

# Байесовская статистика для повышения качества классификации редких классов изображений

Работу выполнил  
студент группы ПМИ-1,2-2019 НБ  
3 курса механико-математического факультета  
Проскуряков Кирилл Александрович

Научный руководитель:  
к.т.н., PhD,  
доцент кафедры МОВС  
Бузмаков Алексей Владимирович

# Актуальность

- Классификация изображений является одной из важнейших задач всего компьютерного зрения.
- Качество классификации во многом определяется количеством исходных данных.
- Вероятности принадлежности изображения к классам оцениваются точно.

# Выдвигаемая гипотеза, объект и предмет исследования

Выдвигаемая гипотеза - байесовские методы могут помочь увеличить качество предсказания редких классов изображений.

Объект исследования – задача классификации изображений.

Предмет исследования – байесовская статистика для повышения качества классификации редких классов изображений.

# Цель работы

Создание свёрточной нейронной сети и байесовской статистической модели для классификации изображений, а также последующее сравнения их результатов классификации редких классов с целью проверки выдвинутой гипотезы.

# Задачи

- Провести анализ современных моделей СНС и выбрать оптимальный вариант по соотношению качества классификации и скорости обучения.
- Обучить и протестировать выбранную модель на предоставленном наборе данных.
- Выбрать байесовскую модель для классификации, обучить и протестировать её.
- Сравнить результаты классификации редких классов, полученные СНС и байесовской моделью.
- Сделать вывод относительно выдвинутой гипотезы.

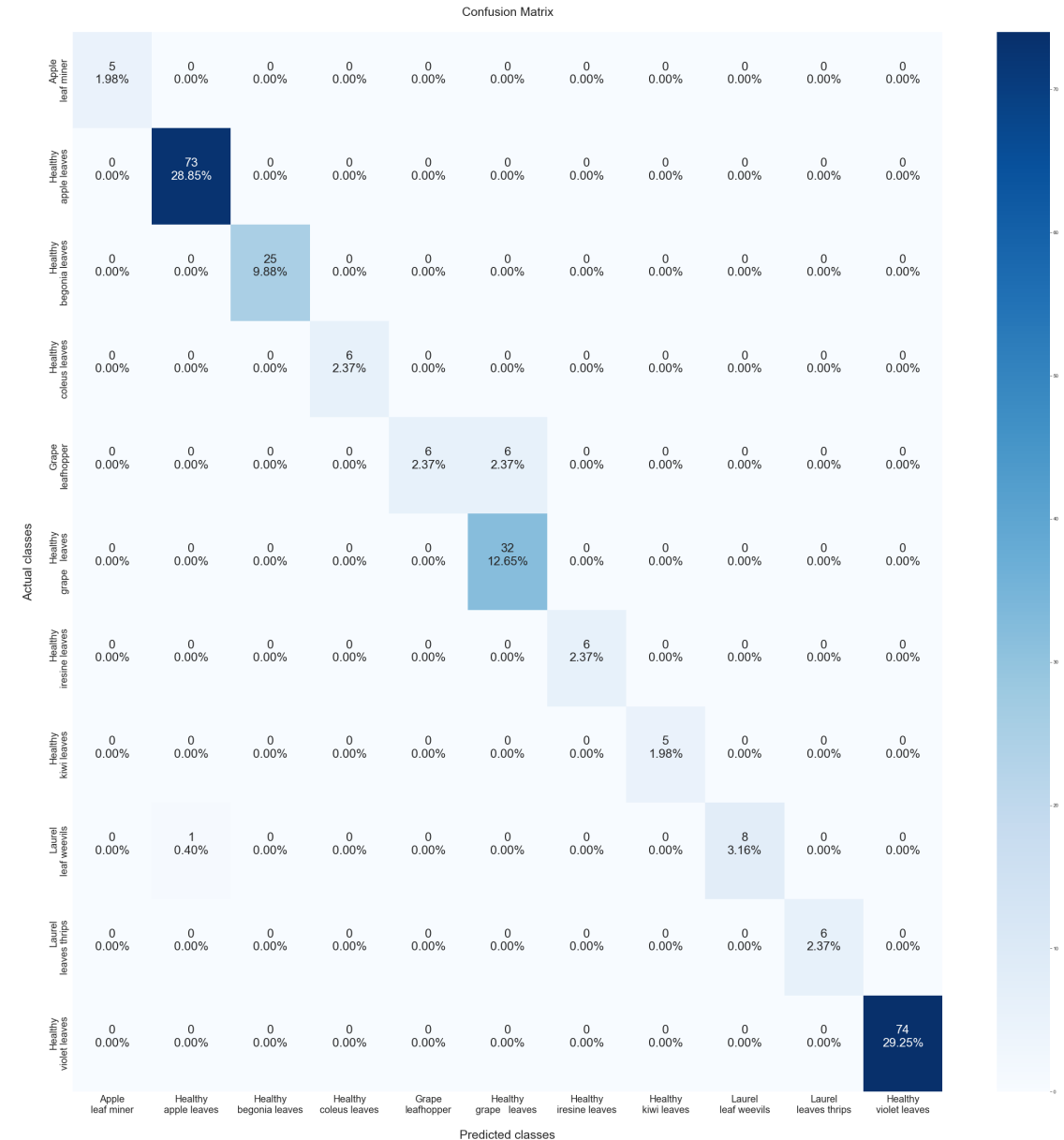
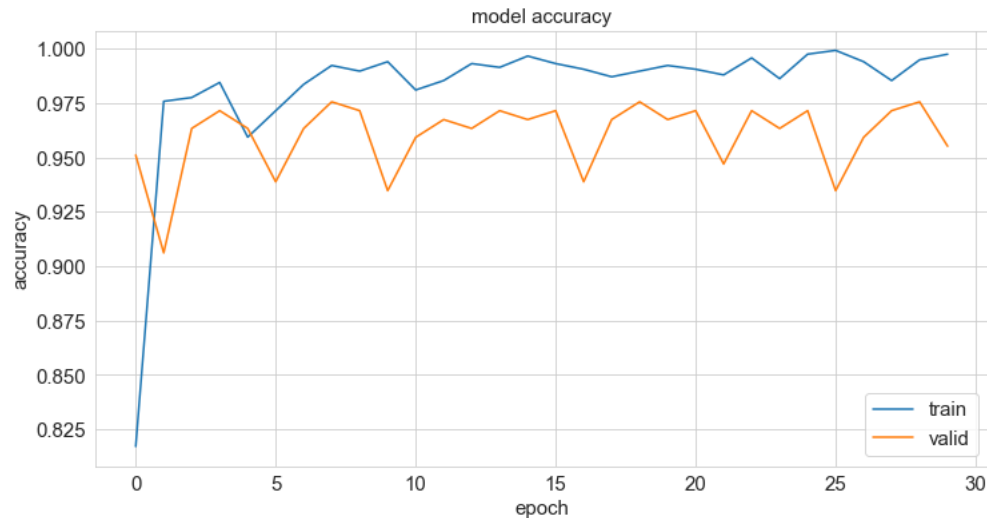
# Выбор набора данных

- Был выбран набор данных с больными и здоровыми листьями растений.
- Всего 11 классов.
- Среди которых есть редкие.
- 1641 изображение.
- 70% в обучающем множестве.
- 15% в подтверждающем множестве.
- 15% в тестирующем множестве.



# Выбор и обучение свёрточной нейронной сети

## Выбранная модель - EfficientNetV2B0



# Создание байесовской модели

- Параметры модели и её выход задаются распределениями.
- При появлении новых данных, параметры распределений обновляются.
- Данные моделируются при помощи марковских цепей Монте-Карло.
- Байесовская логистическая регрессии.

$$p(\theta|D) = \frac{p(D|\theta) \cdot p(\theta)}{p(D)} = \frac{p(D|\theta) \cdot p(\theta)}{\int_{\theta} p(D|\theta) \cdot p(\theta) d\theta},$$

где  $\theta$  – параметры модели;

$p(\theta)$  – априорная плотность распределения (англ. *prior*);

$D$  – наблюдаемые данные;

$p(D)$  – вероятность наблюдать эти данные (англ. *evidence*);

$p(D|\theta)$  – правдоподобие (англ. *likelihood*);

$p(\theta|D)$  – апостериорная плотность распределения (англ. *posterior*);

$$p = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \sum_{i=1}^n \beta_i \cdot x_i)}},$$

где  $\beta_i, i = \overline{0, n}$  – коэффициенты регрессии;

$x_i, i = \overline{1, n}$  – значения наблюдаемых признаков;

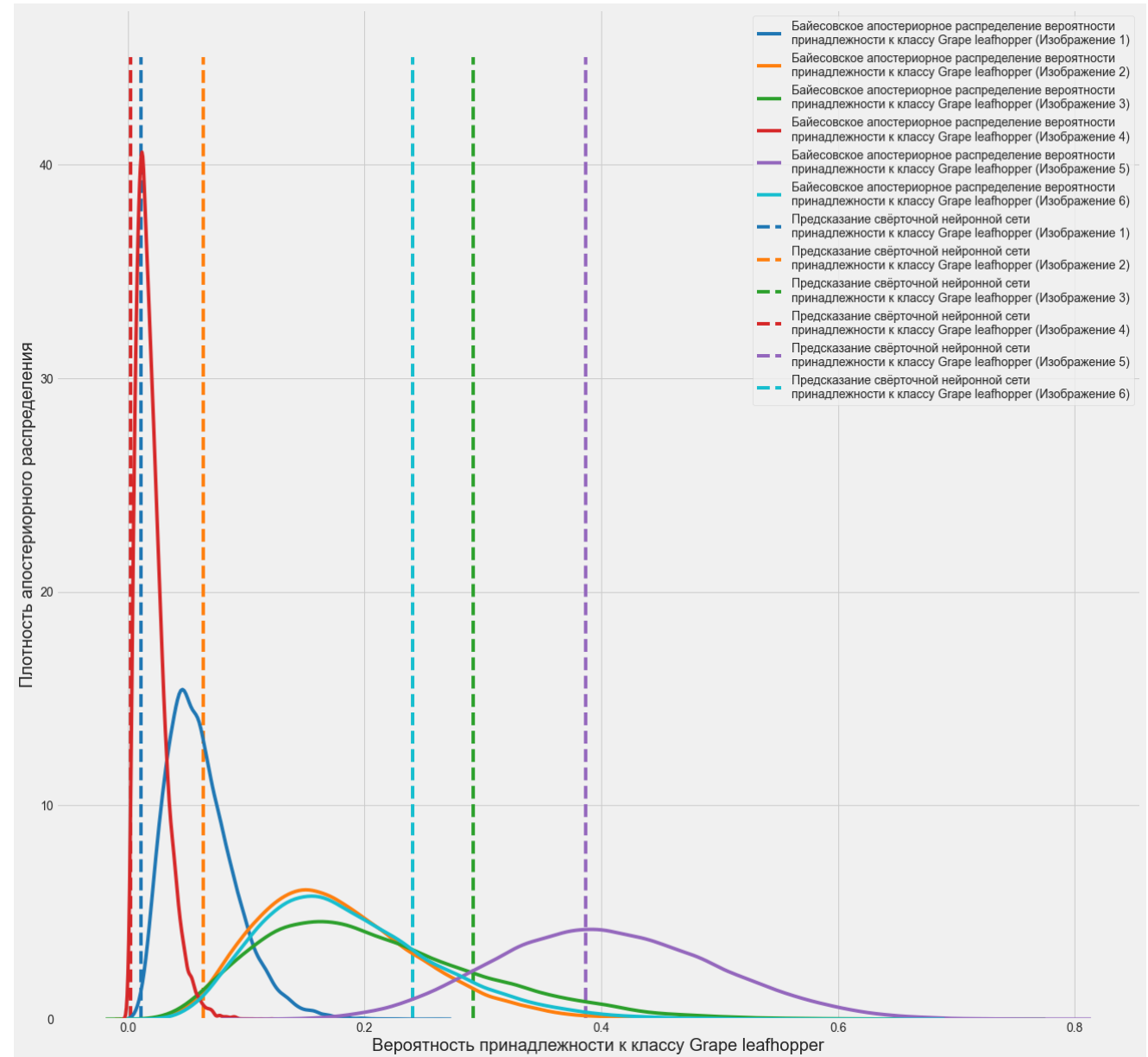
$n$  – количество наблюдаемых признаков;

$p$  – вероятности принадлежности наблюдаемого объекта к 1 классу;



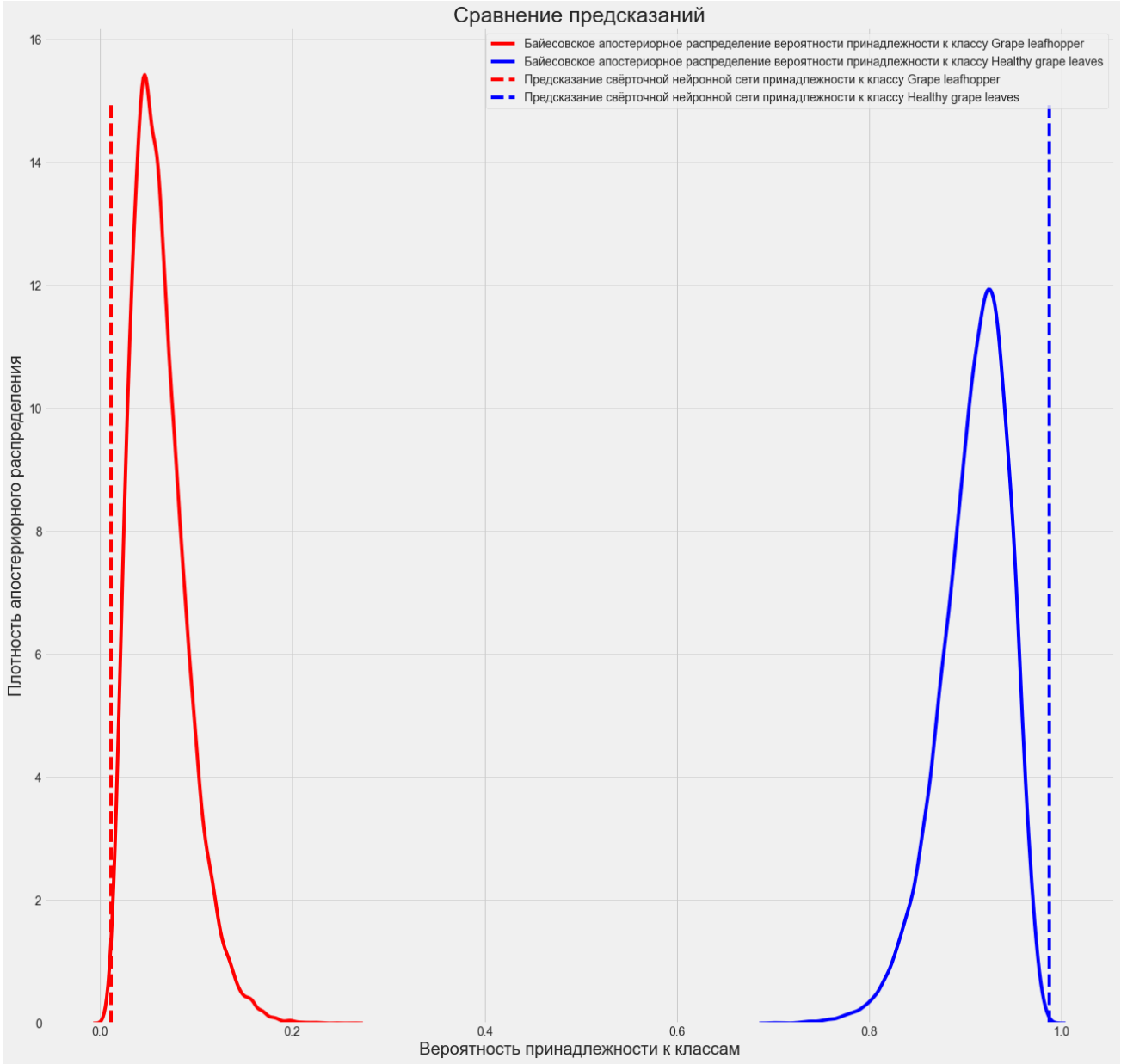
# Сравнение результатов на классе Grape leafhopper

Байесовская модель не уверена в  
большинстве прогнозов  
Максимальный диапазон от 10% до 70%  
(Изображение 5)

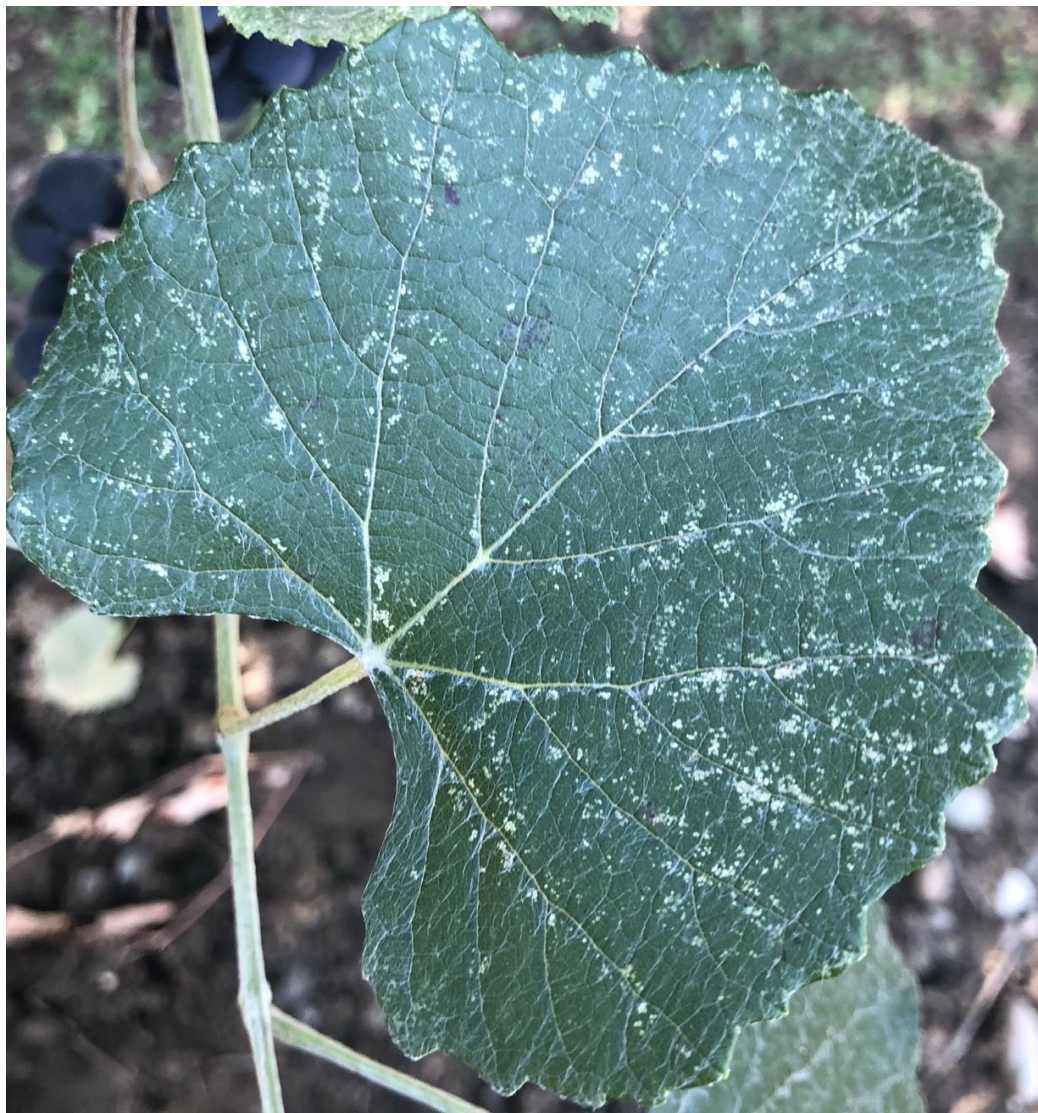




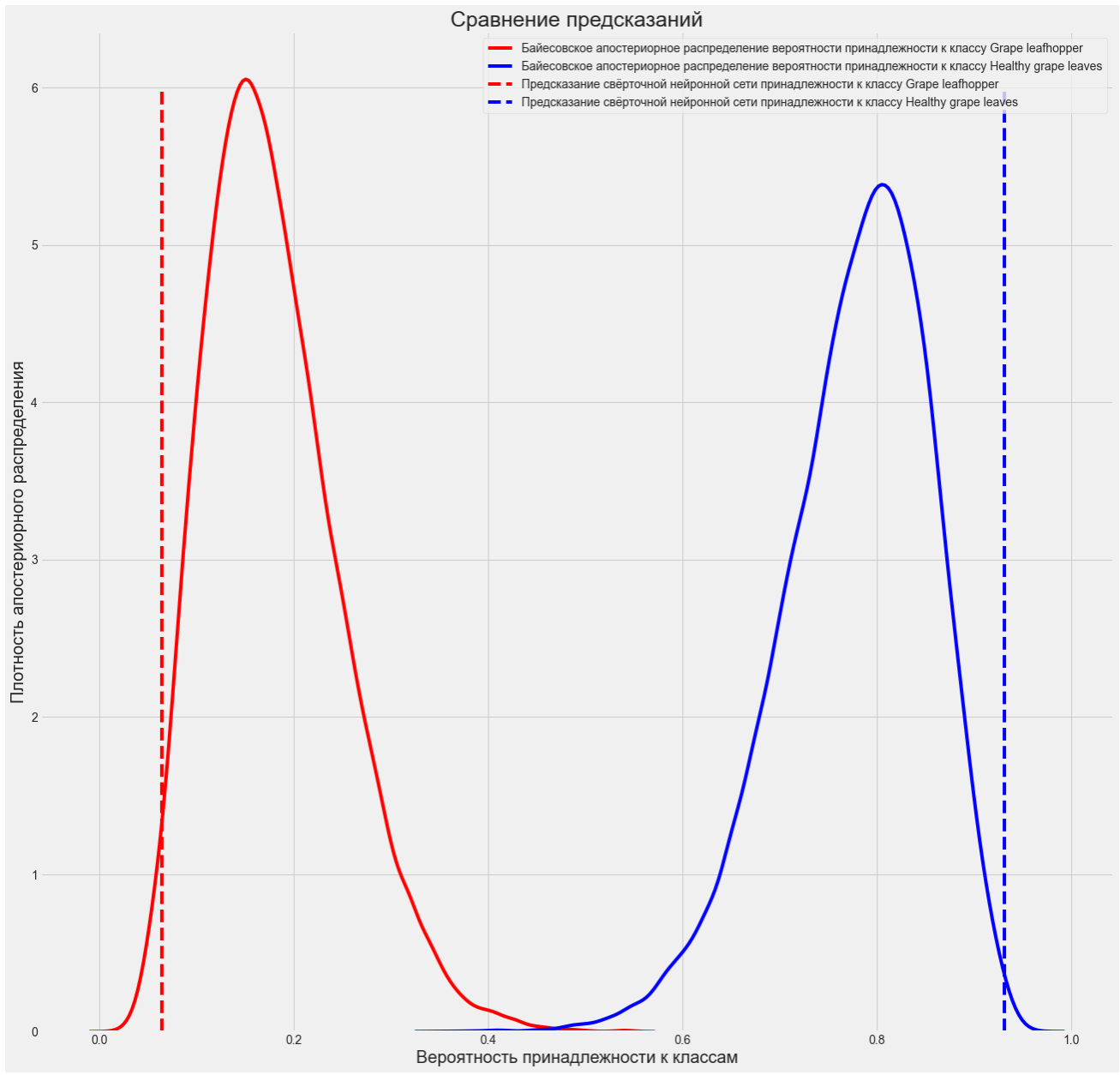
Среднее значение распределения вероятности – 6.18%  
Прогноз СНС - 1.1%





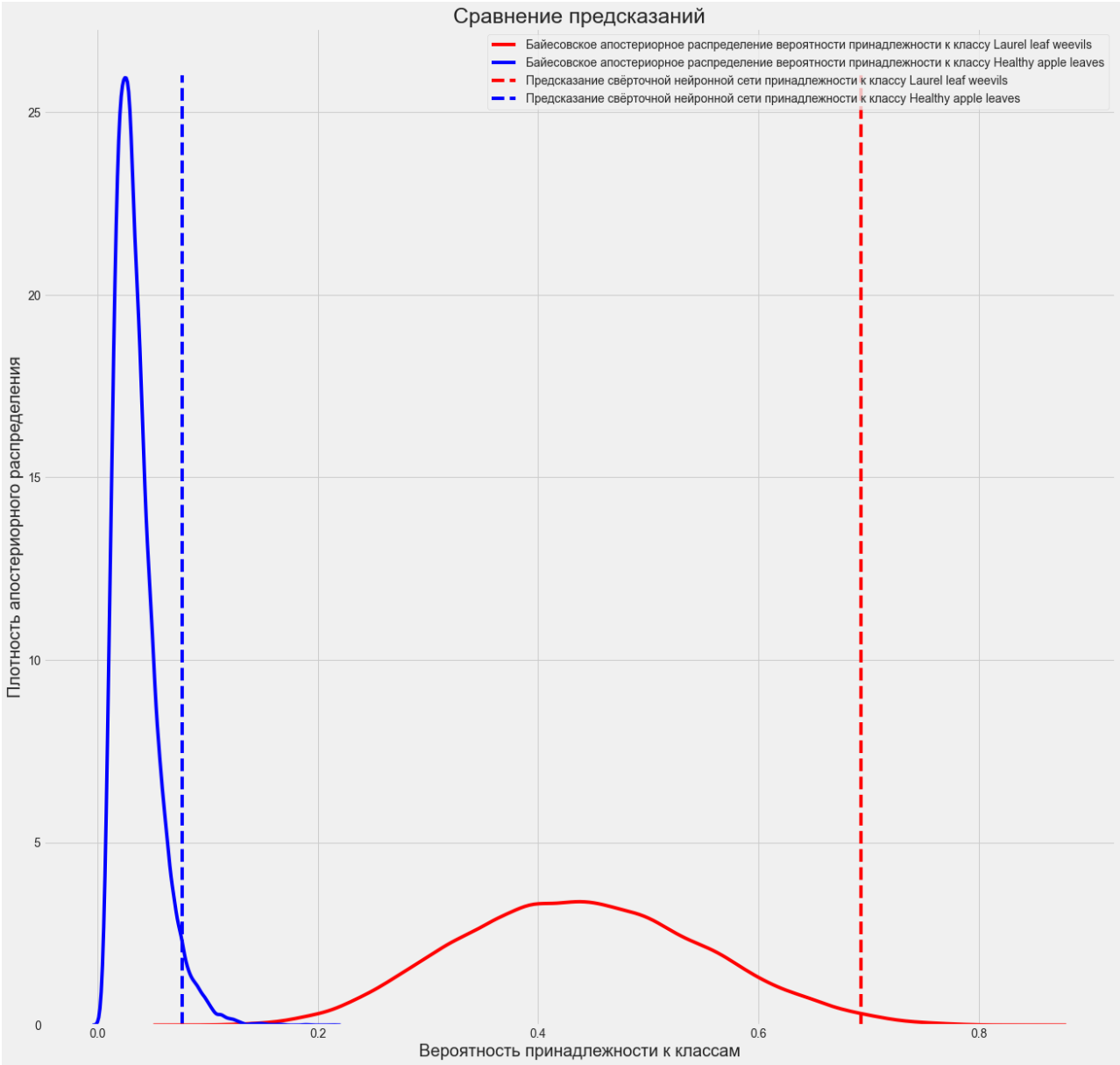


Среднее значение распределения вероятности – 17.82%  
 Прогноз СНС – 6.42%





Среднее значение распределения вероятности – 43.92%  
 Прогноз СНС – 69.32%



# Заключение

- В ходе выполнения данной работы была создана свёрточная нейронная сеть, а также модель байесовской логистической регрессии для классификации изображений.
- Было проведено сравнение результатов классификации редких классов изображений. В ходе сравнения было выявлено, что свёрточная нейронная сеть склонна либо слишком сильно занижать вероятность принадлежности объекта к классу, либо слишком сильно завышать её. Байесовские методы классификации, в свою очередь, строят плотность распределения вероятности, что помогает оценить неопределённость модели в прогнозе. Данная оценка может быть полезна в областях, где уверенность в предсказании критично важна, например, в медицине, при диагностировании заболеваний. Таким образом, можно сделать вывод о принятии выдвинутой гипотезы.



Спасибо за внимание!