

Санкт-Петербургский Государственный Университет
Факультет Прикладной Математики и Процессов Управления

Отчет по практическому занятию №4
“СОЗДАНИЕ ПРОГРАММЫ ДЛЯ МОДЕЛИРОВАНИЯ
ПАРАЛЛЕЛЬНОЙ СИСТЕМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ
ЛЮДЕЙ ПО ЛИЦАМ”
в рамках курса “Прикладные задачи построения
современных вычислительных систем”

Выполнила студентка
группы 17.Б12-пу
Барташук Анастасия Евгеньевна

Содержание

Цель работы	3
Описание интерфейса	4
Исследование параметров	6
Заключение	15

Цель работы

Используя разработанные в предыдущей работе системы для распознавания изображений лиц, разработать систему, классификатор которой реализуется по принципу голосования. Найти параметры системы, обеспечивающие результат, близкий к 100%. Сделать выводы по проделанной работе.

Описание интерфейса

Программа, отвечающая целям данной работы, была реализована на языке python 3 в Visual Studio Code при использовании следующих библиотек: numpy, matplotlib.pyplot, random, sklearn, os, scipy, cv2, PIL, tkinter (для пользовательского интерфейса), io и еще несколько других. В качестве базы данных лиц была взята база данных Olivetti, в ней 400 изображений (40 человек по 10 фотографий для каждого).

Пользовательский интерфейс (Рисунки 1 и 2) состоит из меню, расположенного слева, и области вывода результатов, справа. В меню можно ввести число эталонов для каждого человека из базы данных, параметры для каждого метода, рассмотренного в предыдущей практической работе (гистограмма яркости, DFT, DCT, градиент, Scale), а также номер изображения лица человека, которого мы хотим идентифицировать. Когда все вышеперечисленные значения внесены, нажимаем кнопку “Старт” для начала вычислений. В области вывода результатов нам будет представлено само изображение, по которому мы будем определять человека, результаты работы каждого из методов (слева направо соответственно), а также изображение и номер итогового человека, выбранного классификатором.

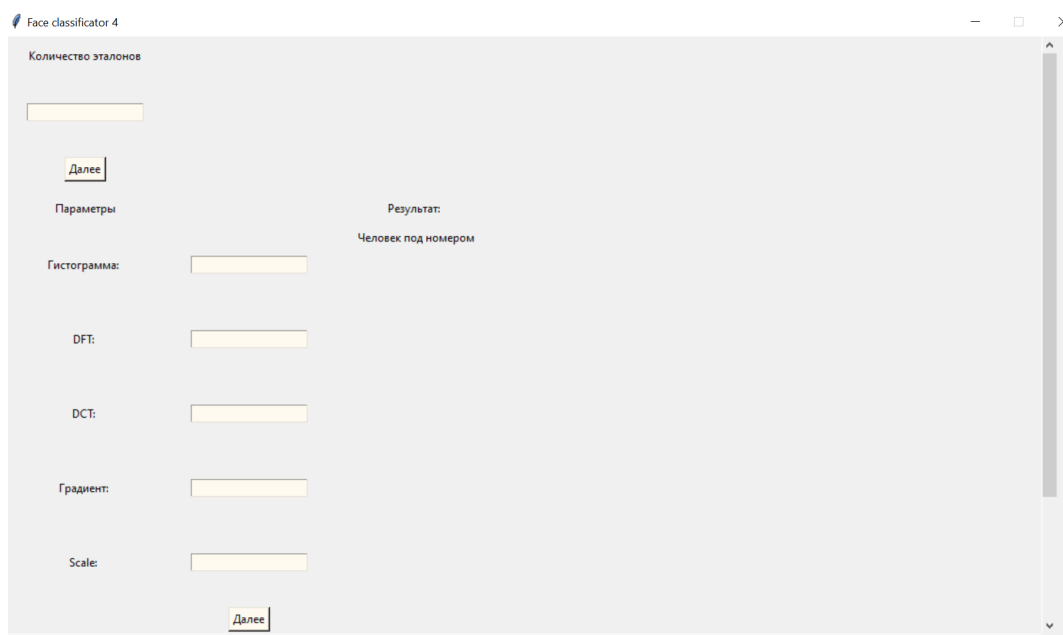


Рисунок 1. Интерфейс программы до ввода параметров

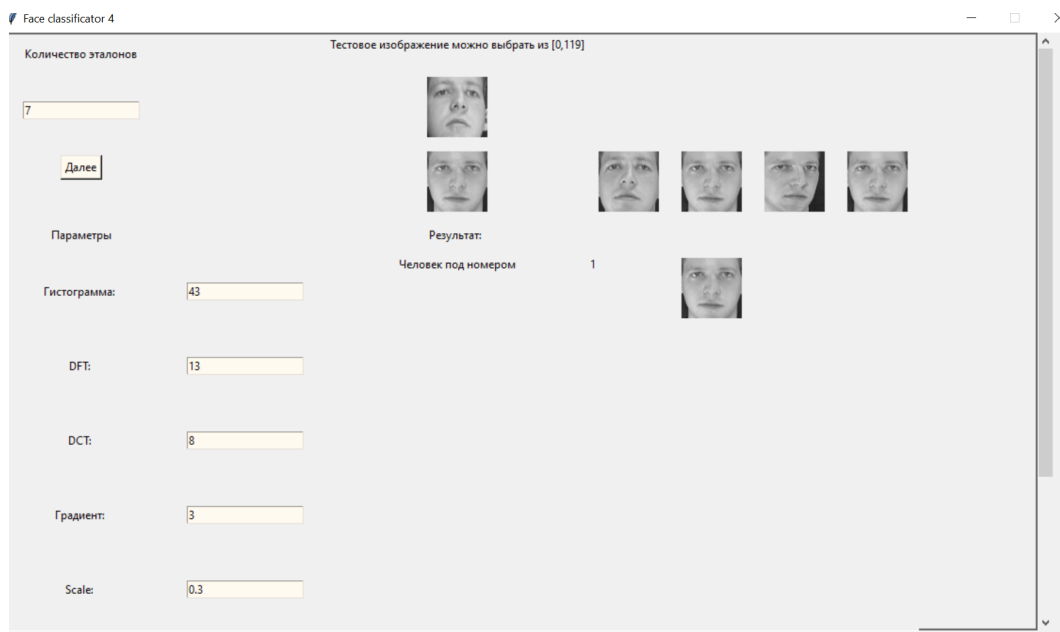


Рисунок 2. Интерфейс программы после ввода параметров

Исследование параметров

Классификатор голосования — это модель машинного обучения, которая обучается на множестве многочисленных моделей и прогнозирует выходные данные (класс) на основе их наибольшей вероятности выбора класса в качестве выходных данных.

Он просто объединяет результаты каждого классификатора, переданного в классификатор голосования, и прогнозирует выходной класс на основе наибольшего числа голосов. Идея состоит в том, чтобы вместо того, чтобы создавать отдельные выделенные модели и находить точность для каждой из них, мы создаем единую модель, которая обучается по этим моделям и прогнозирует выходные данные на основе их совокупного большинства голосов для каждого выходного класса.

Для начала проверим работу на параметрах упомянутых в исследовании в практической работе №3, то есть: [5, 9, 50, 70, 350] для гистограммы, [3, 6, 12, 24, 48] для DFT, [3, 6, 12, 24, 48] для DCT, [0.05, 0.1, 0.5, 0.75, 1] для Scale, [2, 4, 8, 16, 32] для градиента (Рисунки 3 - 7).

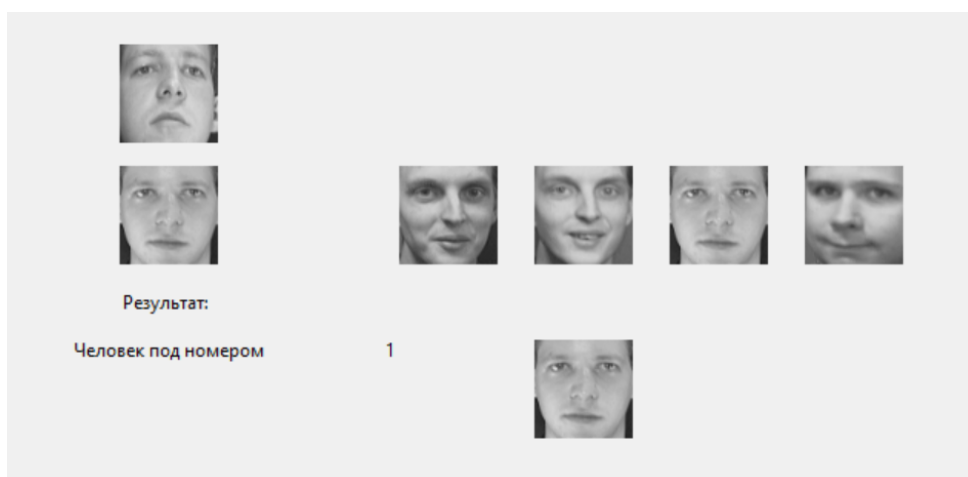


Рисунок 3. Результаты работы для параметров [5, 3, 3, 2, 0.05]



Рисунок 4. Результаты работы для параметров [9,6,6,4,0.1]



Рисунок 5. Результаты работы для параметров [50,12,12,8,0.5]

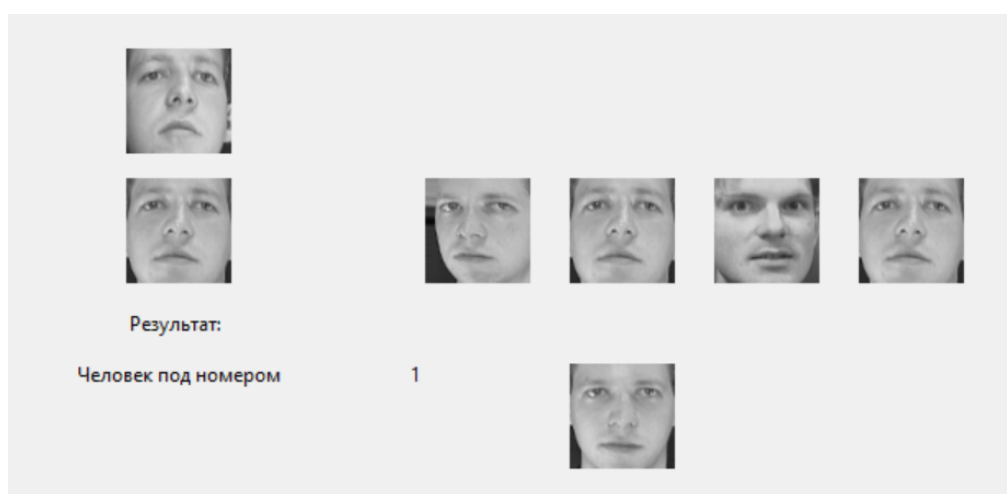


Рисунок 6. Результаты работы для параметров [70,24,24,16,0.75]

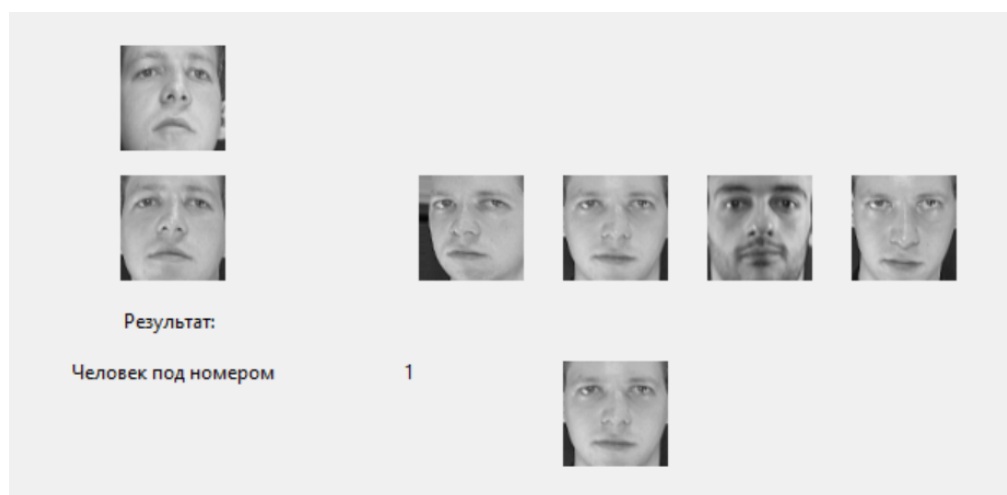


Рисунок 7. Результаты работы для параметров [350, 48,48,32,1]

Легко заметить, что благодаря применению классификатора, реализованного по принципу голосования, в результатах каждого из случаев мы получили верные значения.

Теперь давайте посмотрим, как себя поведут методы при “идеальных” параметрах, полученных в третьей практической работе (Рисунок 8).



Рисунок 8. Результаты работы для параметров [43, 13, 8, 3, 0.3]

Как мы видим, все методы отлично справились, однако до этого не все методы справлялись одинаково хорошо. Давайте сравним их работу с помощью Таблицы 1. В ней “да” означает, что метод справился, а “нет”, что не справился. В самом левом столбце представлены значения параметров в порядке, соответствующем порядку названий методов в самой верхней строке.

	Гистограмма	DFT	DCT	Градиент	Scale
[5, 3, 3, 2, 0.05]	да	нет	нет	да	нет
[9, 6, 6, 4, 0.1]	да	да	нет	да	нет
[50, 12, 12, 8, 0.5]	да	да	да	да	нет
[70, 24, 24, 16, 0.75]	да	да	да	нет	да
[350, 48, 48, 32, 1]	да	да	да	нет	да

Таблица 1. Сравнение результатов работы каждого из методов при различных параметрах

Отсюда мы видим, что лучше всего себя методы показали при параметрах [50, 12, 12, 8, 0.5], что логично, так как этот набор наиболее близок к “идеальному” относительно других. Лучше всего себя показал метод “Гистограмма яркости”, хуже всего - “Scale”.

Теперь давайте посмотрим, как себя будут вести методы и итоговая классификация при изменении числа эталонов (выше были представлены результаты для 7 эталонов) (Рисунки 9 - 17).



Рисунок 9. Результат работы для 1 эталона

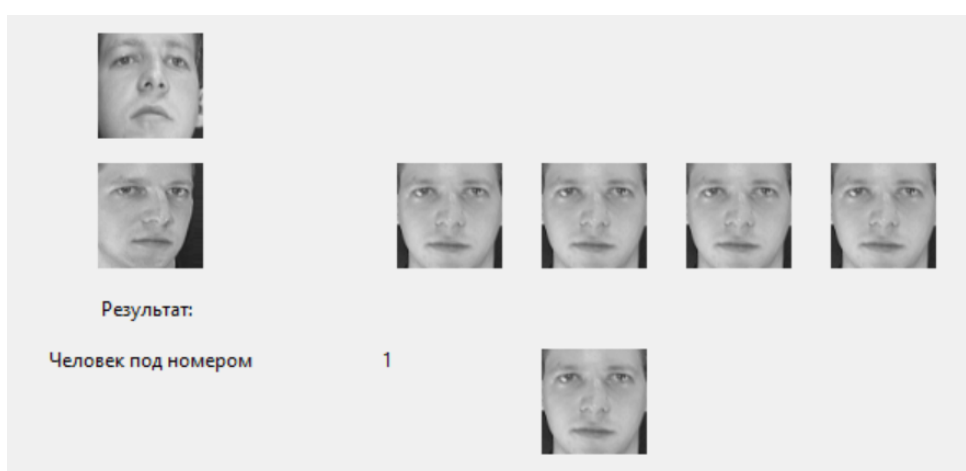


Рисунок 10. Результат работы для 2 эталонов



Рисунок 11. Результат работы для 3 эталонов

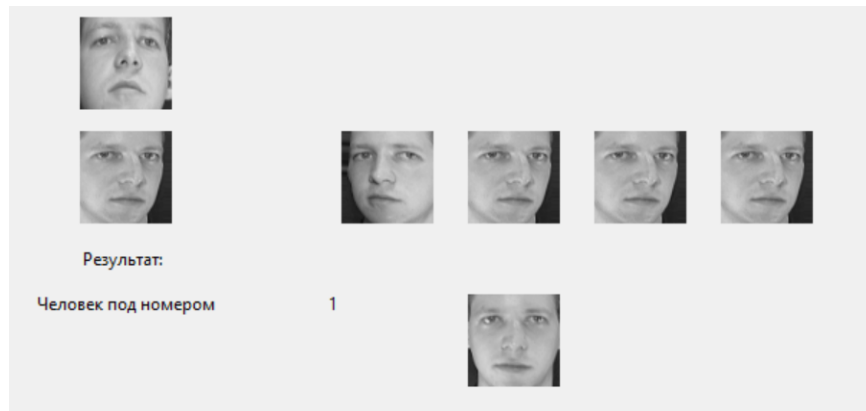


Рисунок 12. Результат работы для 4 эталонов



Рисунок 13. Результат работы для 5 эталонов

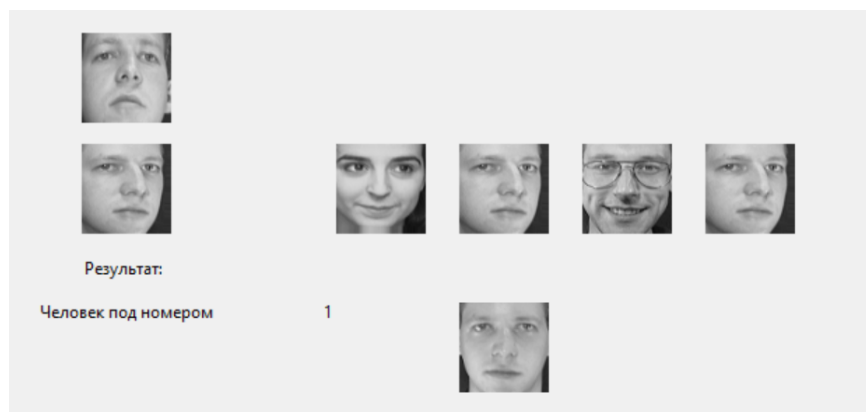


Рисунок 14. Результат работы для 6 эталонов



Рисунок 15. Результат работы для 7 эталонов



Рисунок 16. Результат работы для 8 эталонов



Рисунок 17. Результат работы для 9 эталонов

Классификатор справился со всеми случаями, а как справились методы показано в Таблице 2 (справился методы или нет будет обозначаться аналогично Таблице 1).

	Гистограмма	DFT	DCT	Градиент	Scale
1	нет	да	нет	да	нет
2	да	да	да	да	да
3	да	да	да	да	нет
4	да	да	да	да	да
5	да	нет	да	нет	да
6	да	нет	да	нет	да
7	да	да	да	да	да
8	да	да	да	да	да
9	да	да	да	да	да

Таблица 2. Сравнение результатов работы каждого из методов при различном количестве эталонов

Как мы видим, все методы себя хорошо показали, но лучше всего - “Гистограмма яркости” и “DCT”. Также можно увидеть, что при 7+ эталонах для каждого класса справляются все методы.

Теперь, взяв в качестве количества эталонов 7, а в качестве параметров методов [43, 13, 8, 3, 0.3] соответственно, проверим работу нашего классификатора и на других лицах (Рисунки 18 - 22).



Рисунок 18. Результаты работы для другого человека

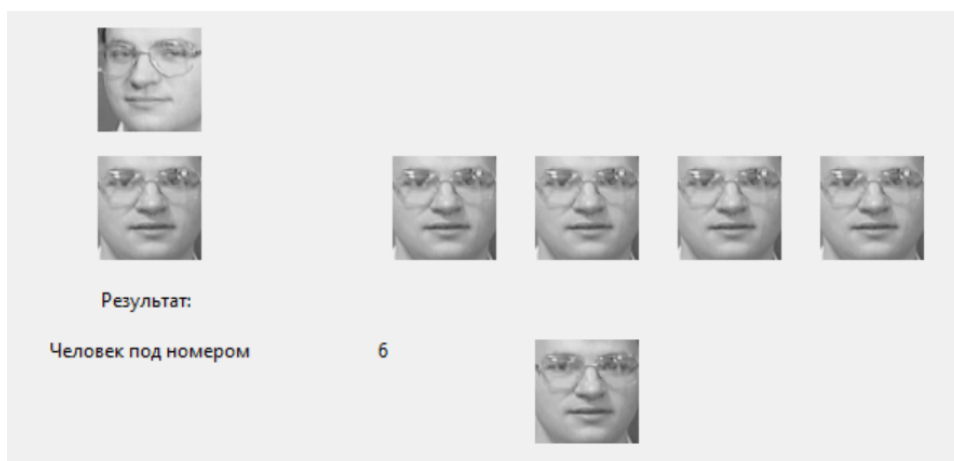


Рисунок 19. Результаты работы для другого человека

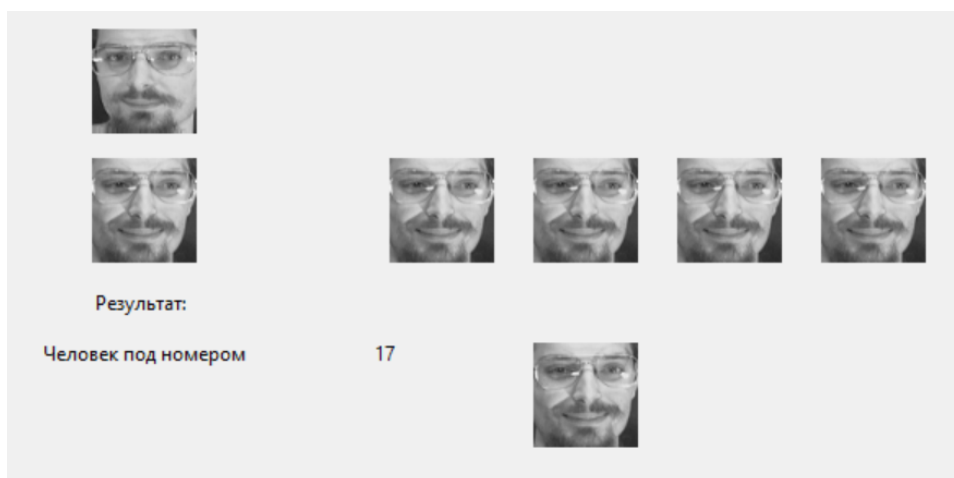


Рисунок 20. Результаты работы для другого человека

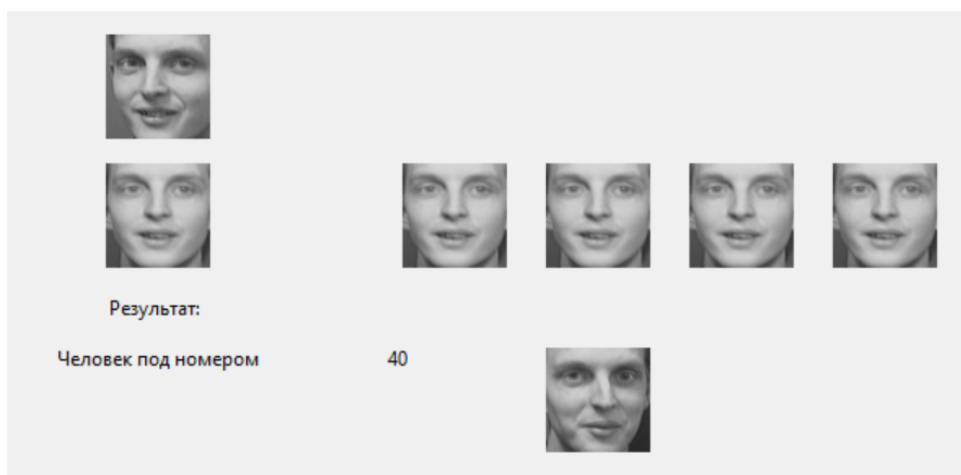


Рисунок 21. Результаты работы для другого человека

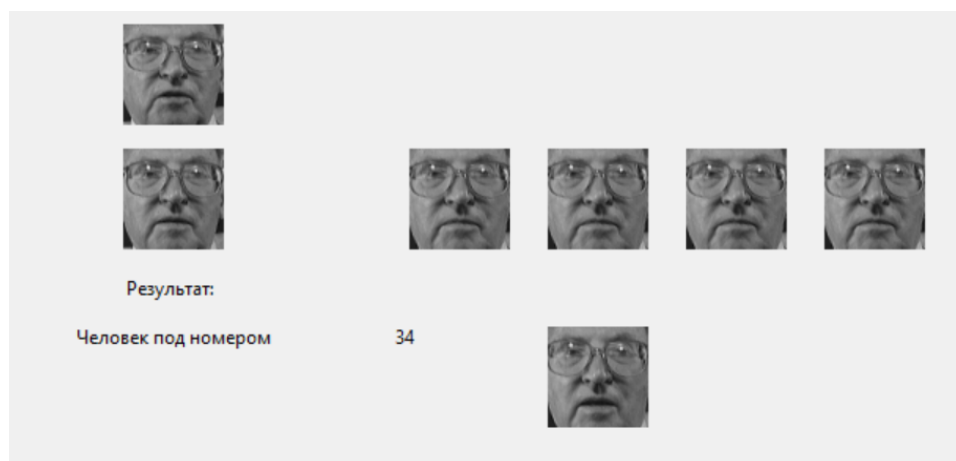


Рисунок 22. Результаты работы для другого человека

Как мы видим, наши методы и классификатор дали 100% результат.

Заключение

В ходе 4-ой практической работы был реализован классификатор по принципу голосования на основе исследований, проведенных в практической работе №3, а также был создан соответствующий программный интерфейс. Благодаря проведенным исследованиям с различными входными параметрами был достигнут 100% результат классификации лиц. Оптимальные входные значения составили: 7 эталонов в каждом классе, а также параметры 43, 13, 8, 3 и 0.3 для гистограммы яркости, DFT, DCT, градиента и Scale соответственно.