

## Лабораторная работа № 7

### Алгоритмы распознавания СММ

#### Цель работы

Научиться классифицировать последовательности, порожденные СММ

#### Указания к работе

Задачу двухклассовой классификации последовательностей будем рассматривать в следующем виде. Имеется набор последовательностей, порожденных двумя скрытыми марковскими моделями, которые будем обозначать как  $\lambda_1$  и  $\lambda_2$ . Эти две модели предположительно различаются между собой по параметрам. Оценивание параметров скрытых марковских моделей производится по имеющемуся набору последовательностей. При классификации рассматривается некая последовательность  $O$ , относительно которой нужно принять решение, какой моделью она была порождена. Для этого можно использовать различные стратегии, например, байесовскую стратегию, стратегию Неймана-Пирсона либо минимаксную стратегию.

Традиционно для классификации последовательностей, которые описываются СММ, используется стратегия, минимизирующая функцию байесовского риска.

Условный средний риск (или потери) того, что некоторая последовательность  $O$  классифицирована как последовательность, порожденная моделью  $\lambda_j$  (в случае двухклассовой классификации  $j = \overline{1, 2}$ ), вычисляется следующим образом:

$$r_j = \sum_{i=1}^2 L_{ij} P(\lambda_i | O),$$

где  $L_{ij}$  – функция потери, возникающей от того, что классификатор отнес последовательность к модели  $\lambda_j$ , в то время, когда эта последовательность порождена моделью  $\lambda_i$ ;  $P(\lambda_i | O)$  – вероятность того, что модель  $\lambda_i$  может породить последовательность  $O$ .

В результате минимизации суммарного значения условных средних потерь (т. е. функции байесовского риска)

$$R = \sum_{j=1}^2 \sum_{i=1}^2 L_{ij} P(\lambda_i | O) = \sum_{j=1}^2 \sum_{i=1}^2 L_{ij} P(O | \lambda_i) P(\lambda_i),$$

где  $P(O | \lambda_i)$  – функция правдоподобия последовательности  $O$  по отношению к модели  $\lambda_i$ ,  $P(\lambda_i)$  – априорная вероятность появления модели  $\lambda_i$ ,  $i = \overline{1, 2}$ , получается критерий следующего вида:

$$\frac{P(O|\lambda_1)}{P(O|\lambda_2)} > \frac{(L_{12} - L_{22})P(\lambda_2)}{(L_{21} - L_{11})P(\lambda_1)},$$

согласно которому последовательность  $O$  считается порожденной моделью  $\lambda_1$ .

Когда в качестве функции потерь выбрана функция вида  $L_{ij} = 1 - \delta_{ij}$ ,  $\delta_{ij}$  – это дельта-функция,  $i, j = \overline{1, 2}$ , и полагается, что появление всех классов равновероятно, то можно перейти к критерию правдоподобия. Он наиболее часто используется исследователями в рассматриваемой задаче классификации последовательностей. В этом случае считается, что наблюдаемая последовательность порождена моделью  $\lambda_1$ , если:

$$\frac{P(O|\lambda_1)}{P(O|\lambda_2)} > 1,$$

иначе – эта последовательность порождена моделью  $\lambda_2$ .

Поскольку существует проблема работы с длинными последовательностями, то можно использовать логарифм отношения правдоподобия, и тогда критерий принимает вид:

$$\ln \frac{P(O|\lambda_1)}{P(O|\lambda_2)} > 0.$$

В случае, когда конкурирующих моделей более двух:  $\lambda_i$ ,  $i = \overline{1, class}$  последовательность  $O$  считается порожденной той моделью  $\lambda$ , на которой функция правдоподобия дала максимальное значение:

$$\lambda = \max_{i=1, class} (\ln P(O|\lambda_i)).$$

### **Задание**

- 1) Смоделировать обучающие и тестовые выборки образцов согласно варианту (например, в варианте 1 образцом будет изображение). Для каждого класса моделировать по 10 обучающих и по 10 тестовых образцов.
- 2) По каждому образцу составить исходную последовательность наблюдений. Это можно реализовать как программно, так и вручную.
- 3) Ввести алфавит СММ, задать количество скрытых состояний  $N$ .
- 4) Преобразовать каждую исходную последовательность наблюдений согласно этому алфавиту в итоговую последовательность наблюдений.
- 5) Обучить каждую модель из варианта на своей обучающей выборке итоговых последовательностей наблюдений.
- 6) Реализовать процедуру распознавания итоговых последовательностей наблюдений.
- 7) Провести исследование по выбору числа скрытых состояний  $N$  на обучающей выборке последовательностей наблюдений. Результат для каждого взятого числа скрытых состояний  $N$  представить в таблице:

число скрытых состояний $N=...$		Номер класса, к которому отнесены обучающие итоговые последовательности наблюдений			
		$1$	$2$	...	$Class$
Номер истинного класса, к которому принадлежат обучающие итоговые последовательности наблюдений	$1$	Кол-во обучающих итоговых последовательностей наблюдений, принадлежащих 1ому классу и отнесенных к 1ому классу	Кол-во обучающих итоговых последовательностей наблюдений, принадлежащих 1ому классу и отнесенных ко 2ому классу	...	Кол-во обучающих итоговых последовательностей наблюдений, принадлежащих 1ому классу и отнесенных к классу с номером $Class$
	$2$	Кол-во обучающих итоговых последовательностей наблюдений, принадлежащих 2ому классу и отнесенных к 1ому классу	Кол-во обучающих итоговых последовательностей наблюдений, принадлежащих 2ому классу и отнесенных ко 2ому классу	...	Кол-во обучающих итоговых последовательностей наблюдений, принадлежащих 2ому классу и отнесенных к классу с номером $Class$
	...	...	...	...	...
	$Class$	Кол-во обучающих итоговых последовательностей наблюдений, принадлежащих классу с номером $Class$ и отнесенных к 1ому классу	Кол-во обучающих итоговых последовательностей наблюдений, принадлежащих классу с номером $Class$ и отнесенных ко 2ому классу	...	Кол-во обучающих итоговых последовательностей наблюдений, принадлежащих классу с номером $Class$ и отнесенных к классу с номером $Class$

Выбрать число скрытых состояний, при котором обеспечивается наилучший процент распознавания на обучающей выборке.

- 8) Для наилучшего значения  $N$  привести оценки параметров модели.
- 9) Провести исследование по точности распознавания на тестовой выборке итоговых последовательностей наблюдений. Результат представить в виде таблицы:

		Номер класса, к которому отнесены тестовые итоговые последовательности наблюдений			
		<i>1</i>	<i>2</i>	...	<i>Class</i>
Номер истинного класса, к которому принадлежат тестовые последовательности наблюдений	<i>1</i>	Кол-во тестовых итоговых последовательностей наблюдений, принадлежащих 1ому классу и отнесенных к 1ому классу	Кол-во тестовых итоговых последовательностей наблюдений, принадлежащих 1ому классу и отнесенных ко 2ому классу	...	Кол-во тестовых итоговых последовательностей наблюдений, принадлежащих 1ому классу и отнесенных к классу с номером <i>Class</i>
	<i>2</i>	Кол-во тестовых итоговых последовательностей наблюдений, принадлежащих 2ому классу и отнесенных к 1ому классу	Кол-во тестовых итоговых последовательностей наблюдений, принадлежащих 2ому классу и отнесенных ко 2ому классу	...	Кол-во тестовых итоговых последовательностей наблюдений, принадлежащих 2ому классу и отнесенных к классу с номером <i>Class</i>
	...	...	...	...	...
	<i>Class</i>	Кол-во тестовых итоговых последовательностей наблюдений, принадлежащих классу с номером <i>Class</i> и отнесенных к 1ому классу	Кол-во тестовых итоговых последовательностей наблюдений, принадлежащих классу с номером <i>Class</i> и отнесенных ко 2ому классу	...	Кол-во тестовых итоговых последовательностей наблюдений, принадлежащих классу с номером <i>Class</i> и отнесенных к классу с номером <i>Class</i>

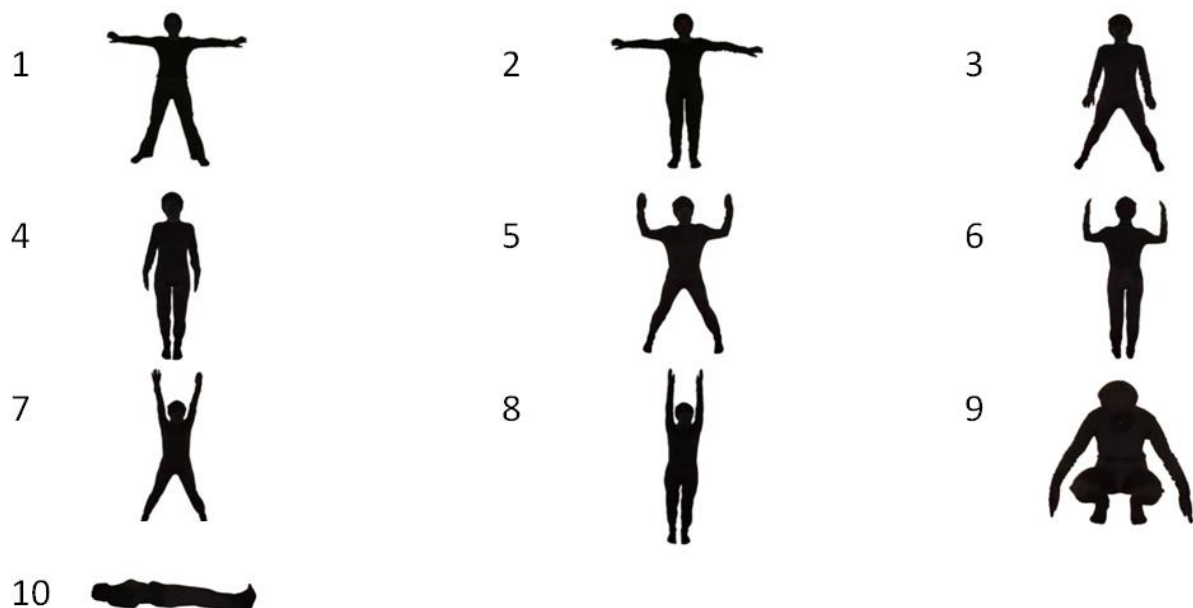
**Примечание:** алгоритм обучения очень чувствителен к начальным приближениям! В качестве начальных приближений рекомендуется выбрать равномерное распределение вероятностей.

### ***Варианты заданий***

- 1) Распознавание положения человека по изображению.

В качестве признаков для построения исходных последовательностей наблюдений используется тангенс угла наклона между осью X и касательной, проведенной в точке, находящейся на контуре изображения.

Изображение является бинарным (черно-белым). Пример изображений для десяти классов (каждое изображение взять размером не менее 100×100 пикселей):



•Пример расположения различных видов сканирующих окон с добавками углов (рис. 9)

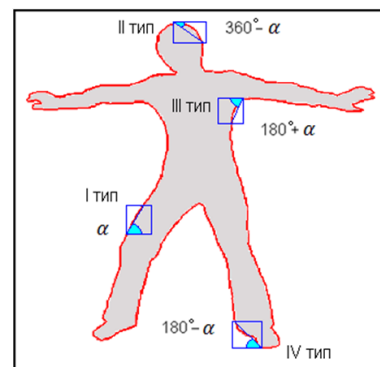


Рисунок 9

•Пример обхода изображения человека сканирующими окнами (рис. 10)

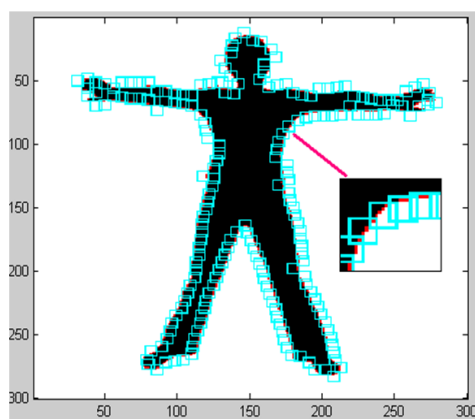


Рисунок 10

Рисунок 2 – Презентация "Распознавание позы человека на изображении с помощью скрытых марковских моделей", Коротенко Д.Ю., ПМ-62, защита бакалаврской работы 2011г.

В данной лабораторной работе использовать 5 любых классов.

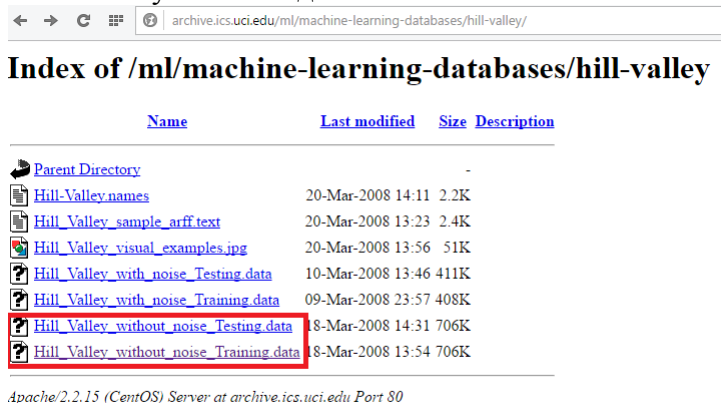
2) Распознавание положения человека по изображению.

В качестве признаков для построения исходных последовательностей наблюдений используется значение яркости центрального пикселя сканирующего окна, продвигающегося из верхнего левого угла изображения. Размер сканирующего окна  $X \times Y$  пикселей, перекрытие между сканирующими окнами по горизонтали  $H_x$  пикселей, по вертикали  $H_y$  пикселей.

Пример изображения: см вариант 1 .  
В данной лабораторной работе использовать 5 любых классов.

3) Распознавание «холмов» и «впадин» по набору числовых данных. Описание набора данных приведено здесь: <http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Hill-Valley>. Сами данные: <http://archive.ics.uci.edu/ml/machine-learning-databases/hill-valley/>

Выбрать вариант не зашумленных данных:

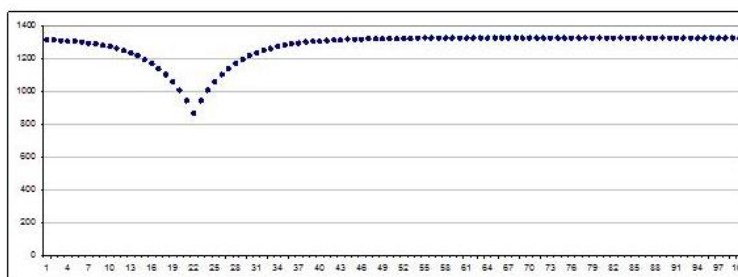


Name	Last modified	Size	Description
Parent Directory	-	-	-
Hill-Valley.names	20-Mar-2008 14:11	2.2K	
Hill_Valley_sample_arff.text	20-Mar-2008 13:23	2.4K	
Hill_Valley_visual_examples.jpg	20-Mar-2008 13:56	51K	
Hill_Valley_with_noise_Testing.data	10-Mar-2008 13:46	411K	
Hill_Valley_with_noise_Training.data	09-Mar-2008 23:57	408K	
Hill_Valley_without_noise_Testing.data	18-Mar-2008 14:31	706K	
Hill_Valley_without_noise_Training.data	18-Mar-2008 13:54	706K	

Apache/2.2.15 (CentOS) Server at archive.ics.uci.edu Port 80

Рисунок 3

Пример данных:



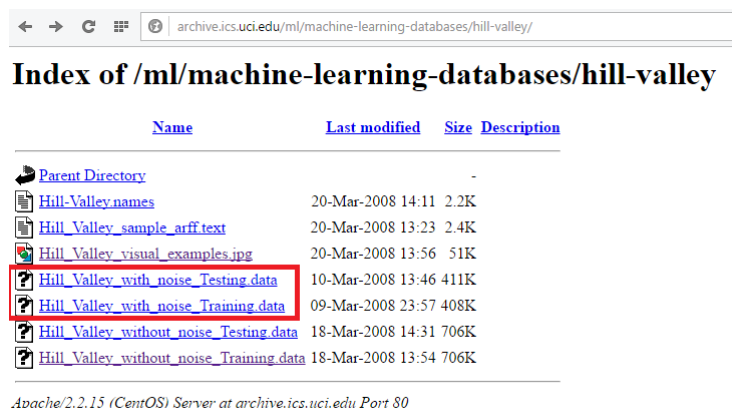
Example of 'valley' instance from Hill-Valley without noise

Рисунок 4

Поскольку значения наблюдений в разных последовательностях имеют разные масштабы, то каждую последовательность необходимо предварительно нормировать (привести к единому интервалу  $[0;100]$ ).

4) Распознавание «холмов» и «впадин» по набору числовых данных. Описание набора данных приведено здесь: <http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Hill-Valley>. Сами данные: <http://archive.ics.uci.edu/ml/machine-learning-databases/hill-valley/>

Выбрать вариант зашумленных данных: Рисунок 5



Name	Last modified	Size	Description
Parent Directory	-	-	-
Hill-Valley.names	20-Mar-2008 14:11	2.2K	
Hill_Valley_sample_arff.text	20-Mar-2008 13:23	2.4K	
Hill_Valley_visual_examples.jpg	20-Mar-2008 13:56	51K	
Hill_Valley_with_noise_Testing.data	10-Mar-2008 13:46	411K	
Hill_Valley_with_noise_Training.data	09-Mar-2008 23:57	408K	
Hill_Valley_without_noise_Testing.data	18-Mar-2008 14:31	706K	
Hill_Valley_without_noise_Training.data	18-Mar-2008 13:54	706K	

Apache/2.2.15 (CentOS) Server at archive.ics.uci.edu Port 80

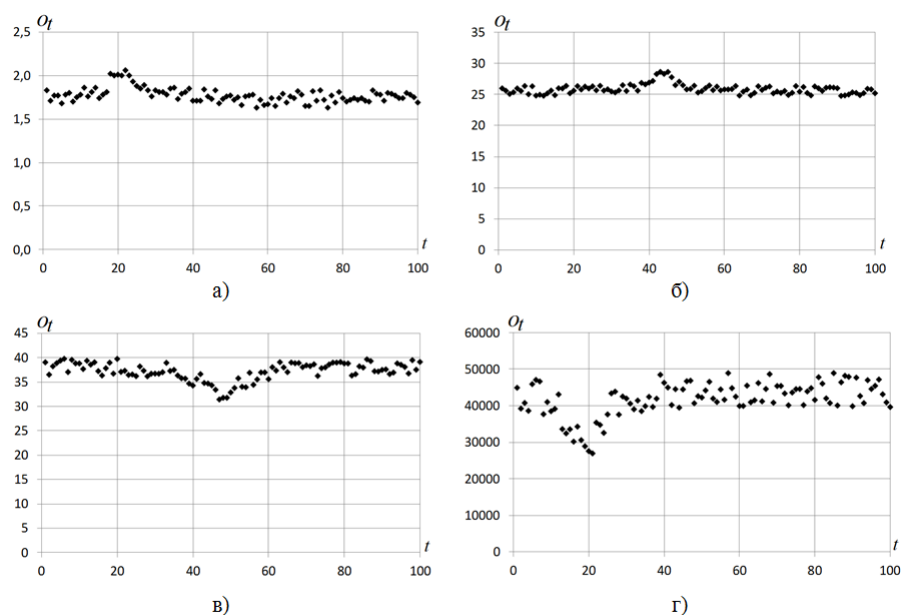


Рисунок 5.7 – Примеры последовательностей из базы данных Hill-Valley (с помехами) для классов: холмы (а), (б); впадины (в), (г)

Рисунок 6

Поскольку значения наблюдений в разных последовательностях имеют разные масштабы, то каждую последовательность необходимо предварительно пронормировать (привести к единому интервалу  $[0;100]$ ).

5) Распознавание того, какое слово произнесено диктором.

В качестве признаков для построения исходных последовательностей наблюдений можно, например, использовать значения амплитуды аудио сигнала (для получения этих данных можно использовать функцию пакета MatLab: `[Y,FS,BITS]=wavread(FILE)` — считывает файл типа WAVE с именем FILE и возвращает массив данных Y, частоту дискретизации FS (в герцах) и разрядность BITS кодирования звука (в битах); в переменную Y будет помещено все содержимое указанного файла. Строки матрицы y соответствуют отсчетам сигнала, столбцы - каналам, которых в wav-файле может быть один (моно - канал) или два (стереоканал).

### Пример

```
>> [Y,FS,BITS]=wavread('C:\toilet.wav');
>> plot(Y)
```

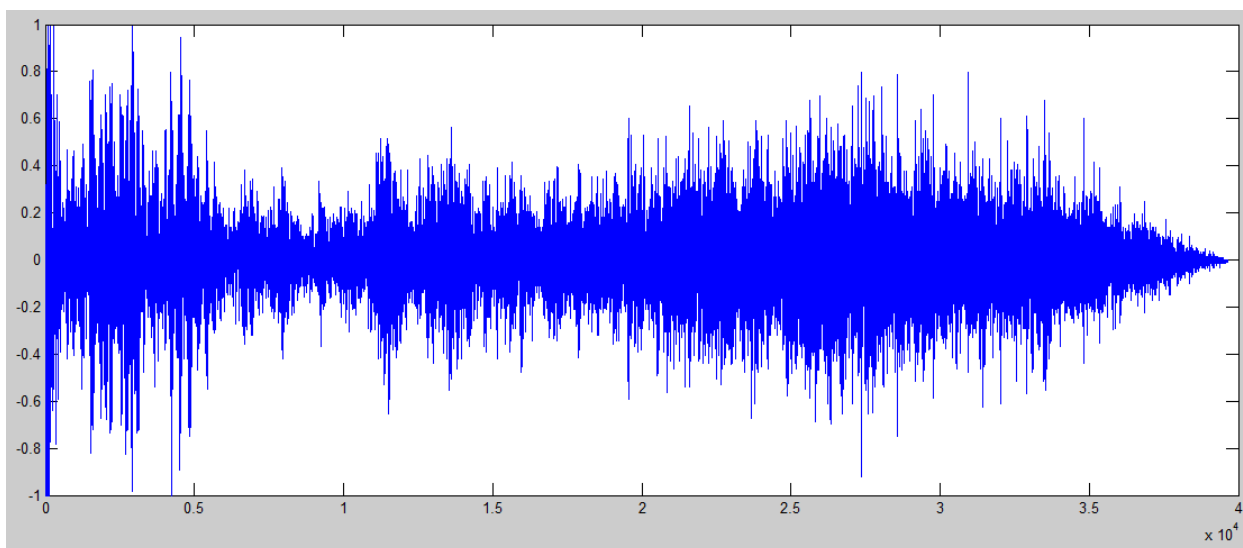


Рисунок 6

В данной лабораторной работе использовать 5 любых классов (различных слов). Длина последовательности наблюдений должна быть выбрана не более 100.

6) Распознавание того, что показывает человек кистью руки. Изображение является бинарным (черно-белым).

Примеры классов:

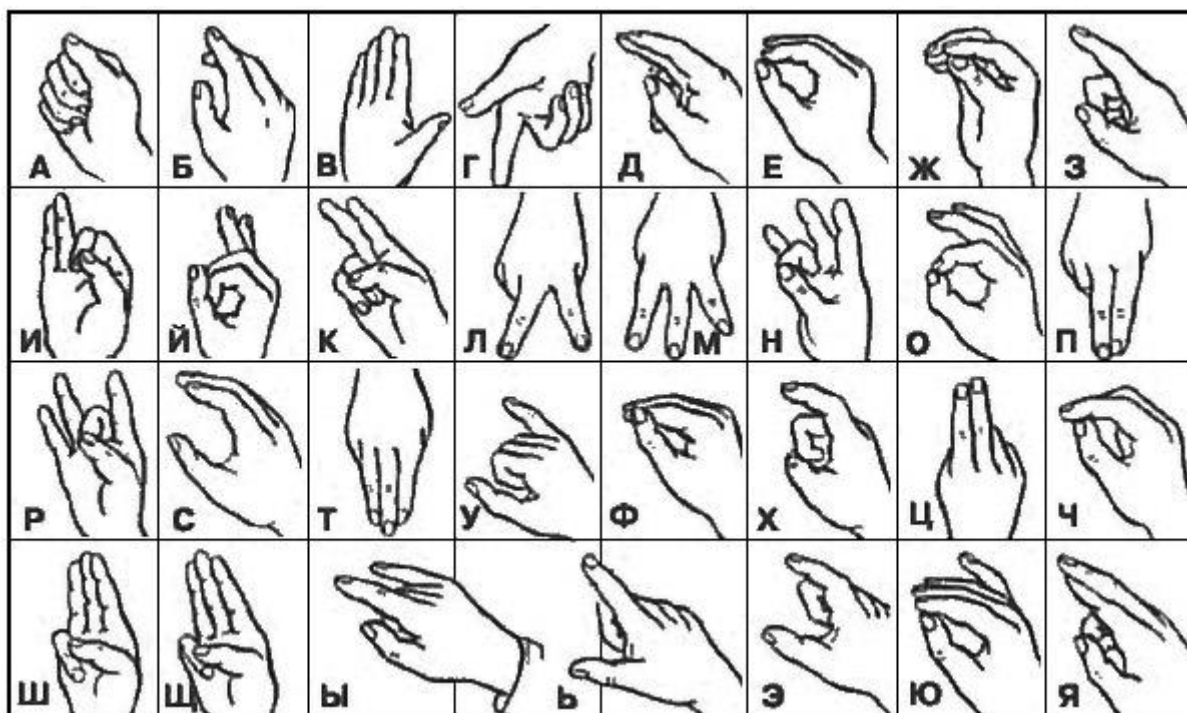


Рисунок 7

Каждое изображение взять размером не менее 100×100 пикселей. Пример изображения для буквы Л:





Рисунок 8

В качестве признаков для построения исходных последовательностей наблюдений используется тангенс угла наклона между осью  $X$  и касательной, проведенной в точке, находящейся на контуре изображения (см рис. 2 в варианте 1).

В данной лабораторной работе использовать 5 любых классов.

7) Распознавание того, что показывает человек кистью руки.

В качестве признаков для построения исходных последовательностей наблюдений используется значение яркости центрального пикселя сканирующего окна, продвигающегося из верхнего левого угла изображения. Размер сканирующего окна  $X \times Y$  пикселей, перекрытие между сканирующими окнами по горизонтали  $H_x$  пикселей, по вертикали  $H_y$  пикселей.

Пример изображения: см вариант 5 .

В данной лабораторной работе использовать 5 любых классов.

### ***Контрольные вопросы***

1. Задача двуклассовой классификации
2. Задача многоклассовой классификации