туманы FZFG

Определение переохлажденного тумана схоже с обычным, только есть одно важное отличие – он состоит из переохлажденных капель воды.

По анализу данных о наличии этого типа тумана на аэродроме за 12-тилетний период составлена таблица 4.2. В таблице 4.2 указаны количество дней с туманом этого типа за каждый год, месяц с наибольшим числом дней с туманом и границы горизонтальной видимости.

Таблица 4.2

Количество дней с переохлажденным туманом на аэродроме Пулково с 1 января 2010 года по 8 февраля 2022 года

| Год  | Кол<br>-во дней с<br>туманами | Месяц с самым<br>большим количеством<br>дней | Границы<br>видимости |
|------|-------------------------------|--|----------------------|
| 2010 | 14                            | Январь                                       | 50-9000              |
| 2011 | 4                             | Ноябрь                                       | 150-7000             |
| 2012 | 6                             | Апрель/Декабрь                               | 50-900               |
| 2013 | 6                             | Февраль/Апрель                               | 50-900               |
| 2014 | 9                             | Ноябрь                                       | 100-1000             |
| 2015 | 6                             | Октябрь                                      | 50-6000              |
| 2016 | 10                            | Январь/Апрель/Д<br>екабрь                    | 100-4000             |
| 2017 | 11                            | Январь-Апрель                                | 100-5000             |
| 2018 | 5                             | Декабрь/Февраль                              | 50-3200              |

|      |    |  |           |
|------|----|--|-----------|
| 2019 | 3  | Январь                                 | 50-900    |
| 2020 | 9  | Март/Ноябрь                            | 100-2100  |
| 2021 | 14 | Декабрь/Февраль                        | 100-10000 |
| 2022 | 5  | Январь<br>(измерения до<br>08.02.2022) | 50-10000  |

Анализируя таблицу, можно сказать, что чаще всего такой тип тумана возникал не в какой-то отдельный месяц, а в период от поздней осени до ранней весны, при этом горизонтальная видимость в таком тумане была крайне различна (от 50 до 10000 метров).

Для более наглядной оценки данных был построен график (рис. 4.2) зависимости количества дней с переохлажденным туманом от года наблюдения.



Рисунок 4.2 – Количество дней с переохлажденным туманом за период с 2010 по 2022 гг

Анализируя график, приведённый на рисунке 4.2, видно, что наибольшее количество дней с туманом наблюдалось в 2010 и 2021 годах, а наименьшее в 2001 и 2019. В целом в год было не более 14 случаев наблюдения, что говорит о наибольшей редкости появления такого типа тумана на аэродроме Пулково.

Направление ветра было восточным, юго-восточным, южным, юго-западным и западным (либо штиль, когда скорость и направление ветра отмечаются 0), а вот скорость ветра не превышала 4 м/с.

Нижняя граница облачности менялась от 0 до 450 м, температура менялась от -18,2°C до -1,9°C, а температура точки росы от -20,5°C до -3,0°C.

#### 4.3.3 Поземные туманы MIFG

Поземный туман – это такой слой на уровне земли или до уровня высоты прибора измерения видимость (2 м), где реальная видимость составляет менее 1 км. Выше этого слоя горизонтальная видимость может быть любая.

На практике было замечено, что при появлении поземного тумана он мог иногда подниматься из-за влияния потоков ветра и тогда приборы, измеряющие видимость, могли давать очень низкие значения.

По анализу данных о наличии этого типа тумана на аэродроме за 12-тилетний период составлена таблица 4.3.

Таблица 4.3

Количество дней с наличием поземного тумана на аэродроме Пулково с 1 января 2010 года по 8 февраля 2022 года

| Год | Кол-во дней с | Месяц с самым большим | Границы видимости |
|-----|---------------|-----------------------|-------------------|
|     |               |                       |                   |

|      | туманами | количеством дней                        |            |
|------|----------|---|------------|
| 2010 | 31       | Сентябрь                                | 900-10000  |
| 2011 | 24       | Август/Сентябрь                         | 1100-10000 |
| 2012 | 42       | Август                                  | 600-10000  |
| 2013 | 56       | Июль                                    | 800-10000  |
| 2014 | 54       | Сентябрь                                | 1000-10000 |
| 2015 | 46       | Сентябрь                                | 1000-10000 |
| 2016 | 47       | Май/Июль/Сентябрь                       | 600-10000  |
| 2017 | 53       | Июль                                    | 1000-10000 |
| 2018 | 59       | Июль                                    | 100-10000  |
| 2019 | 54       | Август                                  | 150-10000  |
| 2020 | 58       | Август                                  | 100-10000  |
| 2021 | 35       | Июль                                    | 100-10000  |
| 2022 | 3        | Февраль<br>(измерения до<br>08.02.2022) | 3800-8000  |

Анализируя таблицу, можно сказать, что чаще всего такой тип тумана возникал в сентябре и июле, при этом горизонтальная видимость в таком тумане была крайне различна (от 100 до 10000 метров), редко приобретая значения менее 1000 метров.

Для более наглядной оценки данных был построен график (рис. 4.3) зависимости количества дней с поземным туманом от года наблюдения.

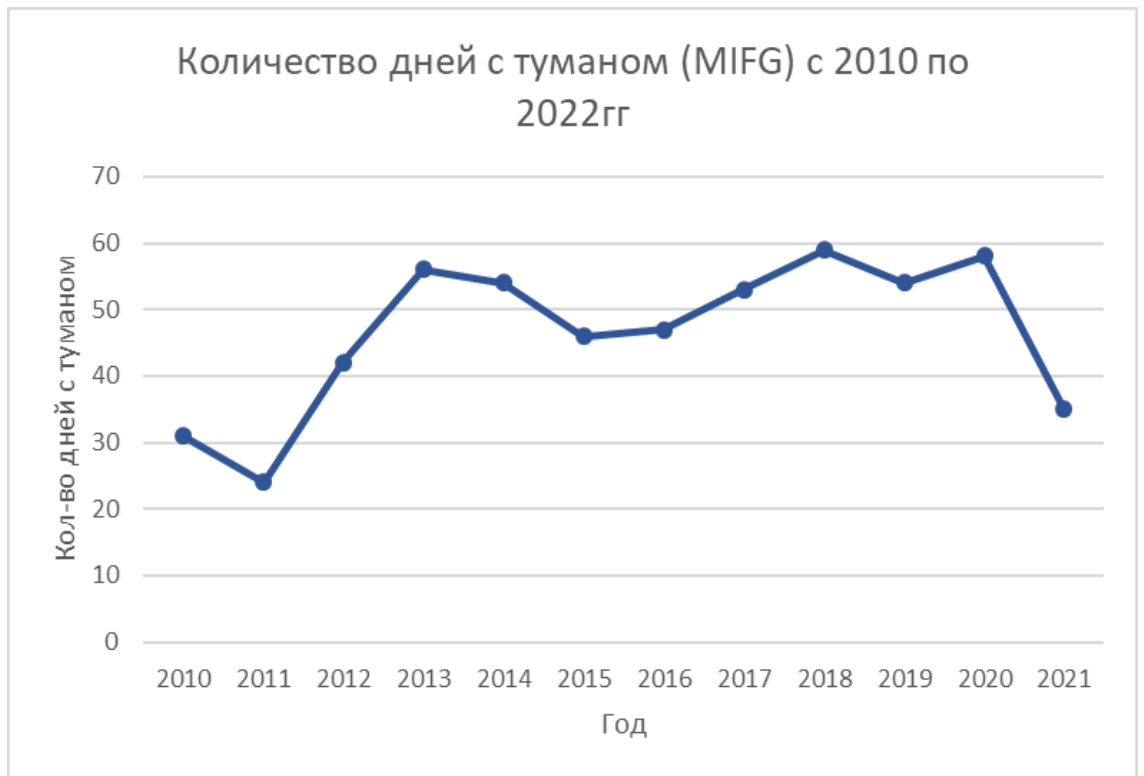


Рисунок 4.3 – Количество дней с поземным туманом за период с 2010 по 2022 гг

На графике (рис. 2.3) видно, что наибольшее количество дней с туманом наблюдалось в 2013, 2018 и 2020 годах, а наименьшее в 2011 году. В целом в год было от 20 до 59 случаев наблюдения, что такой тип тумана является одним из самых частых на аэродроме Пулково.

Направление ветра было абсолютно разным (либо штиль, когда скорость и направление ветра отмечаются 0), а скорость ветра не превышала 5 м/с.

Нижняя граница облачности менялась от 0 до 6600 м, температура варьировалась от  $-18,0^{\circ}\text{C}$  до  $+22,0^{\circ}\text{C}$ , а температура точки росы от  $-20,4^{\circ}\text{C}$  до  $+19,8^{\circ}\text{C}$ .

#### 4.3.4 Туман ключьями VCFG

Такой тип тумана определяют по его характерному внешнему виду,

выглядит он как обрывки плотного скопления взвешенных частиц в районе аэродрома. Видимость при таком типе тумана бывает как менее, так и более 1000 метров.

По анализу данных о наличие этого типа тумана на аэродроме за 12-тилетний период составлена таблица 4.4.

Таблица 4.4

Оценка данных о наличие тумана клочьями на аэродроме Пулково с 1 января 2010 года по 8 февраля 2022 года

| Год  | Кол-во дней с туманами | Месяц с самым большим количеством дней      | Границы видимости |
|------|------------------------|---|-------------------|
| 2010 | 16                     | Сентябрь                                    | 1000-10000        |
| 2011 | 11                     | Сентябрь/Ноябрь                             | 900-8000          |
| 2012 | 21                     | Август                                      | 300-8000          |
| 2013 | 33                     | Сентябрь                                    | 800-8000          |
| 2014 | 29                     | Сентябрь                                    | 900-8000          |
| 2015 | 24                     | Сентябрь                                    | 200-10000         |
| 2016 | 10                     | Сентябрь                                    | 900-8000          |
| 2017 | 12                     | Сентябрь                                    | 1100-10000        |
| 2018 | 11                     | Сентябрь/Октябрь                            | 200-10000         |
| 2019 | 6                      | Май   | 100-2100          |
| 2020 | 3                      | Февраль/Март/Август                         | 1000-1600         |
| 2021 | 3                      | Январь/Май/Август                           | 150-6000          |
| 2022 | 2                      | Январь/Февраль<br>(измерения до 08.02.2022) | 800-6000          |



Анализируя таблицу, можно сказать, что чаще всего такой тип тумана возникал в сентябре, при этом горизонтальная видимость в таком тумане была крайне различна, но в основном от 900 до 8000 метров.

Для более наглядной оценки данных был построен график (рис. 4.4) зависимости количества дней с поземным туманом от года наблюдения.



Рисунок 4.4 – Количество дней с туманом ключьями за период с 2010 по 2022 гг

На графике (рис. 4.4) видно, что наибольшее количество дней с туманом наблюдалось в 2013 году, а наименьшее в 2020 и 2021 годах. В целом в год было до 33 случаев наблюдения, поэтому этот тип тумана является одним из самых редких на аэродроме Пулково.

Направление ветра было абсолютно разным (либо штиль, когда скорость и направление ветра отмечаются 0), а скорость ветра не превышала 5 м/с.

Нижняя граница облачности менялась от 0 до 6000 м, температура варьировалась от  $-17,4^{\circ}\text{C}$  до  $+19,4^{\circ}\text{C}$ , а температура точки росы от  $-19,6^{\circ}\text{C}$  до

+18,5°C.

#### 4.3.5 Частичный туман PRFG

Этот тип тумана определяют тогда, когда большая часть аэродрома покрыта туманом, но не вся.

По анализу данных о наличие этого типа тумана на аэродроме за 12-тилетний период составлена таблица 4.5. В таблице 4.5 указаны количество дней с туманом этого типа за каждый год, месяц с наибольшим числом дней с туманом и границы горизонтальной видимости.

Таблица 4.5

Оценка данных о наличие частичного тумана на аэродроме Пулково с 1 января 2010 года по 8 февраля 2022 года

| Год  | Кол<br>-во дней с<br>туманами | Месяц с самым<br>большим<br>количеством дней | Границы<br>видимости |
|------|-------------------------------|--|----------------------|
| 2010 | 30                            | Сентябрь                                     | 50-7000              |
| 2011 | 21                            | Август/Сентябрь                              | 100-2500             |
| 2012 | 32                            | Июль/Август                                  | 50-5000              |
| 2013 | 43                            | Сентябрь                                     | 50-1700              |
| 2014 | 38                            | Сентябрь                                     | 50-3700              |
| 2015 | 38                            | Сентябрь                                     | 50-10000             |
| 2016 | 35                            | Апрель                                       | 100-9000             |
| 2017 | 32                            | Сентябрь                                     | 150-8000             |
| 2018 | 56                            | Октябрь                                      | 50-10000             |

|      |    |                                  |          |
|------|----|----------------------------------|----------|
| 2019 | 54 | Сентябрь                         | 50-10000 |
| 2020 | 65 | Сентябрь                         | 50-10000 |
| 2021 | 52 | Август                           | 50-10000 |
| 2022 | 5  | Январь (измерения до 08.02.2022) | 50-5000  |

Анализируя таблицу, можно сказать, что чаще всего такой тип тумана возникал в сентябре, при этом горизонтальная видимость в таком тумане была крайне различна, но в основном от 50 до 10000 метров.

Для более наглядной оценки данных был построен график (рис. 4.5) зависимости количества дней с поземным туманом от года наблюдения.



Рисунок 4.5 – Количество дней с частичным туманом за период с 2010 по 2022 гг

На графике (рис. 4.5) видно, что в течение исследуемого периода

количество дней с формированием этого типа тумана возрастало, наибольшее количество дней с туманом наблюдалось в 2020 году, а наименьшее в 2011 году. В целом в год было от 21 до 65 случаев наблюдения, поэтому этот тип тумана является одним из самых частых на аэродроме Пулково.

Направление ветра было абсолютно разным (либо штиль, когда скорость и направление ветра отмечаются 0), а скорость ветра не превышала 6 м/с.

Нижняя граница облачности менялась от 0 до 7500 м, температура варьировалась от  $-24,4^{\circ}\text{C}$  до  $+21,2^{\circ}\text{C}$ , а температура точки росы от  $-27,2^{\circ}\text{C}$  до  $+19,8^{\circ}\text{C}$ .

По итогу анализа данных можно сделать вывод о том, что самым часто формируемым туманом на аэродроме Пулково является поземный туман (MIFG), а самым редким – переохлажденный туман (FZFG). Скорость ветра при формировании туманов не превышает 5-7 м/с, а температура воздуха и температура точки росы варьируются в узких пределах относительно друг друга: до  $1^{\circ}\text{C}$ .

#### 4.3.6 Анализ входных данных

Для анализа были построены распределения всех входных метеопараметров. На рисунке 4.6 представлены распределения всех временных рядов за 30-летний срок.

По полученным распределениям можно сделать вывод о том, что распределение температуры, давления и температуры точки росы близко к нормальному. Распределение направления ветра имеет три максимума, а при увеличении скорости ветра повторяемость туманов на аэродроме постепенно убывала. У порывов ветра распределение вовсе отсутствует. Основное значение видимости при всех туманах было от 0 до 4500 м. Общее значение облачности в октантах было абсолютно разным, тоже самое и с облаками нижнего яруса. При

этом нижняя граница облаков в основном была до 1500м, но наблюдается также два максимума распределения на 2000м и 6000м.

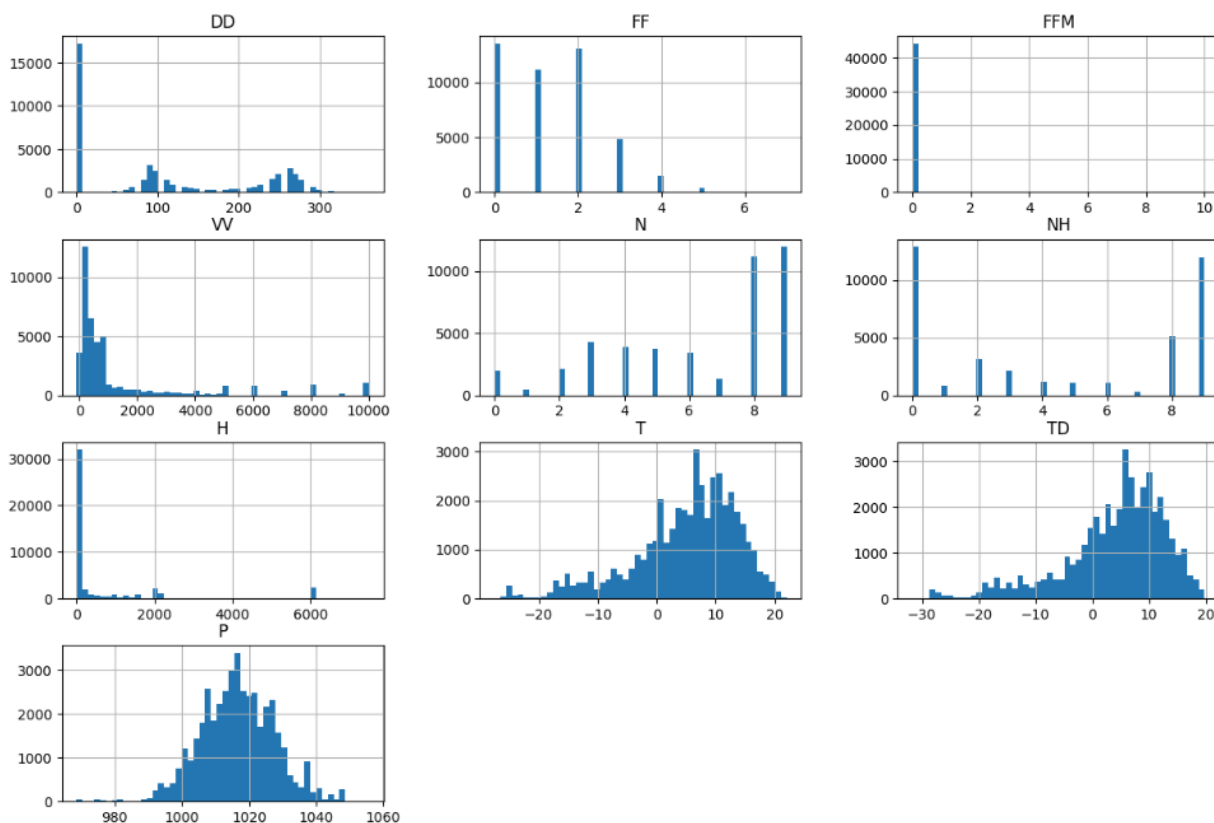


Рисунок 4.6 – распределения временных рядов тренировочных данных

На рисунке 4.7 представлены распределения всех временных рядов за 2022 год для тестовых данных.

По полученным распределениям можно сделать вывод о том, что распределение направления, скорости ветра, видимости, общего балла облачности, облачности нижнего яруса, температуры точки росы и давления очень схожи с тренировочными. При этом облачность чаще всего при туманах была до 200-250 м, а распределение температуры дало еще один максимум.

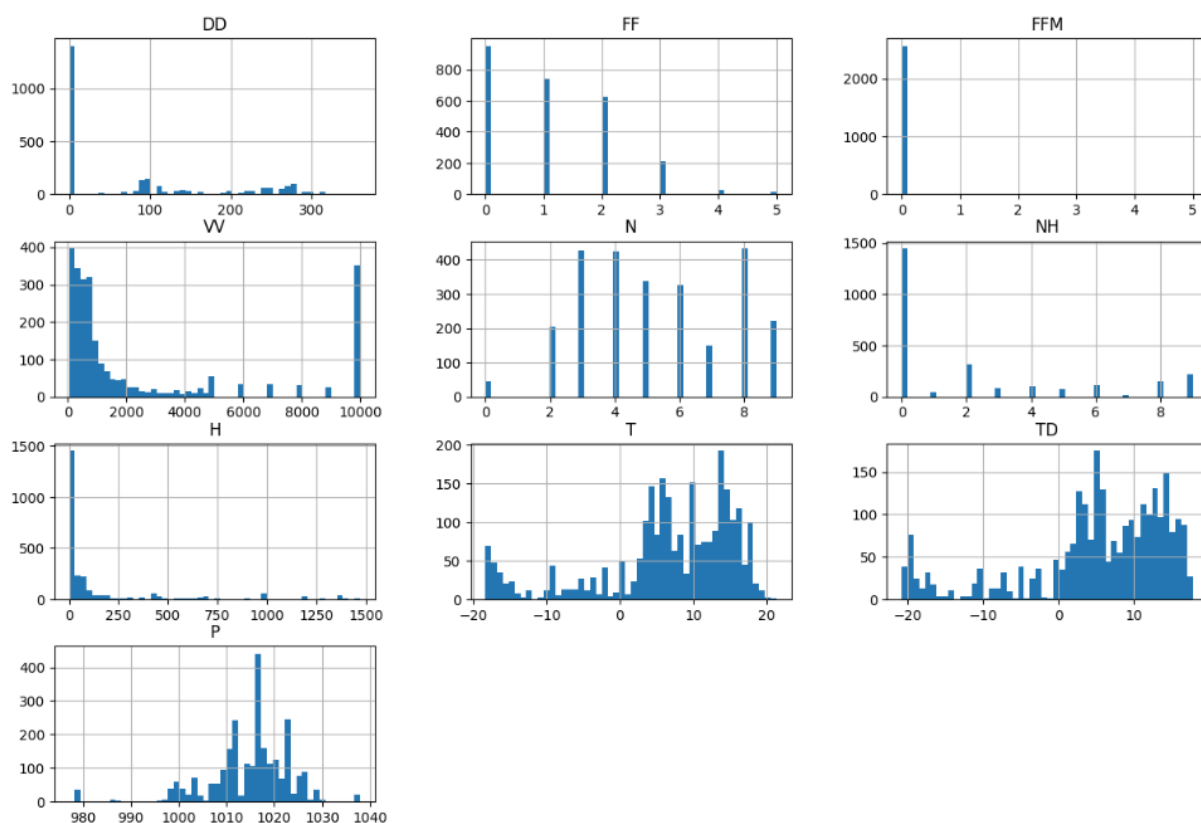


Рисунок 4.7 - распределения временных рядов тестовых данных

Далее представлены результаты статистических расчетов по тренировочным данным. Рассчитаны сумма, среднее, стандартное отклонение, минимум, максимум и квантили 25%, 50% и 70% по каждому входному метеопараметру. На рисунке 4.8 показаны статистические расчеты для тренировочных данных.

|              | DD           | FF           | FFM          | VV           | N            | NH           | H            | T            | TD           | P            |
|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| <b>count</b> | 44497.000000 | 44497.000000 | 44497.000000 | 43083.000000 | 44497.000000 | 39870.000000 | 44497.000000 | 43255.000000 | 43255.000000 | 43255.000000 |
| <b>mean</b>  | 111.327955   | 1.348810     | 0.032946     | 1373.252582  | 6.288716     | 4.550138     | 597.824572   | 5.008361     | 4.222203     | 1016.521063  |
| <b>std</b>   | 108.557940   | 1.175046     | 0.472255     | 2230.818211  | 2.699551     | 3.901967     | 1376.349111  | 8.753918     | 8.860307     | 11.135767    |
| <b>min</b>   | 0.000000     | 0.000000     | 0.000000     | -100.000000  | 0.000000     | 0.000000     | 0.000000     | -27.500000   | -31.700001   | 968.599976   |
| <b>25%</b>   | 0.000000     | 0.000000     | 0.000000     | 200.000000   | 4.000000     | 0.000000     | 30.000000    | 0.600000     | 0.200000     | 1009.000000  |
| <b>50%</b>   | 90.000000    | 1.000000     | 0.000000     | 500.000000   | 8.000000     | 4.000000     | 50.000000    | 6.700000     | 6.100000     | 1016.299988  |
| <b>75%</b>   | 240.000000   | 2.000000     | 0.000000     | 1000.000000  | 9.000000     | 9.000000     | 210.000000   | 11.300000    | 10.400000    | 1024.099976  |
| <b>max</b>   | 360.000000   | 7.000000     | 10.000000    | 10000.000000 | 9.000000     | 9.000000     | 7500.000000  | 22.000000    | 19.799999    | 1055.699951  |

Рисунок 4.8 – статистические расчеты для тренировочных данных

На рисунке 4.9 показаны статистические расчеты для тестовых данных.

|              | DD          | FF          | FFM         | VV           | N           | NH          | H           | T           | TD          | P           |
|--------------|-------------|-------------|-------------|--------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| <b>count</b> | 2570.000000 | 2570.000000 | 2570.000000 | 2570.000000  | 2570.000000 | 2570.000000 | 2570.000000 | 2570.000000 | 2570.000000 | 2570.000000 |
| <b>mean</b>  | 81.307393   | 1.093774    | 0.001946    | 2563.764591  | 5.270039    | 2.200778    | 150.101167  | 6.419070    | 5.136109    | 1014.851673 |
| <b>std</b>   | 104.956955  | 1.060344    | 0.098629    | 3438.288673  | 2.275891    | 3.132869    | 316.339253  | 9.423078    | 9.672579    | 8.707383    |
| <b>min</b>   | 0.000000    | 0.000000    | 0.000000    | 50.000000    | 0.000000    | 0.000000    | 0.000000    | -18.299999  | -20.799999  | 977.099976  |
| <b>25%</b>   | 0.000000    | 0.000000    | 0.000000    | 350.000000   | 3.000000    | 0.000000    | 0.000000    | 3.625000    | 2.200000    | 1011.099976 |
| <b>50%</b>   | 0.000000    | 1.000000    | 0.000000    | 800.000000   | 5.000000    | 0.000000    | 0.000000    | 8.000000    | 6.400000    | 1016.400024 |
| <b>75%</b>   | 140.000000  | 2.000000    | 0.000000    | 3200.000000  | 8.000000    | 4.000000    | 90.000000   | 13.700000   | 12.500000   | 1020.774994 |
| <b>max</b>   | 360.000000  | 5.000000    | 5.000000    | 10000.000000 | 9.000000    | 9.000000    | 1470.000000 | 21.299999   | 17.799999   | 1038.000000 |

Рисунок 4.9 – статистические расчеты для тестовых данных

При сравнении этих двух таблиц можно сделать выводы о сходстве и различии данных, проверить их на шум.

#### 4.4 Модель нейронной сети

На этом этапе была смоделирована архитектура и параметры нейронной сети: 11 входных значений, 5 значений на выходе модели, 3 скрытых слоя сетки, количество нейронов на начальном и конечном слое – 32.

Далее был определен процесс наследия слоев и прописана функция активации Leaky ReLu (п. 3.3).

Вторая нейронная сеть также на вход имеет 11 значений, 3 скрытых слоя и 32 нейрона на начальный и конечный слой. Функция активации для этой сети сигмоида (п. 3.3).

#### 4.5 Условия обучения

На этом этапе данные перемешиваются и форматируются в тензор, так как такой тип данных является входным условием пакета для машинного

обучения в языке программирования Python. Далее 30% данных уходит на валидацию, а 70% на обучение.

Затем данные классифицируются методом кросс-энтропии (п. 3.4.1) для первой сетки и методом бинарной кросс-энтропии (п. 3.4.1) для второй, учитывается алгоритм адаптивной скорости обучения Adam (п. 3.4.2) и ставится значение количества эпох обучения (в данных моделях 60).

Далее прописывается цикл тренировки данных, где учитывается стохастический градиентный спуск (п. 3.2.1), прямое и обратное распространение (п. 3.2.4) и считается общая функция потерь после каждой эпохи обучения.

В конце прописываются параметры визуализации процесса обучения и вывода статистики для удобства восприятия процесса обучения сетки.

#### 4.6 Результаты работы

Многослойные нейронные сети трудно визуализировать из-за наличия скрытых слоев, поэтому результаты представлены в виде матрицы ошибок.

По результатам первого эксперимента в матрице первое значение указывает на то, что модель определила частичный туман и это верно с вероятностью 97%, остальные типы тумана в этом столбце верны с вероятностями менее 1%. По результатам всей матрицы видно, что точность распознавания типов тумана составляет более 95%. Это говорит о том, что алгоритм глубокого обучения с использованием нейронных сетей построен верно и показывает очень высокие результаты.

Однако, при выполнении исследования возникли некоторые проблемы с тем, что данных оказалось очень мало, плюс результаты работы сетки сравнивались с данными, принадлежавшими ей. Именно это может объяснить почти идеальный результат. Поэтому добавили еще 20 лет и сравнили



результаты с тестовыми данными.

Когда результаты работы 1го эксперимента сравнили с тестовыми данными, результаты оказались более реалистичны, и средняя точность распознавания типа стала на уровне 70%.

Для хорошего прогноза это значение мало, поэтому необходимо решить задачу увеличения точности прогноза, а для этого требуется еще лучше оптимизировать модель.

Существует три способа повышения точности прогноза:

- увеличение базы данных для тренировки нейронной сети;
- упрощение структуры модели;
- обработка данных от шума.

На данный момент было сделано упрощение структуры сетки и произведена фильтрация данных от шума.

Результат второго эксперимента отображает значения, полученные в результате оптимизации нейронной сети. Общий процент точности результата поднялся на 8,4%. Точность распознавания тумана и поземного тумана 97%, точность распознавания переохлажденного тумана 92%, а вот с частичным туманом наблюдаются проблемы. Сетка путает его с переохлажденным. Причина не в том, что данные хорошо коррелируют. Скорее всего причина в том, что частичный туман является любым другим типом, только он наблюдается не на всей полосе, а лишь на некоторой части. В полученных данных видимость является преобладающей, данные по разным частям ВПП отсутствуют. Результаты проверки корреляции переохлажденного тумана и частичного представлены в приложении А (таблицы 5-12)

Результатом третьего эксперимента является результат работы второй нейронной сети. В ней на выходе имеются только два значения: будет туман или не будет. Средняя точность распознавания сетки 96%.

Все матрицы представлены в приложении А (таблицы 1-4).

## Заключение

Многослойные перцептроны (МСП) или многослойные нейронные сети успешно применяются для решения разнообразных задач. При этом выполняется обучение с учителем с помощью алгоритма обратного распространения ошибки, который основывается на коррекции ошибок.

Многослойные перцептроны имеют три отличительных признака:

1) Каждый нейрон сети имеет нелинейную функцию активации (nonlinear activation function).

2) Сеть содержит один или несколько слоев скрытых нейронов, не являющихся частью входа или выхода сети. Эти нейроны позволяют сети обучаться решению сложных задач, последовательно извлекая наиболее важные признаки из входного образа (вектора).

3) Сеть обладает высокой степенью связности, реализуемой посредством синаптических соединений. Изменение уровня связности сети требует изменения множества синаптических соединений или их весовых коэффициентов.

В данном исследовании были рассмотрены различные типы нейронных сетей, типы функций их активации, выявлены недостатки и положительные стороны всех типов. С математической точки зрения рассмотрены методы минимизации ошибок, направления распространения обучения сетей.

По представленному алгоритму было написано две нейронные сети, способные обучаться на представленных данных.

Вторая нейронная сеть работает отлично, распознавая будет или не будет туман с точностью 96%. Первая нейронная сеть распознает три типа тумана с точностью более 92%, а четвертый тип тумана с точностью 27%.

В дальнейшем необходимо решить проблему распознавания частичного тумана, путем доработки данных: использовать для обучения видимость не

преобладающую, а отдельно по взлетно-посадочной полосе.

Также необходимо оформить работу нейронной сети, так, чтобы модель была понятна для пользователей в виде приложения.

## Список используемой литературы

- [1] World Meteorological Organization – Aviation Hazards Commission for Aeronautical Meteorology, 2018. – 56 p.
- [2] О.Г. Богаткин Авиационная метеорология. Учебник – СПб.: Изд. РГГМУ, 2005.-328 с.
- [3] Северо-Западный филиал ФГБУ «Авиаметтелеком Росгидромета» Климатическое описание аэродрома Санкт-Петербург (Пулково) (период 1981-2018 гг), 2019. – 225 с.
- [4] В.И. Воробьев Синоптическая метеорология – Ленинград Гидрометеиздат, 1991. – 616 с.
- [5] Гидрометцентр России – <https://meteoinfo.ru/glossary/6262-2012-11-22-10-08-24>
- [6] А.С. Зверев Синоптическая метеорология – Гидрометеиздат Ленинград, 1977. – 711 с.
- [7] Topographic-map – <https://ru-ru.topographic-map.com>
- [8] ФГБУ «Авиаметтелеком Росгидромета» Северо-Западный филиал – <https://szf.aviamettelecom.ru>
- [9] Федеральная служба по гидрометеорологии и мониторингу окружающей среды (Росгидромет) Инструктивный материал по кодам METAR, SPECI, TAF, 2015. —66 стр.
- [10] Сергеев Д.А. Введение в нейросетевое моделирование: учеб. пособие / А.П. Сергеев, Д.А. Тарасов; под общ. ред. А.П. Сергеева. — Екатеринбург: Изд-во Урал. ун-та, 2017.— 128 с
- [11] Гудфеллоу Я., Бенджио И., Курвилль А. Глубокое обучение / пер. с англ. А. А. Слинкина. – 2-е изд., испр. – М.: ДМК Пресс, 2018. – 652 с.: цв. ил.
- [12] Викиконспекты университета ИТМО - [https://neerc.ifmo.ru/wiki/index.php?title=Настройка\\_глубокой\\_сети#:~:text=Граф](https://neerc.ifmo.ru/wiki/index.php?title=Настройка_глубокой_сети#:~:text=Граф)

[%20вычислений%20%20ориентированный%20граф%20С,свои%20результаты%20в%20другие%20операции](#)

[13] Stack overflow - [https://translated.turbopages.org/proxy\\_u/en-ru.ru.c71969f1-63ca7ae5-8d2460ae-74722d776562/https/stackoverflow.com/questions/30084450/what-is-cost-function-in-neural-network](https://translated.turbopages.org/proxy_u/en-ru.ru.c71969f1-63ca7ae5-8d2460ae-74722d776562/https/stackoverflow.com/questions/30084450/what-is-cost-function-in-neural-network)

[14] КвазиНаучный блог Александра Дьяконова - <https://alexanderdyakonov.wordpress.com/2018/03/12/логистическая-функция-ошибки/>

Таблица 1

Матрица ошибок, полученная в результате первого эксперимента на данных с 2010 по 2021 год

|      |       |       |        |        |        |
|------|-------|-------|--------|--------|--------|
| PRFG | 0.97  | 0.01  | 0.0039 | 0.0098 | 0      |
| MIFG | 0.017 | 0.96  | 0.0079 | 0      | 0.014  |
| FG   | 0.011 | 0.002 | 0.98   | 0      | 0.0062 |
| FZFG | 0.011 | 0     | 0      | 0.98   | 0.0062 |
| BCFG | 0.011 | 0.026 | 0.012  | 0.002  | 0.95   |
|      | PRFG  | MIFG  | FG     | FZFG   | BCFG   |

Таблица 2

Матрица, полученная в результате первого эксперимента на данных с 1990 по 2021 год

|      |      |       |       |      |
|------|------|-------|-------|------|
| PRFG | 0.49 | 0.019 | 0.1   | 0.39 |
| MIFG | 0.16 | 0.84  | 0     | 0    |
| FG   | 0.21 | 0     | 0.79  | 0    |
| FZFG | 0.26 | 0.045 | 0.019 | 0.68 |
|      | PRFG | MIFG  | FG    | FZFG |

Таблица 3

Матрица, полученная в результате второго эксперимента на данных с 1990 по 2021 год после оптимизации

|      |       |       |      |      |
|------|-------|-------|------|------|
| PRFG | 0.27  | 0.027 | 0.14 | 0.57 |
| MIFG | 0.027 | 0.97  | 0    | 0    |
| FG   | 0.027 | 0     | 0.97 | 0    |
| FZFG | 0.027 | 0.054 | 0    | 0.92 |
|      | PRFG  | MIFG  | FG   | FZFG |

Таблица 4

Матрица, полученная в результате третьего эксперимента на данных с 2011 по 2021 год

|                 |             |                 |
|-----------------|-------------|-----------------|
| Туман будет     | 0.95        | 0.05            |
| Тумана не будет | 0.03        | 0.97            |
|                 | Туман будет | Тумана не будет |

Таблица 5

Распределение метеорологических параметров частичного тумана  
тренировочных данных

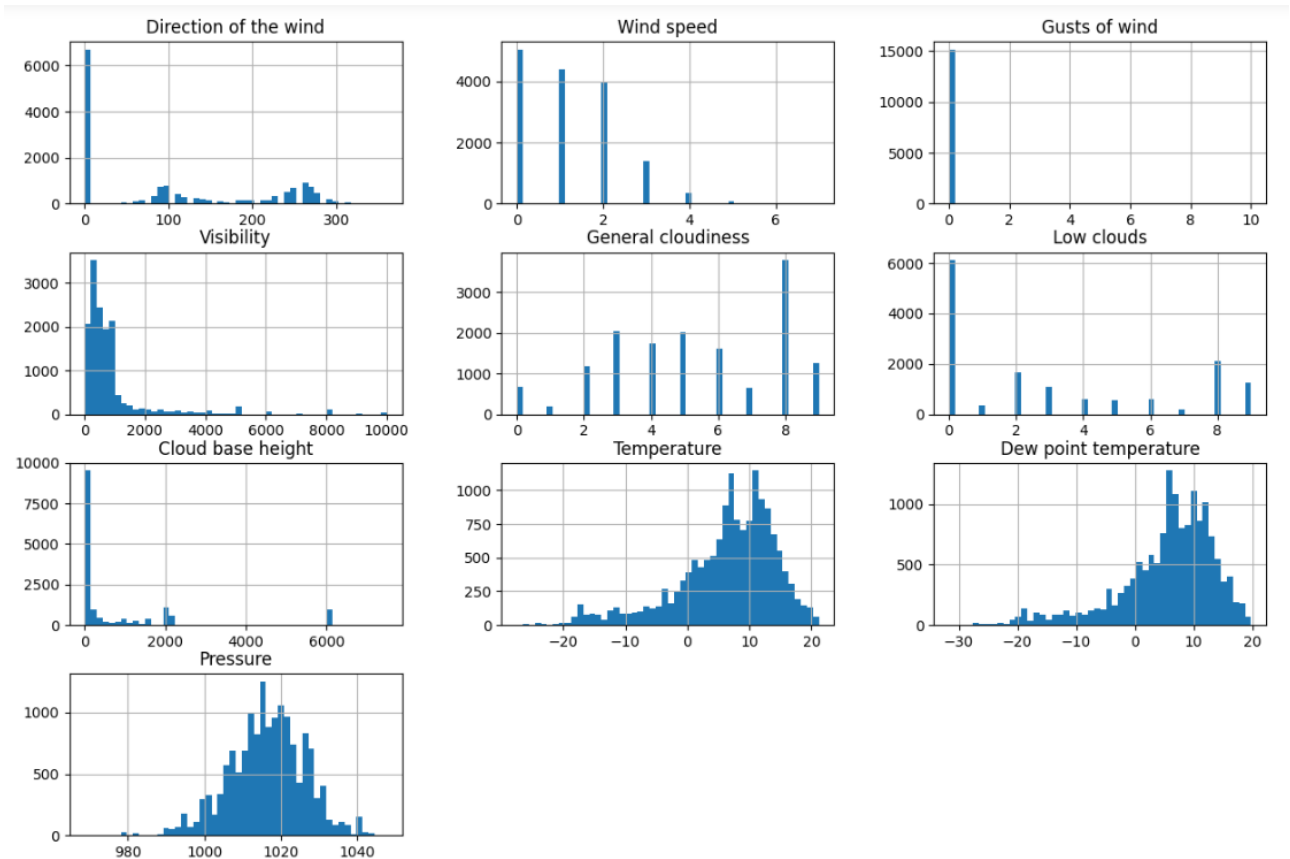


Таблица 6

Статистические расчеты метеорологических параметров частичного  
тумана тренировочных данных

|              | Direction of the wind | Wind speed | Visibility | General cloudiness | Low clouds | Cloud base height | Temperature | Dew point temperature | Pressure  |
|--------------|-----------------------|------------|------------|--------------------|------------|-------------------|-------------|-----------------------|-----------|
| <b>count</b> | 15,212.00             | 15,212.00  | 14,499.00  | 15,212.00          | 14,553.00  | 15,212.00         | 15,191.00   | 15,191.00             | 15,191.00 |
| <b>mean</b>  | 105.50                | 1.21       | 855.69     | 5.38               | 3.11       | 756.27            | 6.36        | 5.56                  | 1,016.49  |
| <b>std</b>   | 110.47                | 1.11       | 1,279.80   | 2.53               | 3.39       | 1,498.96          | 8.06        | 8.13                  | 9.97      |
| <b>min</b>   | 0.00                  | 0.00       | 0.00       | 0.00               | 0.00       | 0.00              | -27.50      | -31.70                | 968.60    |
| <b>25%</b>   | 0.00                  | 0.00       | 250.00     | 3.00               | 0.00       | 0.00              | 2.50        | 2.10                  | 1,010.60  |
| <b>50%</b>   | 90.00                 | 1.00       | 500.00     | 5.00               | 2.00       | 60.00             | 7.61        | 7.00                  | 1,016.40  |
| <b>75%</b>   | 230.00                | 2.00       | 800.00     | 8.00               | 6.00       | 900.00            | 12.00       | 11.10                 | 1,022.90  |
| <b>max</b>   | 360.00                | 7.00       | 10,000.00  | 9.00               | 9.00       | 7,500.00          | 21.20       | 19.80                 | 1,047.90  |



Таблица 7

Распределение метеорологических параметров переохлажденного тумана  
тренировочных данных

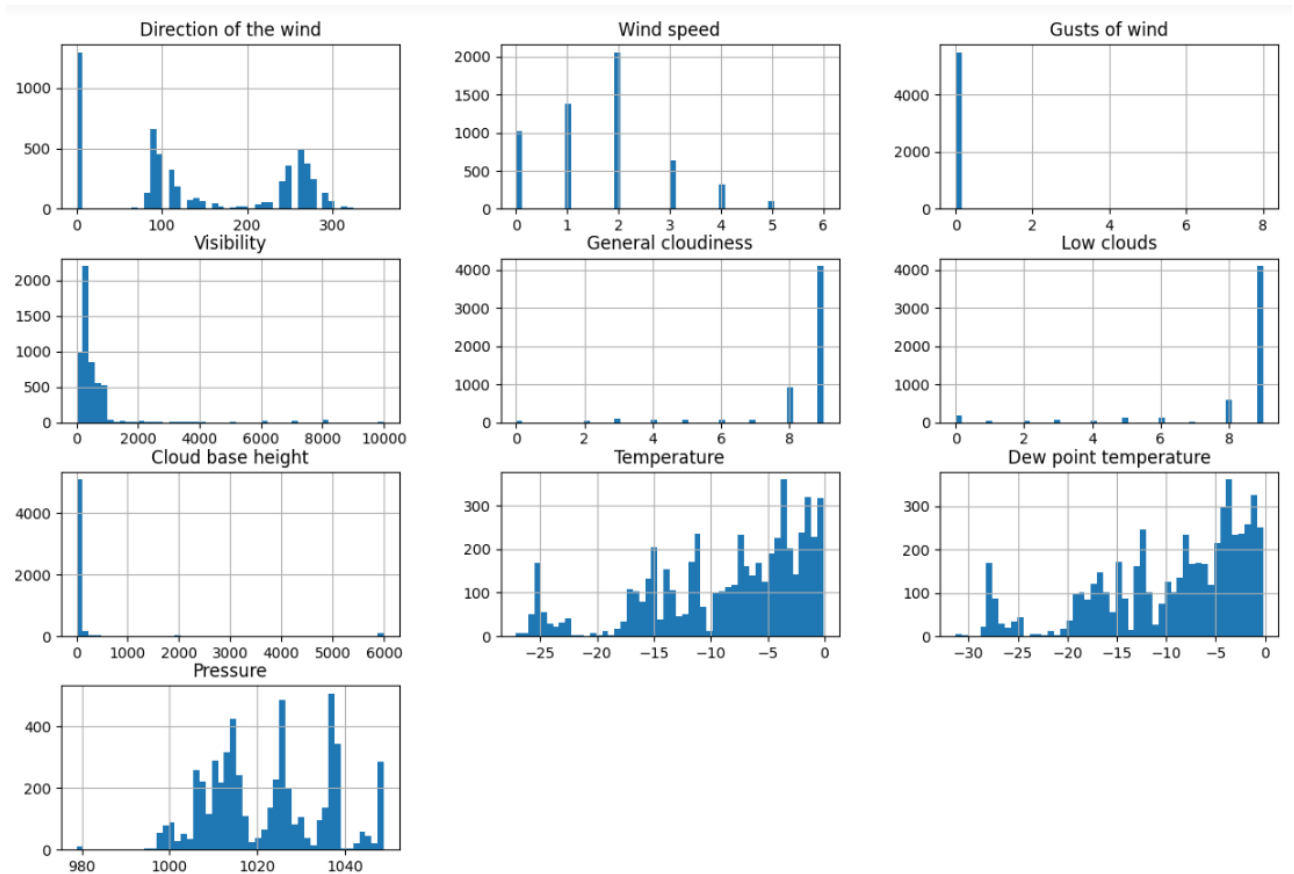


Таблица 8

Статистические расчеты метеорологических параметров переохлажденного  
тумана тренировочных данных

|              | Direction of the wind | Wind speed | Visibility | General cloudiness | Low clouds | Cloud base height | Temperature | Dew point temperature | Pressure |
|--------------|-----------------------|------------|------------|--------------------|------------|-------------------|-------------|-----------------------|----------|
| <b>count</b> | 5,512.00              | 5,512.00   | 5,415.00   | 5,512.00           | 5,378.00   | 5,512.00          | 5,487.00    | 5,487.00              | 5,487.00 |
| <b>mean</b>  | 140.60                | 1.67       | 555.00     | 8.40               | 8.16       | 173.07            | -8.53       | -9.43                 | 1,022.36 |
| <b>std</b>   | 104.95                | 1.19       | 1,017.92   | 1.50               | 2.09       | 793.44            | 6.81        | 7.47                  | 13.41    |
| <b>min</b>   | 0.00                  | 0.00       | 0.00       | 0.00               | 0.00       | 0.00              | -27.10      | -31.30                | 978.80   |
| <b>25%</b>   | 80.00                 | 1.00       | 200.00     | 8.00               | 9.00       | 30.00             | -13.20      | -14.60                | 1,011.70 |
| <b>50%</b>   | 110.00                | 2.00       | 300.00     | 9.00               | 9.00       | 50.00             | -6.90       | -7.60                 | 1,022.70 |
| <b>75%</b>   | 250.00                | 2.00       | 600.00     | 9.00               | 9.00       | 60.00             | -3.10       | -3.60                 | 1,035.55 |
| <b>max</b>   | 360.00                | 6.00       | 10,000.00  | 9.00               | 9.00       | 6,000.00          | -0.10       | -0.20                 | 1,048.80 |

Таблица 9

Распределение метеорологических параметров частичного тумана  
тестовых данных

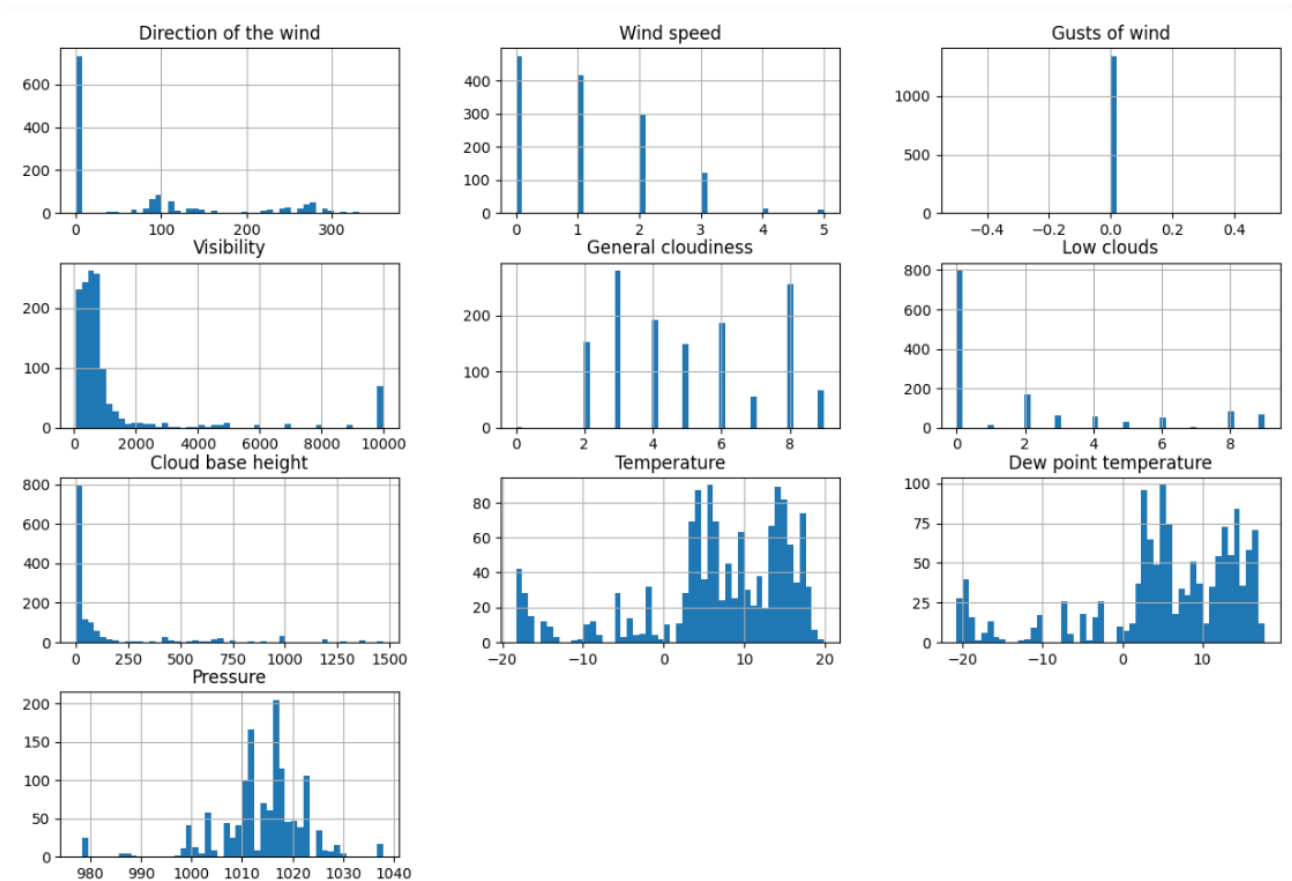


Таблица 10

Статистические расчеты метеорологических параметров частичного  
тумана тестовых данных

|              | Direction of the wind | Wind speed | Visibility | General cloudiness | Low clouds | Cloud base height | Temperature | Dew point temperature | Pressure |
|--------------|-----------------------|------------|------------|--------------------|------------|-------------------|-------------|-----------------------|----------|
| <b>count</b> | 1,339.00              | 1,339.00   | 1,339.00   | 1,339.00           | 1,339.00   | 1,339.00          | 1,339.00    | 1,339.00              | 1,339.00 |
| <b>mean</b>  | 77.69                 | 1.12       | 1,280.47   | 5.08               | 1.89       | 138.63            | 6.63        | 5.41                  | 1,013.92 |
| <b>std</b>   | 102.27                | 1.07       | 2,324.90   | 2.20               | 2.87       | 300.00            | 9.42        | 9.68                  | 8.91     |
| <b>min</b>   | 0.00                  | 0.00       | 50.00      | 0.00               | 0.00       | 0.00              | -18.30      | -20.80                | 977.10   |
| <b>25%</b>   | 0.00                  | 0.00       | 300.00     | 3.00               | 0.00       | 0.00              | 3.80        | 2.70                  | 1,010.80 |
| <b>50%</b>   | 0.00                  | 1.00       | 600.00     | 5.00               | 0.00       | 0.00              | 7.92        | 6.00                  | 1,015.80 |
| <b>75%</b>   | 120.00                | 2.00       | 900.00     | 7.00               | 3.00       | 80.00             | 14.10       | 12.95                 | 1,018.40 |
| <b>max</b>   | 360.00                | 5.00       | 10,000.00  | 9.00               | 9.00       | 1,470.00          | 19.90       | 17.80                 | 1,038.00 |

Таблица 11

Распределение метеорологических параметров переохлажденного тумана  
тестовых данных

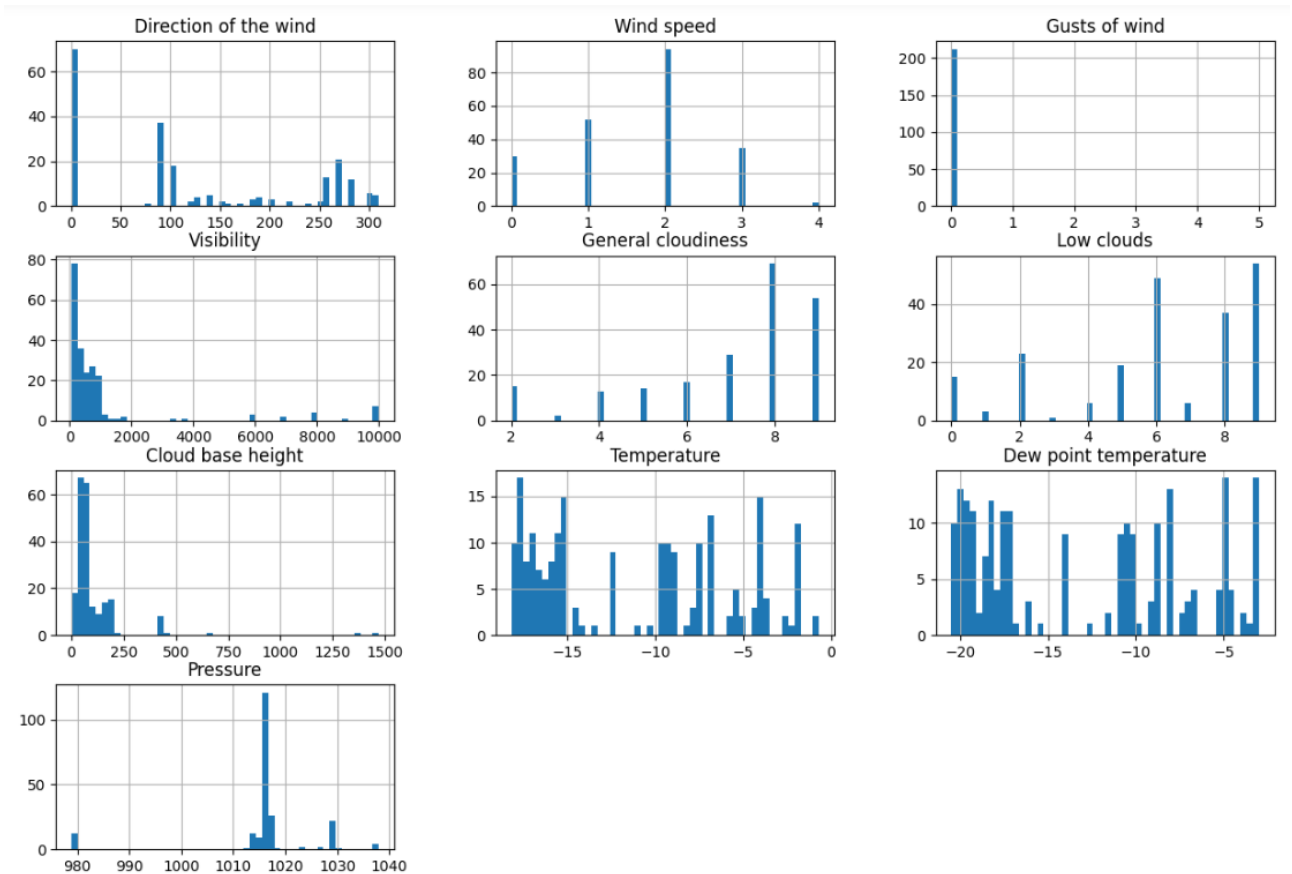


Таблица 12

Статистические расчеты метеорологических параметров переохлажденного  
тумана тестовых данных

|              | Direction of the wind | Wind speed | Visibility | General cloudiness | Low clouds | Cloud base height | Temperature | Dew point temperature | Pressure |
|--------------|-----------------------|------------|------------|--------------------|------------|-------------------|-------------|-----------------------|----------|
| <b>count</b> | 213.00                | 213.00     | 213.00     | 213.00             | 213.00     | 213.00            | 213.00      | 213.00                | 213.00   |
| <b>mean</b>  | 122.72                | 1.66       | 1,107.16   | 7.05               | 6.05       | 102.77            | -11.24      | -12.89                | 1,016.04 |
| <b>std</b>   | 110.40                | 0.95       | 2,244.55   | 2.04               | 2.81       | 159.11            | 5.49        | 5.96                  | 10.34    |
| <b>min</b>   | 0.00                  | 0.00       | 50.00      | 2.00               | 0.00       | 0.00              | -18.20      | -20.50                | 978.80   |
| <b>25%</b>   | 0.00                  | 1.00       | 150.00     | 6.00               | 5.00       | 50.00             | -16.40      | -18.50                | 1,015.80 |
| <b>50%</b>   | 90.00                 | 2.00       | 400.00     | 8.00               | 6.00       | 60.00             | -12.40      | -14.20                | 1,016.50 |
| <b>75%</b>   | 260.00                | 2.00       | 800.00     | 9.00               | 9.00       | 90.00             | -6.80       | -7.90                 | 1,016.70 |
| <b>max</b>   | 310.00                | 4.00       | 10,000.00  | 9.00               | 9.00       | 1,470.00          | -0.70       | -3.00                 | 1,038.00 |

