МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ

«Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ» (НИЯУ МИФИ)

Институт Финансовых Технологий и Экономической Безопасности Кафедра Финансового мониторинга

**Лабораторная работа №2 по курсу**

**«Макростатический анализ и прогнозирование»**

|  |  |
| --- | --- |
| **Выполнил студент группы С21-703:** | Монастырский М.О. |
| **Проверил:** | Домашова Д.В. |

Оглавление

[1. Постановка задачи 3](#_Toc180348315)

[2. Выполнение работы 4](#_Toc180348316)

[3. Преддискриминантный этап анализа 4](#_Toc180348317)

[4. Дискриминантный анализ 8](#_Toc180348318)

[5. Пошаговый анализ. Включение 11](#_Toc180348319)

[6. Пошаговый анализ. Исключение 13](#_Toc180348320)

[Приложение А «Результаты дискриминантного анадиза» 16](#_Toc180348321)

[Приложение Б «Результаты анализа с включением» 23](#_Toc180348322)

[Приложение В «Результаты анализа с исключением» 29](#_Toc180348323)

1. Постановка задачи

1. Выбор предмета исследования. В данной лабораторной работе предметом исследования является состояние субъектов РФ, которое характеризуется следующими показателями:

|  |  |
| --- | --- |
|  | Число дорожно-транспортных происшествий и пострадавших в них на 100 000 человек населения |
|  | Смертность населения старше трудоспособного возраста, на 100 000 человек населения соответствующего возраста |
|  | Продажа сильно алкогольной продукции населению(тысяч декалитров)/**на тыс населения** |
|  | Средняя Стоимость минимального (условного) набора потребительских товаров и услуг |
|  | Число спортивных сооружений/ **на тыс населения** |
|  | Доходы консолидированных бюджетов субъектов Российской Федерации / **на тыс населения** |
|  | Предварительно расследовано преступлений, совершенных в состоянии алкогольного опьянения/ **на тыс населения** |
|  | Среднедушевые доходы населения (в месяц), руб. |
|  | Численность студентов, обучающихся по программам бакалавриата, специалитета, магистратуры на 10 000 человек населения, всего |

1. На основе предварительного экспертного анализа было выделено семь групп субъектов РФ. К первой группе отнесено 2 субъекта, ко второй – 2, к третьей – 2, к четвертой – 8, к пятой – 2, к шестой – 9, к седьмой – 5
2. На основе семи обучающих выборок из многомерных нормально распределенных генеральных совокупностей с равными ковариационными матрицами необходимо провести классификацию оставшихся 55 субъектов РФ;
3. Дать экономическую интерпретацию результатов классификации

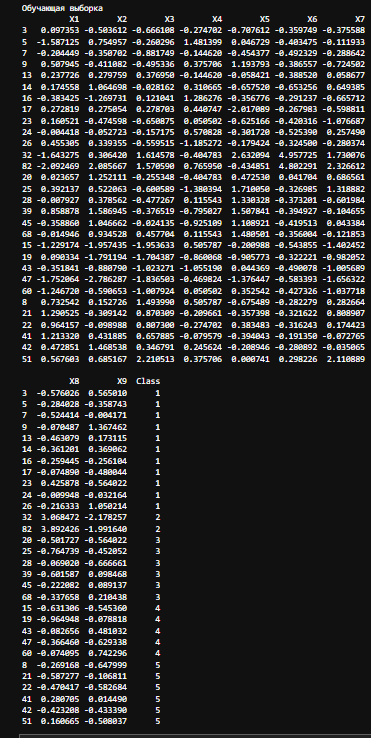
2. Выполнение работы

Фрагмент таблицы с исходным и данными для анализа в пакете Statistica представлен на рис. 1. В первых девяти столбцах введены наблюденные значения признаков, характеризующих демографическое состояние субъектов РФ, в десятом столбце – значения признака, указывающего на принадлежность к классу. Так для субъектов, относящихся по условию к первой обучающей выборке, в десятом столбце введена цифра 1, для субъектов, относящихся ко второй обучающей выборке – цифра 2 и т.д. Для субъектов, подлежащих классификации, значение признака «Обучающая выборка» не указывается.

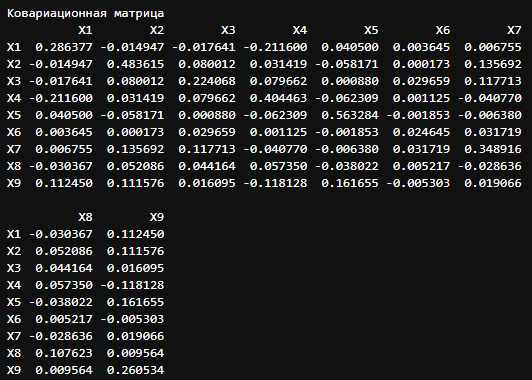
3. Преддискриминантный этап анализа

В рис. 2 представлена оценка общей ковариационной матрицы, в рис. 3 оценка общей корреляционной матрицы.

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Variable | Pooled Within-Groups Correlations (Данные) | | | | | | | | |
| |  | | --- | | X1 | | |  | | --- | | X2 | | |  | | --- | | X3 | | |  | | --- | | X4 | | |  | | --- | | X5 | | |  | | --- | | X6 | | |  | | --- | | X7 | | |  | | --- | | X8 | | |  | | --- | | X9 | |
| |  | | --- | | X1 | | 1,00 | -0,09 | 0,29 | -0,43 | 0,26 | -0,09 | 0,04 | -0,10 | -0,35 |
| |  | | --- | | X2 | | -0,09 | 1,00 | -0,12 | 0,47 | -0,39 | -0,26 | -0,05 | 0,07 | 0,14 |
| |  | | --- | | X3 | | 0,29 | -0,12 | 1,00 | 0,24 | 0,11 | 0,01 | 0,05 | 0,00 | -0,09 |
| |  | | --- | | X4 | | -0,43 | 0,47 | 0,24 | 1,00 | -0,46 | -0,16 | -0,12 | 0,23 | 0,14 |
| |  | | --- | | X5 | | 0,26 | -0,39 | 0,11 | -0,46 | 1,00 | 0,13 | -0,08 | -0,02 | -0,00 |
| |  | | --- | | X6 | | -0,09 | -0,26 | 0,01 | -0,16 | 0,13 | 1,00 | -0,15 | 0,38 | -0,01 |
| |  | | --- | | X7 | | 0,04 | -0,05 | 0,05 | -0,12 | -0,08 | -0,15 | 1,00 | -0,27 | -0,09 |
| |  | | --- | | X8 | | -0,10 | 0,07 | 0,00 | 0,23 | -0,02 | 0,38 | -0,27 | 1,00 | 0,02 |
| |  | | --- | | X9 | | -0,35 | 0,14 | -0,09 | 0,14 | -0,00 | -0,01 | -0,09 | 0,02 | 1,00 |



|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Variable | Pooled Within-Groups Covariances (Sheet1 in norm\_data) | | | | | | | | |
| |  | | --- | | X1 | | |  | | --- | | X2 | | |  | | --- | | X3 | | |  | | --- | | X4 | | |  | | --- | | X5 | | |  | | --- | | X6 | | |  | | --- | | X7 | | |  | | --- | | X8 | | |  | | --- | | X9 | |
| |  | | --- | | X1 | | 0,29 | -0,01 | -0,02 | -0,21 | 0,04 | 0,00 | 0,01 | -0,03 | 0,11 |
| |  | | --- | | X2 | | -0,01 | 0,48 | 0,08 | 0,03 | -0,06 | 0,00 | 0,14 | 0,05 | 0,11 |
| |  | | --- | | X3 | | -0,02 | 0,08 | 0,22 | 0,08 | 0,00 | 0,03 | 0,12 | 0,04 | 0,02 |
| |  | | --- | | X4 | | -0,21 | 0,03 | 0,08 | 0,40 | -0,06 | 0,00 | -0,04 | 0,06 | -0,12 |
| |  | | --- | | X5 | | 0,04 | -0,06 | 0,00 | -0,06 | 0,56 | -0,00 | -0,01 | -0,04 | 0,16 |
| |  | | --- | | X6 | | 0,00 | 0,00 | 0,03 | 0,00 | -0,00 | 0,02 | 0,03 | 0,01 | -0,01 |
| |  | | --- | | X7 | | 0,01 | 0,14 | 0,12 | -0,04 | -0,01 | 0,03 | 0,35 | -0,03 | 0,02 |
| |  | | --- | | X8 | | -0,03 | 0,05 | 0,04 | 0,06 | -0,04 | 0,01 | -0,03 | 0,11 | 0,01 |
| |  | | --- | | X9 | | 0,11 | 0,11 | 0,02 | -0,12 | 0,16 | -0,01 | 0,02 | 0,01 | 0,26 |



Далее рассчитываются оценки математических ожиданий и средних квадратических отклонений признаков в классах.

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| обучающая выборка | Means (Sheet1 in norm\_data) | | | | | | | | | |
| |  | | --- | | X1 | | |  | | --- | | X2 | | |  | | --- | | X3 | | |  | | --- | | X4 | | |  | | --- | | X5 | | |  | | --- | | X6 | | |  | | --- | | X7 | | |  | | --- | | X8 | | |  | | --- | | X9 | | |  | | --- | | Valid N | |
| |  | | --- | | G\_1:1 | | -0,02484 | -0,03169 | -0,26568 | 0,251537 | -0,374326 | -0,410301 | -0,28697 | -0,219452 | 0,16633 | 11 |
| |  | | --- | | G\_2:2 | | -1,86787 | 1,19604 | 1,59258 | 0,180584 | 1,098622 | 4,880008 | 2,02834 | 3,480449 | -2,08495 | 2 |
| |  | | --- | | G\_3:3 | | 0,14882 | 0,95348 | -0,21269 | -0,545705 | 1,268362 | -0,304821 | 0,20339 | -0,416135 | -0,21412 | 6 |
| |  | | --- | | G\_4:4 | | -0,89789 | -1,60127 | -1,50514 | -0,365759 | -0,417260 | -0,473374 | -1,21685 | -0,423893 | -0,00604 | 5 |
| |  | | --- | | G\_5:5 | | 0,87350 | 0,38836 | 1,06447 | 0,093863 | -0,208609 | -0,182360 | 0,54484 | -0,218117 | -0,37741 | 6 |
| |  | | --- | | All Grps | | -0,07882 | 0,06961 | -0,07175 | -0,047059 | 0,078396 | -0,001442 | -0,02316 | -0,045935 | -0,19732 | 30 |

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| обучающая выборка | Standard Deviations (Sheet1 in norm\_data) | | | | | | | | | |
| |  | | --- | | X1 | | |  | | --- | | X2 | | |  | | --- | | X3 | | |  | | --- | | X4 | | |  | | --- | | X5 | | |  | | --- | | X6 | | |  | | --- | | X7 | | |  | | --- | | X8 | | |  | | --- | | X9 | | |  | | --- | | Valid N | |
| |  | | --- | | G\_1:1 | | 0,579913 | 0,659350 | 0,418860 | 0,737262 | 0,757557 | 0,111595 | 0,488568 | 0,284395 | 0,624331 | 11 |
| |  | | --- | | G\_2:2 | | 0,317628 | 1,258118 | 0,031104 | 0,827834 | 2,168658 | 0,109909 | 0,421815 | 0,582623 | 0,131958 | 2 |
| |  | | --- | | G\_3:3 | | 0,421468 | 0,450811 | 0,383173 | 0,599529 | 0,438190 | 0,172708 | 0,685956 | 0,255948 | 0,388268 | 6 |
| |  | | --- | | G\_4:4 | | 0,747630 | 0,881423 | 0,455540 | 0,644855 | 0,709076 | 0,102857 | 0,299747 | 0,380086 | 0,608668 | 5 |
| |  | | --- | | G\_5:5 | | 0,338103 | 0,638171 | 0,675591 | 0,325637 | 0,365760 | 0,240023 | 0,830170 | 0,356904 | 0,269207 | 6 |
| |  | | --- | | All Grps | | 0,884731 | 1,082735 | 1,011888 | 0,677594 | 0,993723 | 1,338737 | 0,969784 | 1,010411 | 0,730458 | 30 |

По указанным данным можно дать экономическую интерпретацию:

Так по показателю X1 лидируют представители группы 5, самые плохие показатели имеет группа 3

По показателю X2 лидирует первая группа, худшая группа по показателю – третья

По показателю X3 лидирует группа 5, хуже всех кластер номер 3

По показателю X4 лидирует кластер №3 и отстает группа 5

По показателю X5 в лидерах первый кластер, худшие показатели имеет 5

По показателю X6 лучший показатель имеет первая группа, а худший третья

По показателю X7 лучшая группа – 2-я, худшая - первая

По показателю X8 лучшая группа – 1-я, худшая – три

По показателю X9 лучшая группа – 2-я, худшая - 1

Далее представлены оценки ковариационной и корреляционной матриц по объединенной выборке:

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Variable | Covariances (Total) (Sheet1 in norm\_data) | | | | | | | | |
| |  | | --- | | X1 | | |  | | --- | | X2 | | |  | | --- | | X3 | | |  | | --- | | X4 | | |  | | --- | | X5 | | |  | | --- | | X6 | | |  | | --- | | X7 | | |  | | --- | | X8 | | |  | | --- | | X9 | |
| |  | | --- | | X1 | | 0,78 | 0,19 | 0,20 | -0,16 | -0,03 | -0,59 | 0,04 | -0,46 | 0,27 |
| |  | | --- | | X2 | | 0,19 | 1,17 | 0,67 | 0,04 | 0,39 | 0,46 | 0,71 | 0,36 | -0,13 |
| |  | | --- | | X3 | | 0,20 | 0,67 | 1,02 | 0,20 | 0,17 | 0,70 | 0,78 | 0,52 | -0,32 |
| |  | | --- | | X4 | | -0,16 | 0,04 | 0,20 | 0,46 | -0,19 | 0,08 | 0,03 | 0,14 | -0,10 |
| |  | | --- | | X5 | | -0,03 | 0,39 | 0,17 | -0,19 | 0,99 | 0,39 | 0,31 | 0,20 | -0,07 |
| |  | | --- | | X6 | | -0,59 | 0,46 | 0,70 | 0,08 | 0,39 | 1,79 | 0,82 | 1,28 | -0,70 |
| |  | | --- | | X7 | | 0,04 | 0,71 | 0,78 | 0,03 | 0,31 | 0,82 | 0,94 | 0,53 | -0,35 |
| |  | | --- | | X8 | | -0,46 | 0,36 | 0,52 | 0,14 | 0,20 | 1,28 | 0,53 | 1,02 | -0,48 |
| |  | | --- | | X9 | | 0,27 | -0,13 | -0,32 | -0,10 | -0,07 | -0,70 | -0,35 | -0,48 | 0,53 |

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Variable | Correlations (Total) (Sheet1 in norm\_data) | | | | | | | | |
| |  | | --- | | X1 | | |  | | --- | | X2 | | |  | | --- | | X3 | | |  | | --- | | X4 | | |  | | --- | | X5 | | |  | | --- | | X6 | | |  | | --- | | X7 | | |  | | --- | | X8 | | |  | | --- | | X9 | |
| |  | | --- | | X1 | | 1,00 | 0,19 | 0,22 | -0,26 | -0,03 | -0,50 | 0,04 | -0,52 | 0,42 |
| |  | | --- | | X2 | | 0,19 | 1,00 | 0,61 | 0,06 | 0,36 | 0,32 | 0,68 | 0,32 | -0,17 |
| |  | | --- | | X3 | | 0,22 | 0,61 | 1,00 | 0,29 | 0,17 | 0,52 | 0,79 | 0,51 | -0,43 |
| |  | | --- | | X4 | | -0,26 | 0,06 | 0,29 | 1,00 | -0,29 | 0,09 | 0,04 | 0,20 | -0,21 |
| |  | | --- | | X5 | | -0,03 | 0,36 | 0,17 | -0,29 | 1,00 | 0,29 | 0,32 | 0,20 | -0,09 |
| |  | | --- | | X6 | | -0,50 | 0,32 | 0,52 | 0,09 | 0,29 | 1,00 | 0,63 | 0,95 | -0,72 |
| |  | | --- | | X7 | | 0,04 | 0,68 | 0,79 | 0,04 | 0,32 | 0,63 | 1,00 | 0,54 | -0,49 |
| |  | | --- | | X8 | | -0,52 | 0,32 | 0,51 | 0,20 | 0,20 | 0,95 | 0,54 | 1,00 | -0,65 |
| |  | | --- | | X9 | | 0,42 | -0,17 | -0,43 | -0,21 | -0,09 | -0,72 | -0,49 | -0,65 | 1,00 |

В информационной части формы представлены наблюденное значение статистики Уилкса, приближенное значение F-критерия и значимость нулевой гипотезы об отсутствии различий в групповых средних значениях всех признаков. Результаты проверки такой гипотезы по каждому отдельному признаку

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| N=30 | Discriminant Function Analysis Summary (Sheet1 in norm\_data) No. of vars in model: 9; Grouping: обучающая выборка (5 grps) Wilks' Lambda: ,00009 approx. F (36,65)=20,256 p<0,0000 | | | | | |
| |  | | --- | | Wilks' Lambda | | |  | | --- | | Partial Lambda | | |  | | --- | | F-remove (4,17) | | |  | | --- | | p-value | | |  | | --- | | Toler. | | |  | | --- | | 1-Toler. (R-Sqr.) | |
| |  | | --- | | X1 | | 0,000123 | 0,701010 | 1,81269 | 0,172914 | 0,632126 | 0,367874 |
| |  | | --- | | X2 | | 0,000171 | 0,505038 | 4,16522 | 0,015662 | 0,608887 | 0,391113 |
| |  | | --- | | X3 | | 0,000137 | 0,633030 | 2,46374 | 0,084513 | 0,522853 | 0,477147 |
| |  | | --- | | X4 | | 0,000109 | 0,790827 | 1,12412 | 0,377938 | 0,521394 | 0,478606 |
| |  | | --- | | X5 | | 0,000145 | 0,594321 | 2,90102 | 0,053379 | 0,666666 | 0,333334 |
| |  | | --- | | X6 | | 0,000668 | 0,129421 | 28,58847 | 0,000000 | 0,696954 | 0,303046 |
| |  | | --- | | X7 | | 0,000110 | 0,787490 | 1,14690 | 0,368317 | 0,473899 | 0,526101 |
| |  | | --- | | X8 | | 0,000109 | 0,791578 | 1,11902 | 0,380124 | 0,575166 | 0,424834 |
| |  | | --- | | X9 | | 0,000206 | 0,419783 | 5,87427 | 0,003706 | 0,580657 | 0,419343 |

Значение статистики Уилкса принадлежит интервалу от 0 до 1. Значение близкое к нулю (0,00001) свидетельствует о хорошей дискриминации.

Гипотеза принимается только для признаков X2;X6;X9

Далее исследуется различие между классами с использованием расстояния Махаланобиса. Квадрат расстояния Махаланосиба между классами, наблюденное значение F-статистики и значимость нулевой гипотезы о равенстве нулю расстояния между классами

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| обучающая выборка | Squared Mahalanobis Distances (Sheet1 in norm\_data) | | | | |
| |  | | --- | | G\_1:1 | | |  | | --- | | G\_2:2 | | |  | | --- | | G\_3:3 | | |  | | --- | | G\_4:4 | | |  | | --- | | G\_5:5 | |
| |  | | --- | | G\_1:1 | | 0,000 | 2109,474 | 27,006 | 19,438 | 26,147 |
| |  | | --- | | G\_2:2 | | 2109,474 | 0,000 | 1915,553 | 2003,434 | 1974,660 |
| |  | | --- | | G\_3:3 | | 27,006 | 1915,553 | 0,000 | 42,400 | 35,304 |
| |  | | --- | | G\_4:4 | | 19,438 | 2003,434 | 42,400 | 0,000 | 64,286 |
| |  | | --- | | G\_5:5 | | 26,147 | 1974,660 | 35,304 | 64,286 | 0,000 |

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| обучающая выборка | F-values; df = 9,17 (Sheet1 in norm\_data) | | | | |
| |  | | --- | | G\_1:1 | | |  | | --- | | G\_2:2 | | |  | | --- | | G\_3:3 | | |  | | --- | | G\_4:4 | | |  | | --- | | G\_5:5 | |
| |  | | --- | | G\_1:1 | |  | 269,7242 | 7,9218 | 5,0485 | 7,6698 |
| |  | | --- | | G\_2:2 | | 269,7242 |  | 217,0960 | 216,2437 | 223,7948 |
| |  | | --- | | G\_3:3 | | 7,9218 | 217,0960 |  | 8,7370 | 8,0021 |
| |  | | --- | | G\_4:4 | | 5,0485 | 216,2437 | 8,7370 |  | 13,2469 |
| |  | | --- | | G\_5:5 | | 7,6698 | 223,7948 | 8,0021 | 13,2469 |  |

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 0,000000 | 0,000148 | 0,002058 | 0,000181 |
| 0,000000 |  | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| 0,000148 | 0,000000 |  | 0,000079 | 0,000139 |
| 0,002058 | 0,000000 | 0,000079 |  | 0,000005 |
| 0,000181 | 0,000000 | 0,000139 | 0,000005 |  |

4. Дискриминантный анализ

Рассчитаем коэффициенты линейных дискриминантных функций Фишера. Результаты представлены в таблице 1

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Variable | Classification Functions; grouping: обучающая выборка (Sheet1 in norm\_data) | | | | |
| |  | | --- | | G\_1:1 p=,36667 | | |  | | --- | | G\_2:2 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_3:3 p=,20000 | | |  | | --- | | G\_4:4 p=,16667 | | |  | | --- | | G\_5:5 p=,20000 | |
| |  | | --- | | X1 | | -1,7656 | -4,797 | -3,4912 | -7,2170 | 5,5433 |
| |  | | --- | | X2 | | -1,0217 | 11,553 | 6,4248 | -4,1702 | 1,1240 |
| |  | | --- | | X3 | | 0,6508 | -17,656 | -2,0389 | -3,5717 | 8,5398 |
| |  | | --- | | X4 | | 3,0864 | -28,648 | -2,9870 | -2,0490 | 2,0975 |
| |  | | --- | | X5 | | -2,1021 | 16,429 | 3,7602 | -0,6119 | -3,3705 |
| |  | | --- | | X6 | | -25,8005 | 306,134 | -16,7621 | -18,3788 | -16,4817 |
| |  | | --- | | X7 | | 4,4649 | -40,625 | 1,8667 | 2,0100 | -0,2084 |
| |  | | --- | | X8 | | -9,5598 | 65,775 | -3,1783 | -3,6069 | -5,7703 |
| |  | | --- | | X9 | | 7,7128 | -54,722 | -3,7504 | 5,0958 | -1,6318 |
| |  | | --- | | Constant | | -9,8530 | -883,752 | -11,6364 | -15,4372 | -11,6271 |

В первой строке таблицы приведены оценки априорных вероятностей, рассчитанные по первому варианту:

Линейные дискриминантные функции Фишера имеют вид:

*;*

;

;

;

;

На основе рассчитанных классификационных функций проводится повторная классификация объектов обучающих выборок.

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Group | Classification Matrix (Sheet1 in norm\_data) Rows: Observed classifications Columns: Predicted classifications | | | | | |
| |  | | --- | | Percent Correct | | |  | | --- | | G\_1:1 p=,36667 | | |  | | --- | | G\_2:2 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_3:3 p=,20000 | | |  | | --- | | G\_4:4 p=,16667 | | |  | | --- | | G\_5:5 p=,20000 | |
| |  | | --- | | G\_1:1 | | 100,0000 | 11 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| |  | | --- | | G\_2:2 | | 100,0000 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 |
| |  | | --- | | G\_3:3 | | 100,0000 | 0 | 0 | 6 | 0 | 0 |
| |  | | --- | | G\_4:4 | | 100,0000 | 0 | 0 | 0 | 5 | 0 |
| |  | | --- | | G\_5:5 | | 100,0000 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6 |
| |  | | --- | | Total | | 100,0000 | 11 | 2 | 6 | 5 | 6 |

Как видно из таблицы, изменения в первоначальном составе классов произошли: К первому классу относится 2 объекта, ко второму – 2, К третьему 2, к четвертому 9, к пятому 2, к шестому 8, при этом объект из 6 класса переместился в четвертый (точность на класс 88,89%), К седьмому – 5 объектов

Далее производится Классификация всех объектов (Приложение А)

В первой графе таблицы указаны номера объектов; во второй графе – номера обучающих выборок (прочерками отмечаются объекты, не вошедшие в обучающие выборки); в третьем-десятом столбцах – результаты классификации с помощью дискриминантных функций (1) – (8).

Далее рассчитываются квадраты расстояния Махаланобиса (Приложение А) от объектов до центров каждого из классов. Объект следует отнести к тому классу, расстояние до которого наименьшее.

Также рассчитываются апостериорные вероятности классификации. (Приложение А) Объект следует отнести к тому классу, апостериорная вероятность для которого наибольшая.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Класс | Количество субъектов | Наименование субъектов |
| 1 | 2 | Ненецкий Автономный Оуруг,Чукотский Автономный округ; |
| 2 | 3 | Санкт-Петербург,Москва, Томская Область |
| 3 | 4 | Кабардино-балкарская Республика, Республика Дагестан, Республика Ингушетия, Чеченская Республика |
| 4 | 24 | Владимирская Область, Вологодская Область, Еврейская Автономная Область, Ивановская Область, Иркутская Область, Кировская Область, Костромская Область, Ленинградская Область, Московская Область, Мурманская Область, Пермский Край, Приморский Край, Псковская Область, Республика Алтай, Республика Бурятия, Республика Коми, Республика Марий-Эл, Республика Саха, Республика Хакассия, Сахалинская Область, Свердловская Область, Удмуртская Республика, Хабаровский Край, Ярославская Область |
| 5 | 5 | Забайкальский Край, Камчатский Край, Магаданская Область, Республика Тыва, Ямало-ненецкий Автономный Округ |
| 6 | 35 | Алтайский Край, Астраханская Область, Белгородская Область, Брянская Область, Волгоградская Область, Воронежская Область, Калининградская Область, Калужская Область, Карачаево-Черкесская Республика, краснодарский Край, Красноярский Край, Курская Область, Липецкая Область, Нижегородская Область, Новосибирская Область, Омская Область, Оренбургская Область, Орловская Область, Республика Адыгея, Республика Калмыкия, Республика Крым, Республика Мордовия, Республика Северная Осетия-Алания, Республика Татарстан, Ростовская Область, Рязанская Область, Самарская Область, Саратовская Область, Севастополь, Ставропольский Край, Тамбовская Область, Тульская Область, Тюменская Область, Ульяновская Область, Челябинская Область, |
| 7 | 12 | Амурская Область, Архангельская Область, Кемеровская Область, Курганская Область, Новгородская Область, Пензенская Область, Республика Башкортостан, Республика Карелия, Смоленская Область, Тверская Область, Чувашская Республика, Ханты-Мансийский Автономный Округ |

Точность:100,00%

Выборка была составлена по методу полной связи, совпадение классификации с исходной составило .

1. Пошаговый анализ. Включение

Аналогично проведем пошаговый дискриминантный анализ с пошаговым включением

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| N=30 | Discriminant Function Analysis Summary (Данные.sta) Step 6, N of vars in model: 6; Grouping: обучающая выборка (7 grps) Wilks' Lambda: ,00001 approx. F (36,81)=27,042 p<0,0000 | | | | | |
| |  | | --- | | Wilks' Lambda | | |  | | --- | | Partial Lambda | | |  | | --- | | F-remove (6,18) | | |  | | --- | | p-value | | |  | | --- | | Toler. | | |  | | --- | | 1-Toler. (R-Sqr.) | |
| |  | | --- | | X6 | | 0,000816 | 0,016267 | 181,4259 | 0,000000 | 0,931334 | 0,068666 |
| |  | | --- | | X9 | | 0,000082 | 0,162668 | 15,4425 | 0,000003 | 0,949579 | 0,050421 |
| |  | | --- | | X3 | | 0,000059 | 0,226597 | 10,2393 | 0,000055 | 0,818038 | 0,181962 |
| |  | | --- | | X2 | | 0,000052 | 0,255789 | 8,7284 | 0,000153 | 0,670503 | 0,329497 |
| |  | | --- | | X4 | | 0,000032 | 0,420042 | 4,1421 | 0,008692 | 0,572753 | 0,427247 |
| |  | | --- | | X5 | | 0,000026 | 0,506956 | 2,9177 | 0,036220 | 0,707421 | 0,292579 |

Рассчитаем коэффициенты линейных дискриминантных функций Фишера:

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Variable | Classification Functions; grouping: обучающая выборка (Данные.sta) | | | | | | |
| |  | | --- | | G\_1:1 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_2:2 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_3:3 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_4:4 p=,26667 | | |  | | --- | | G\_5:5 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_6:6 p=,30000 | | |  | | --- | | G\_7:7 p=,16667 | |
| |  | | --- | | X6 | | 224,268 | 13,5822 | -26,5074 | -13,3557 | 95,589 | -18,3642 | -10,6921 |
| |  | | --- | | X9 | | -14,055 | 19,2715 | -2,3620 | -0,3337 | -2,690 | 1,8666 | -1,0681 |
| |  | | --- | | X3 | | 10,673 | -2,4685 | -21,0493 | 5,1035 | 16,877 | -2,5051 | 0,9179 |
| |  | | --- | | X2 | | 23,827 | -10,7013 | -18,2498 | 1,3326 | 15,082 | -2,3823 | 7,0899 |
| |  | | --- | | X4 | | 1,864 | 4,7106 | 17,5870 | -2,0555 | -13,377 | -0,3249 | -5,9712 |
| |  | | --- | | X5 | | 3,797 | -5,0553 | -0,0645 | -0,9911 | -2,696 | -1,3874 | 4,3584 |
| |  | | --- | | Constant | | -589,576 | -51,0233 | -57,9504 | -5,4406 | -128,667 | -6,0826 | -11,8897 |

На основе рассчитанных классификационных функций проводится повторная классификация объектов обучающих выборок.

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Group | Classification Matrix (Данные.sta) Rows: Observed classifications Columns: Predicted classifications | | | | | | | |
| |  | | --- | | Percent Correct | | |  | | --- | | G\_1:1 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_2:2 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_3:3 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_4:4 p=,26667 | | |  | | --- | | G\_5:5 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_6:6 p=,30000 | | |  | | --- | | G\_7:7 p=,16667 | |
| |  | | --- | | G\_1:1 | | 100,0000 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| |  | | --- | | G\_2:2 | | 100,0000 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| |  | | --- | | G\_3:3 | | 100,0000 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| |  | | --- | | G\_4:4 | | 87,5000 | 0 | 0 | 0 | 7 | 0 | 1 | 0 |
| |  | | --- | | G\_5:5 | | 100,0000 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 |
| |  | | --- | | G\_6:6 | | 88,8889 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 8 | 0 |
| |  | | --- | | G\_7:7 | | 100,0000 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5 |
| |  | | --- | | Total | | 93,3333 | 2 | 2 | 2 | 8 | 2 | 9 | 5 |

Как видно из таблицы, изменения в первоначальном составе классов произошли: К первому классу относится 2 объекта, ко второму – 2, К третьему 2, к четвертому 8, к пятому 2, к шестому 9, при этом объект из 6 класса переместился в четвертый, и из четвертого в шестой (точность на класс 87,5% и 88,89% соответственно), К седьмому – 5 объектов

Общая точность 93,33%

На основании таблиц, представленных в приложении Б, субъекты можно классифицировать следующим образом:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Класс | Количество субъектов | Наименование субъектов |
| 1 | 2 | Ненецкий Автономный Округ, Чукотский Автономный округ; |
| 2 | 3 | Санкт-Петербург, Москва, Томская Область |
| 3 | 4 | Кабардино-балкарская Республика, Республика Дагестан, Республика Ингушетия, Чеченская Республика |
| 4 | 26 | Архангельская Область, Владимирская Область, Вологодская Область, Еврейская Автономная область, Ивановская область, Калужская область, Кировская Область, Костромская Область, Ленинградская Область, Московская Область, Мурманская Область, Пермский край, приморский край, Псковская Область, Республика Алтай, Республика Бурятия, Республика Карелия, Республика Коми, Республика Марий-Эл, Сахалинская Область, Тульская Область, Удмуртская Республика. Хабаровский Край, Чувашская Республика, Ханты-мансийский Автономный Округ, Ярославская Область |
| 5 | 5 | Забайкальский Край, Камчатский Край, Магаданская Область, Республика Тыва, Ямало-ненецкий Автономный Округ |
| 6 | 34 | Алтайский Край, Астраханская Область, Белгородская Область, Брянская Область, Волгоградская Область, Воронежская Область, Иркутская Область, Калининградская Область, Карачаево-Черкесская Республика, Краснодарский Край, Красноярский Край, Курская Область, Нижегородская Область, Новосибирская Область, Омская Область, Оренбургская Область, Орловская Область, Республика Адыгея, Республика Калмыкия, Республика Крым, Республика Мордовия, Республика Саха, Республика Северная Осетия – Алания, Республика Татарстан, Республика Хакассия, Ростовская Область, Рязанская Область, Самарская Область, Саратовская Область, Свердловская Область, Севастополь, Ставропольский Край, Ульяновская Область, Челябинская Область. |
| 7 | 11 | Амурская Область, Кемеровская Область, Курганская Область, Липецкая Область, Новгородская Область, Пензенская Область, Республика Башкортостан, Смоленская Область, Тамбовская Область, Тверская Облсть, Тюменская Область |

Обучающая Выборка была составлена по методу полной связи, совпадение классификации с исходной составило .

Результаты анализа представлены в приложении Б

1. Пошаговый анализ. Исключение

Аналогично проведем пошаговый дискриминантный анализ с пошаговым исключением

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| N=30 | Discriminant Function Analysis Summary (Данные.sta) Step 3, N of vars in model: 6; Grouping: обучающая выборка (7 grps) Wilks' Lambda: ,00001 approx. F (36,81)=27,042 p<0,0000 | | | | | |
| |  | | --- | | Wilks' Lambda | | |  | | --- | | Partial Lambda | | |  | | --- | | F-remove (6,18) | | |  | | --- | | p-value | | |  | | --- | | Toler. | | |  | | --- | | 1-Toler. (R-Sqr.) | |
| |  | | --- | | X2 | | 0,000052 | 0,255789 | 8,7284 | 0,000153 | 0,670503 | 0,329497 |
| |  | | --- | | X3 | | 0,000059 | 0,226597 | 10,2393 | 0,000055 | 0,818038 | 0,181962 |
| |  | | --- | | X4 | | 0,000032 | 0,420042 | 4,1421 | 0,008692 | 0,572753 | 0,427247 |
| |  | | --- | | X5 | | 0,000026 | 0,506956 | 2,9177 | 0,036220 | 0,707421 | 0,292579 |
| |  | | --- | | X6 | | 0,000816 | 0,016267 | 181,4259 | 0,000000 | 0,931334 | 0,068666 |
| |  | | --- | | X9 | | 0,000082 | 0,162668 | 15,4425 | 0,000003 | 0,949579 | 0,050421 |

Рассчитаем коэффициенты линейных дискриминантных функций Фишера:

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Variable | Classification Functions; grouping: обучающая выборка (Данные.sta) | | | | | | |
| |  | | --- | | G\_1:1 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_2:2 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_3:3 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_4:4 p=,26667 | | |  | | --- | | G\_5:5 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_6:6 p=,30000 | | |  | | --- | | G\_7:7 p=,16667 | |
| |  | | --- | | X2 | | 23,827 | -10,7013 | -18,2498 | 1,3326 | 15,082 | -2,3823 | 7,0899 |
| |  | | --- | | X3 | | 10,673 | -2,4685 | -21,0493 | 5,1035 | 16,877 | -2,5051 | 0,9179 |
| |  | | --- | | X4 | | 1,864 | 4,7106 | 17,5870 | -2,0555 | -13,377 | -0,3249 | -5,9712 |
| |  | | --- | | X5 | | 3,797 | -5,0553 | -0,0645 | -0,9911 | -2,696 | -1,3874 | 4,3584 |
| |  | | --- | | X6 | | 224,268 | 13,5822 | -26,5074 | -13,3557 | 95,589 | -18,3642 | -10,6921 |
| |  | | --- | | X9 | | -14,055 | 19,2715 | -2,3620 | -0,3337 | -2,690 | 1,8666 | -1,0681 |
| |  | | --- | | Constant | | -589,576 | -51,0233 | -57,9504 | -5,4406 | -128,667 | -6,0826 | -11,8897 |

На основе рассчитанных классификационных функций проводится повторная классификация объектов обучающих выборок.

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Group | Classification Matrix (Данные.sta) Rows: Observed classifications Columns: Predicted classifications | | | | | | | |
| |  | | --- | | Percent Correct | | |  | | --- | | G\_1:1 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_2:2 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_3:3 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_4:4 p=,26667 | | |  | | --- | | G\_5:5 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_6:6 p=,30000 | | |  | | --- | | G\_7:7 p=,16667 | |
| |  | | --- | | G\_1:1 | | 100,0000 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| |  | | --- | | G\_2:2 | | 100,0000 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| |  | | --- | | G\_3:3 | | 100,0000 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| |  | | --- | | G\_4:4 | | 87,5000 | 0 | 0 | 0 | 7 | 0 | 1 | 0 |
| |  | | --- | | G\_5:5 | | 100,0000 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 |
| |  | | --- | | G\_6:6 | | 88,8889 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 8 | 0 |
| |  | | --- | | G\_7:7 | | 100,0000 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5 |
| |  | | --- | | Total | | 93,3333 | 2 | 2 | 2 | 8 | 2 | 9 | 5 |

Как видно из таблицы, изменения в первоначальном составе классов произошли: К первому классу относится 2 объекта, ко второму – 2, К третьему 2, к четвертому 8, к пятому 2, к шестому 9, при этом объект из 6 класса переместился в четвертый, и из четвертого в шестой (точность на класс 87,5% и 88,89% соответственно), К седьмому – 5 объектов

Общая точность 93,33%

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Класс | Количество субъектов | Наименование субъектов |
| 1 | 2 | Ненецкий Автономный Округ, Чукотский Автономный округ; |
| 2 | 3 | Санкт-Петербург, Москва, Томская Область |
| 3 | 4 | Кабардино-балкарская Республика, Республика Дагестан, Республика Ингушетия, Чеченская Республика |
| 4 | 26 | Архангельская Область, Владимирская Область, Вологодская Область, Еврейская Автономная область, Ивановская область, Калужская область, Кировская Область, Костромская Область, Ленинградская Область, Московская Область, Мурманская Область, Пермский край, приморский край, Псковская Область, Республика Алтай, Республика Бурятия, Республика Карелия, Республика Коми, Республика Марий-Эл, Сахалинская Область, Тульская Область, Удмуртская Республика. Хабаровский Край, Чувашская Республика, Ханты-мансийский Автономный Округ, Ярославская Область |
| 5 | 5 | Забайкальский Край, Камчатский Край, Магаданская Область, Республика Тыва, Ямало-ненецкий Автономный Округ |
| 6 | 34 | Алтайский Край, Астраханская Область, Белгородская Область, Брянская Область, Волгоградская Область, Воронежская Область, Иркутская Область, Калининградская Область, Карачаево-Черкесская Республика, Краснодарский Край, Красноярский Край, Курская Область, Нижегородская Область, Новосибирская Область, Омская Область, Оренбургская Область, Орловская Область, Республика Адыгея, Республика Калмыкия, Республика Крым, Республика Мордовия, Республика Саха, Республика Северная Осетия – Алания, Республика Татарстан, Республика Хакассия, Ростовская Область, Рязанская Область, Самарская Область, Саратовская Область, Свердловская Область, Севастополь, Ставропольский Край, Ульяновская Область, Челябинская Область. |
| 7 | 11 | Амурская Область, Кемеровская Область, Курганская Область, Липецкая Область, Новгородская Область, Пензенская Область, Республика Башкортостан, Смоленская Область, Тамбовская Область, Тверская Облсть, Тюменская Область |

Результаты анализа в приложении В

Обучающая Выборка была составлена по методу полной связи, совпадение классификации с исходной составило .

# Приложение А «Результаты дискриминантного анадиза»

| Case | Classification of Cases (Данные) Incorrect classifications are marked with \* | | | | | | | |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| |  | | --- | | Observed Classif. | | |  | | --- | | 1 p=,06667 | | |  | | --- | | 2 p=,06667 | | |  | | --- | | 3 p=,06667 | | |  | | --- | | 4 p=,26667 | | |  | | --- | | 5 p=,06667 | | |  | | --- | | 6 p=,30000 | | |  | | --- | | 7 p=,16667 | |
| |  | | --- | | 1 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_3:3 | G\_7:7 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 2 | | --- | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_5:5 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 |
| |  | | --- | | 3 | | --- | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 4 | | G\_6:6 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 5 | | --- | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 6 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 7 | | --- | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 8 | | G\_6:6 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 9 | | G\_4:4 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 10 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 11 | | G\_2:2 | G\_2:2 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_1:1 | G\_3:3 | G\_5:5 | G\_7:7 |
| |  | | --- | | 12 | | --- | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_5:5 | G\_1:1 | G\_2:2 |
| |  | | --- | | 13 | | --- | G\_5:5 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 |
| |  | | --- | | \* 14 | | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 15 | | G\_4:4 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 16 | | G\_3:3 | G\_3:3 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_5:5 | G\_7:7 |
| |  | | --- | | 17 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_3:3 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 18 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 19 | | G\_5:5 | G\_5:5 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 |
| |  | | --- | | 20 | | --- | G\_6:6 | G\_3:3 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 21 | | G\_7:7 | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 22 | | G\_4:4 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 23 | | G\_4:4 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 24 | | G\_6:6 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 25 | | G\_6:6 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 26 | | G\_7:7 | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 27 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 28 | | --- | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 29 | | --- | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 30 | | G\_5:5 | G\_5:5 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 |
| |  | | --- | | 31 | | --- | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 32 | | --- | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 33 | | G\_1:1 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_4:4 | G\_5:5 | G\_6:6 | G\_7:7 |
| |  | | --- | | 34 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 35 | | --- | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 36 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 37 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 38 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 39 | | G\_6:6 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 40 | | G\_7:7 | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 41 | | G\_4:4 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 42 | | G\_4:4 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 43 | | G\_4:4 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 44 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 45 | | --- | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 46 | | G\_7:7 | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 47 | | --- | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 48 | | --- | G\_3:3 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_5:5 | G\_7:7 |
| |  | | --- | | 49 | | --- | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_4:4 | G\_5:5 | G\_6:6 | G\_7:7 |
| |  | | --- | | 50 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 51 | | --- | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 52 | | --- | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_5:5 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 |
| |  | | --- | | 53 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_3:3 | G\_7:7 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 54 | | --- | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 55 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 56 | | --- | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 57 | | --- | G\_6:6 | G\_3:3 | G\_4:4 | G\_2:2 | G\_7:7 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 58 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 59 | | --- | G\_5:5 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 |
| |  | | --- | | 60 | | --- | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 61 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 62 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 63 | | G\_6:6 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 64 | | G\_2:2 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_3:3 | G\_4:4 | G\_5:5 | G\_6:6 | G\_7:7 |
| |  | | --- | | 65 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_3:3 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 66 | | --- | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 67 | | --- | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 68 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 69 | | G\_7:7 | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 70 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 71 | | --- | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 72 | | --- | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 73 | | --- | G\_2:2 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_5:5 | G\_1:1 | G\_3:3 |
| |  | | --- | | 74 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 75 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 76 | | G\_4:4 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 77 | | G\_6:6 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 78 | | --- | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_2:2 | G\_5:5 | G\_1:1 | G\_3:3 |
| |  | | --- | | 79 | | --- | G\_5:5 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 |
| |  | | --- | | 80 | | G\_6:6 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 81 | | G\_3:3 | G\_3:3 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_4:4 | G\_5:5 | G\_7:7 |
| |  | | --- | | 82 | | --- | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 83 | | G\_1:1 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_4:4 | G\_5:5 | G\_6:6 | G\_7:7 |
| |  | | --- | | 84 | | --- | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_5:5 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 |
| |  | | --- | | 85 | | --- | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |

| Case | Squared Mahalanobis Distances from Group Centroids (Данные) Incorrect classifications are marked with \* | | | | | | | |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| |  | | --- | | Observed Classif. | | |  | | --- | | G\_1:1 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_2:2 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_3:3 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_4:4 p=,26667 | | |  | | --- | | G\_5:5 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_6:6 p=,30000 | | |  | | --- | | G\_7:7 p=,16667 | |
| |  | | --- | | 1 | | --- | 1730,422 | 246,127 | 137,446 | 108,216 | 568,823 | 94,774 | 139,862 |
| |  | | --- | | 2 | | --- | 972,870 | 254,269 | 329,043 | 81,813 | 143,368 | 121,682 | 80,797 |
| |  | | --- | | 3 | | --- | 1213,148 | 300,649 | 338,573 | 75,809 | 221,528 | 121,051 | 62,984 |
| |  | | --- | | 4 | | G\_6:6 | 1581,597 | 107,738 | 80,199 | 25,319 | 385,407 | 3,782 | 55,739 |
| |  | | --- | | 5 | | --- | 1512,206 | 148,131 | 103,347 | 41,281 | 379,403 | 24,101 | 29,119 |
| |  | | --- | | 6 | | --- | 1450,468 | 212,588 | 98,454 | 37,257 | 393,504 | 36,613 | 47,471 |
| |  | | --- | | 7 | | --- | 1463,082 | 197,400 | 146,363 | 30,796 | 358,408 | 40,089 | 62,216 |
| |  | | --- | | 8 | | G\_6:6 | 1614,811 | 142,679 | 65,970 | 24,748 | 414,941 | 3,328 | 45,837 |
| |  | | --- | | 9 | | G\_4:4 | 1406,160 | 184,443 | 178,177 | 6,881 | 287,515 | 31,063 | 44,592 |
| |  | | --- | | 10 | | --- | 1628,846 | 100,940 | 100,806 | 56,499 | 437,865 | 32,425 | 84,119 |
| |  | | --- | | 11 | | G\_2:2 | 1624,030 | 8,532 | 168,153 | 133,093 | 433,441 | 97,088 | 207,715 |
| |  | | --- | | 12 | | --- | 1076,777 | 351,867 | 318,478 | 191,410 | 330,276 | 223,306 | 233,693 |
| |  | | --- | | 13 | | --- | 687,447 | 358,218 | 408,737 | 245,914 | 171,663 | 278,587 | 269,065 |
| |  | | --- | | \* 14 | | G\_6:6 | 1486,321 | 155,711 | 143,537 | 3,268 | 323,157 | 8,891 | 18,363 |
| |  | | --- | | 15 | | G\_4:4 | 1581,737 | 164,624 | 149,091 | 9,248 | 376,502 | 11,794 | 26,766 |
| |  | | --- | | 16 | | G\_3:3 | 1834,819 | 204,661 | 4,698 | 131,030 | 624,281 | 75,493 | 168,194 |
| |  | | --- | | 17 | | --- | 1556,224 | 139,446 | 52,906 | 52,111 | 431,566 | 35,904 | 107,732 |
| |  | | --- | | 18 | | --- | 1481,955 | 146,409 | 121,351 | 18,133 | 325,894 | 17,118 | 62,127 |
| |  | | --- | | 19 | | G\_5:5 | 503,591 | 413,082 | 624,659 | 294,842 | 4,199 | 360,124 | 294,387 |
| |  | | --- | | 20 | | --- | 1704,056 | 143,026 | 40,098 | 83,745 | 486,350 | 37,197 | 120,495 |
| |  | | --- | | 21 | | G\_7:7 | 1186,801 | 235,387 | 202,905 | 28,536 | 225,079 | 47,250 | 11,279 |
| |  | | --- | | 22 | | G\_4:4 | 1456,600 | 150,517 | 163,819 | 6,649 | 304,246 | 19,415 | 43,209 |
| |  | | --- | | 23 | | G\_4:4 | 1438,521 | 181,937 | 155,288 | 3,413 | 301,639 | 17,625 | 21,704 |
| |  | | --- | | 24 | | G\_6:6 | 1635,760 | 140,019 | 67,815 | 34,530 | 416,773 | 12,482 | 64,790 |
| |  | | --- | | 25 | | G\_6:6 | 1577,740 | 140,280 | 91,787 | 15,197 | 395,723 | 7,801 | 45,394 |
| |  | | --- | | 26 | | G\_7:7 | 1403,647 | 261,247 | 207,127 | 40,686 | 323,553 | 51,608 | 8,227 |
| |  | | --- | | 27 | | --- | 1559,713 | 129,509 | 168,294 | 31,982 | 343,006 | 20,815 | 35,743 |
| |  | | --- | | 28 | | --- | 1532,853 | 325,633 | 259,822 | 84,391 | 359,543 | 105,438 | 85,954 |
| |  | | --- | | 29 | | --- | 1484,960 | 205,794 | 107,768 | 29,166 | 372,856 | 24,605 | 23,508 |
| |  | | --- | | 30 | | G\_5:5 | 492,406 | 404,027 | 669,731 | 311,230 | 4,199 | 384,227 | 311,703 |
| |  | | --- | | 31 | | --- | 1557,899 | 251,772 | 186,970 | 91,802 | 399,952 | 97,812 | 123,841 |
| |  | | --- | | 32 | | --- | 1139,861 | 197,224 | 211,014 | 33,674 | 188,894 | 65,183 | 67,751 |
| |  | | --- | | 33 | | G\_1:1 | 8,646 | 1568,031 | 1843,350 | 1447,927 | 516,855 | 1569,434 | 1393,554 |
| |  | | --- | | 34 | | --- | 1526,331 | 111,376 | 133,112 | 32,979 | 356,796 | 25,714 | 78,300 |
| |  | | --- | | 35 | | --- | 1383,369 | 274,433 | 264,839 | 36,528 | 273,665 | 63,360 | 16,060 |
| |  | | --- | | 36 | | --- | 1564,946 | 87,556 | 83,281 | 26,904 | 384,402 | 5,592 | 58,085 |
| |  | | --- | | 37 | | --- | 1451,440 | 90,644 | 136,769 | 43,172 | 324,713 | 24,084 | 55,669 |
| |  | | --- | | 38 | | --- | 1439,561 | 184,128 | 91,503 | 27,792 | 372,796 | 22,450 | 35,529 |
| |  | | --- | | 39 | | G\_6:6 | 1531,882 | 102,050 | 108,519 | 21,627 | 360,255 | 6,248 | 39,748 |
| |  | | --- | | 40 | | G\_7:7 | 1451,280 | 232,736 | 206,237 | 33,096 | 326,001 | 40,815 | 5,756 |
| |  | | --- | | 41 | | G\_4:4 | 1366,999 | 179,078 | 132,239 | 9,089 | 305,605 | 18,484 | 21,884 |
| |  | | --- | | 42 | | G\_4:4 | 1413,418 | 132,802 | 172,456 | 6,682 | 272,248 | 17,284 | 34,899 |
| |  | | --- | | 43 | | G\_4:4 | 1359,181 | 205,313 | 176,842 | 8,302 | 277,709 | 24,786 | 13,437 |
| |  | | --- | | 44 | | --- | 1730,175 | 137,472 | 91,095 | 49,999 | 451,526 | 19,510 | 59,335 |
| |  | | --- | | 45 | | --- | 1247,728 | 336,294 | 331,802 | 193,946 | 378,352 | 214,011 | 247,616 |
| |  | | --- | | 46 | | G\_7:7 | 1497,309 | 246,096 | 222,017 | 41,076 | 343,547 | 52,500 | 11,504 |
| |  | | --- | | 47 | | --- | 1136,367 | 183,576 | 186,921 | 28,262 | 200,952 | 44,471 | 35,069 |
| |  | | --- | | 48 | | --- | 1966,817 | 212,557 | 30,782 | 150,392 | 656,106 | 90,315 | 191,226 |
| |  | | --- | | 49 | | --- | 2188,376 | 537,407 | 241,249 | 563,551 | 1124,099 | 484,322 | 687,193 |
| |  | | --- | | 50 | | --- | 1676,993 | 127,319 | 155,719 | 56,288 | 406,143 | 33,858 | 78,615 |
| |  | | --- | | 51 | | --- | 1248,269 | 314,729 | 380,166 | 64,329 | 234,435 | 126,050 | 62,977 |
| |  | | --- | | 52 | | --- | 1051,570 | 261,999 | 345,628 | 58,963 | 157,644 | 118,075 | 78,289 |
| |  | | --- | | 53 | | --- | 1850,683 | 214,813 | 64,101 | 57,363 | 564,614 | 37,296 | 98,278 |
| |  | | --- | | 54 | | --- | 1514,365 | 161,382 | 117,350 | 8,623 | 356,004 | 9,716 | 23,722 |
| |  | | --- | | 55 | | --- | 1477,235 | 126,558 | 94,700 | 22,415 | 359,116 | 11,522 | 39,399 |
| |  | | --- | | 56 | | --- | 1400,036 | 133,177 | 127,593 | 25,522 | 324,712 | 29,192 | 57,662 |
| |  | | --- | | 57 | | --- | 1776,366 | 133,029 | 49,246 | 101,358 | 535,971 | 48,967 | 136,634 |
| |  | | --- | | 58 | | --- | 1547,677 | 98,515 | 157,186 | 32,944 | 339,926 | 26,618 | 60,016 |
| |  | | --- | | 59 | | --- | 737,396 | 466,384 | 496,003 | 337,914 | 254,477 | 363,063 | 338,115 |
| |  | | --- | | 60 | | --- | 1446,354 | 215,293 | 125,263 | 20,157 | 345,311 | 20,807 | 20,221 |
| |  | | --- | | 61 | | --- | 1647,352 | 124,816 | 57,785 | 43,613 | 446,295 | 13,772 | 54,977 |
| |  | | --- | | 62 | | --- | 1533,600 | 127,126 | 106,616 | 21,008 | 359,020 | 8,996 | 46,534 |
| |  | | --- | | 63 | | G\_6:6 | 1508,248 | 97,547 | 92,323 | 20,802 | 349,250 | 3,709 | 48,406 |
| |  | | --- | | 64 | | G\_2:2 | 1473,857 | 8,532 | 249,647 | 206,045 | 392,334 | 167,517 | 262,869 |
| |  | | --- | | 65 | | --- | 1651,764 | 123,404 | 72,528 | 51,575 | 450,505 | 23,010 | 93,454 |
| |  | | --- | | 66 | | --- | 1799,466 | 336,822 | 306,264 | 108,834 | 530,402 | 146,819 | 143,159 |
| |  | | --- | | 67 | | --- | 1461,698 | 153,590 | 152,053 | 20,965 | 323,949 | 23,262 | 25,761 |
| |  | | --- | | 68 | | --- | 2073,792 | 201,914 | 167,306 | 104,520 | 599,859 | 77,833 | 150,915 |
| |  | | --- | | 69 | | G\_7:7 | 1425,127 | 203,318 | 177,486 | 18,066 | 321,032 | 31,854 | 8,216 |
| |  | | --- | | 70 | | --- | 1812,403 | 206,487 | 126,084 | 92,165 | 498,723 | 58,478 | 97,267 |
| |  | | --- | | 71 | | --- | 1526,150 | 225,718 | 151,194 | 114,473 | 476,234 | 100,646 | 112,930 |
| |  | | --- | | 72 | | --- | 1372,206 | 241,420 | 198,531 | 25,518 | 302,100 | 47,392 | 12,997 |
| |  | | --- | | 73 | | --- | 1090,293 | 108,532 | 284,332 | 144,040 | 220,346 | 138,827 | 161,828 |
| |  | | --- | | 74 | | --- | 1561,410 | 196,928 | 186,634 | 41,648 | 344,449 | 37,747 | 41,947 |
| |  | | --- | | 75 | | --- | 1291,941 | 142,764 | 196,902 | 53,741 | 253,917 | 53,140 | 53,756 |
| |  | | --- | | 76 | | G\_4:4 | 1444,835 | 147,093 | 150,718 | 7,245 | 322,742 | 20,174 | 37,381 |
| |  | | --- | | 77 | | G\_6:6 | 1567,681 | 132,252 | 96,188 | 15,212 | 379,298 | 1,655 | 32,647 |
| |  | | --- | | 78 | | --- | 1224,197 | 161,728 | 274,372 | 40,294 | 183,672 | 65,772 | 48,380 |
| |  | | --- | | 79 | | --- | 354,567 | 684,340 | 891,644 | 595,933 | 112,521 | 662,414 | 573,800 |
| |  | | --- | | 80 | | G\_6:6 | 1503,790 | 148,021 | 122,805 | 7,662 | 339,345 | 4,463 | 23,718 |
| |  | | --- | | 81 | | G\_3:3 | 1856,742 | 205,472 | 4,698 | 183,647 | 671,108 | 115,412 | 229,519 |
| |  | | --- | | 82 | | --- | 1499,197 | 189,132 | 144,822 | 25,872 | 373,545 | 31,571 | 24,668 |
| |  | | --- | | 83 | | G\_1:1 | 8,646 | 1530,084 | 1856,105 | 1421,850 | 488,035 | 1549,073 | 1391,411 |
| |  | | --- | | 84 | | --- | 1264,608 | 330,208 | 383,522 | 191,863 | 265,880 | 206,028 | 176,561 |
| |  | | --- | | 85 | | --- | 1462,367 | 193,038 | 233,971 | 36,077 | 289,839 | 50,383 | 41,608 |

| Case | Posterior Probabilities (Данные) Incorrect classifications are marked with \* | | | | | | | |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| |  | | --- | | Observed Classif. | | |  | | --- | | G\_1:1 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_2:2 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_3:3 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_4:4 p=,26667 | | |  | | --- | | G\_5:5 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_6:6 p=,30000 | | |  | | --- | | G\_7:7 p=,16667 | |
| |  | | --- | | 1 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,001070 | 0,000000 | 0,998930 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 2 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,490514 | 0,000000 | 0,000000 | 0,509486 |
| |  | | --- | | 3 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,002618 | 0,000000 | 0,000000 | 0,997382 |
| |  | | --- | | 4 | | G\_6:6 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000019 | 0,000000 | 0,999981 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 5 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000158 | 0,000000 | 0,956621 | 0,043220 |
| |  | | --- | | 6 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,391163 | 0,000000 | 0,607356 | 0,001480 |
| |  | | --- | | 7 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,989322 | 0,000000 | 0,010678 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 8 | | G\_6:6 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000020 | 0,000000 | 0,999980 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 9 | | G\_4:4 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,999994 | 0,000000 | 0,000006 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 10 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000005 | 0,000000 | 0,999995 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 11 | | G\_2:2 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 12 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 13 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | \* 14 | | G\_6:6 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,936366 | 0,000000 | 0,063325 | 0,000309 |
| |  | | --- | | 15 | | G\_4:4 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,760409 | 0,000000 | 0,239516 | 0,000075 |
| |  | | --- | | 16 | | G\_3:3 | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 17 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000045 | 0,000269 | 0,000000 | 0,999686 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 18 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,348516 | 0,000000 | 0,651484 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 19 | | G\_5:5 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 20 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,049527 | 0,000000 | 0,000000 | 0,950473 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 21 | | G\_7:7 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000286 | 0,000000 | 0,000000 | 0,999714 |
| |  | | --- | | 22 | | G\_4:4 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,998102 | 0,000000 | 0,001898 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 23 | | G\_4:4 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,999011 | 0,000000 | 0,000922 | 0,000067 |
| |  | | --- | | 24 | | G\_6:6 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000014 | 0,000000 | 0,999986 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 25 | | G\_6:6 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,021543 | 0,000000 | 0,978457 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 26 | | G\_7:7 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 |
| |  | | --- | | 27 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,003329 | 0,000000 | 0,996353 | 0,000317 |
| |  | | --- | | 28 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,777512 | 0,000000 | 0,000024 | 0,222465 |
| |  | | --- | | 29 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,044291 | 0,000000 | 0,487186 | 0,468523 |
| |  | | --- | | 30 | | G\_5:5 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 31 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,947223 | 0,000000 | 0,052777 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 32 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 33 | | G\_1:1 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 34 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,022971 | 0,000000 | 0,977029 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 35 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000057 | 0,000000 | 0,000000 | 0,999943 |
| |  | | --- | | 36 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000021 | 0,000000 | 0,999979 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 37 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000064 | 0,000000 | 0,999936 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 38 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,057915 | 0,000000 | 0,941329 | 0,000756 |
| |  | | --- | | 39 | | G\_6:6 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000407 | 0,000000 | 0,999593 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 40 | | G\_7:7 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000002 | 0,000000 | 0,000000 | 0,999998 |
| |  | | --- | | 41 | | G\_4:4 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,988829 | 0,000000 | 0,010142 | 0,001029 |
| |  | | --- | | 42 | | G\_4:4 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,994421 | 0,000000 | 0,005578 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 43 | | G\_4:4 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,953987 | 0,000000 | 0,000283 | 0,045730 |
| |  | | --- | | 44 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 45 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,999951 | 0,000000 | 0,000049 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 46 | | G\_7:7 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000001 | 0,000000 | 0,000000 | 0,999999 |
| |  | | --- | | 47 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,979311 | 0,000000 | 0,000333 | 0,020356 |
| |  | | --- | | 48 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 49 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 50 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000012 | 0,000000 | 0,999988 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 51 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,448567 | 0,000000 | 0,000000 | 0,551433 |
| |  | | --- | | 52 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,999960 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000040 |
| |  | | --- | | 53 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000039 | 0,000000 | 0,999961 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 54 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,605431 | 0,000000 | 0,394370 | 0,000199 |
| |  | | --- | | 55 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,003818 | 0,000000 | 0,996181 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 56 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,847782 | 0,000000 | 0,152218 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 57 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,161974 | 0,000000 | 0,000000 | 0,838026 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 58 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,036246 | 0,000000 | 0,963754 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 59 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 60 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,413527 | 0,000000 | 0,336141 | 0,250332 |
| |  | | --- | | 61 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 62 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,002185 | 0,000000 | 0,997815 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 63 | | G\_6:6 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000173 | 0,000000 | 0,999827 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 64 | | G\_2:2 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 65 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000001 | 0,000000 | 0,999999 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 66 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 67 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,707498 | 0,000000 | 0,252323 | 0,040179 |
| |  | | --- | | 68 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000001 | 0,000000 | 0,999999 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 69 | | G\_7:7 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,011486 | 0,000000 | 0,000013 | 0,988501 |
| |  | | --- | | 70 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 71 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000882 | 0,000000 | 0,997925 | 0,001192 |
| |  | | --- | | 72 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,003047 | 0,000000 | 0,000000 | 0,996953 |
| |  | | --- | | 73 | | --- | 0,000000 | 0,999999 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000001 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 74 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,105811 | 0,000000 | 0,837224 | 0,056965 |
| |  | | --- | | 75 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,318454 | 0,000000 | 0,483959 | 0,197588 |
| |  | | --- | | 76 | | G\_4:4 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,998251 | 0,000000 | 0,001749 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 77 | | G\_6:6 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,001010 | 0,000000 | 0,998990 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 78 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,989151 | 0,000000 | 0,000003 | 0,010846 |
| |  | | --- | | 79 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 80 | | G\_6:6 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,152254 | 0,000000 | 0,847715 | 0,000031 |
| |  | | --- | | 81 | | G\_3:3 | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 82 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,453177 | 0,000000 | 0,029506 | 0,517317 |
| |  | | --- | | 83 | | G\_1:1 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 84 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000760 | 0,000000 | 0,000001 | 0,999239 |
| |  | | --- | | 85 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,961338 | 0,000000 | 0,000846 | 0,037815 |

Приложение Б «Результаты анализа с включением»

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Case | Classification of Cases (Данные.sta) Incorrect classifications are marked with \* | | | | | | | |
| |  | | --- | | Observed Classif. | | |  | | --- | | 1 p=,06667 | | |  | | --- | | 2 p=,06667 | | |  | | --- | | 3 p=,06667 | | |  | | --- | | 4 p=,26667 | | |  | | --- | | 5 p=,06667 | | |  | | --- | | 6 p=,30000 | | |  | | --- | | 7 p=,16667 | |
| |  | | --- | | 1 | | --- | G\_6:6 | G\_3:3 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 2 | | --- | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_5:5 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 |
| |  | | --- | | 3 | | --- | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_5:5 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 |
| |  | | --- | | 4 | | G\_6:6 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 5 | | --- | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 6 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 7 | | --- | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 8 | | G\_6:6 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 9 | | G\_4:4 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 10 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 11 | | G\_2:2 | G\_2:2 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 | G\_7:7 |
| |  | | --- | | 12 | | --- | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 13 | | --- | G\_5:5 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_3:3 |
| |  | | --- | | \* 14 | | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | \* 15 | | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 16 | | G\_3:3 | G\_3:3 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 17 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_3:3 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 18 | | --- | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 19 | | G\_5:5 | G\_5:5 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 |
| |  | | --- | | 20 | | --- | G\_6:6 | G\_3:3 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 21 | | G\_7:7 | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 22 | | G\_4:4 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 23 | | G\_4:4 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 24 | | G\_6:6 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 25 | | G\_6:6 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 26 | | G\_7:7 | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 27 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 28 | | --- | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 29 | | --- | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 30 | | G\_5:5 | G\_5:5 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 |
| |  | | --- | | 31 | | --- | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 32 | | --- | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_5:5 | G\_1:1 | G\_3:3 |
| |  | | --- | | 33 | | G\_1:1 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_4:4 | G\_5:5 | G\_6:6 | G\_7:7 |
| |  | | --- | | 34 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 35 | | --- | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 36 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 37 | | --- | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 38 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 39 | | G\_6:6 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 40 | | G\_7:7 | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 41 | | G\_4:4 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 42 | | G\_4:4 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 43 | | G\_4:4 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 44 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 45 | | --- | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 46 | | G\_7:7 | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 47 | | --- | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 48 | | --- | G\_3:3 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 49 | | --- | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_4:4 | G\_5:5 | G\_6:6 | G\_7:7 |
| |  | | --- | | 50 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 51 | | --- | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 52 | | --- | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_5:5 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_3:3 |
| |  | | --- | | 53 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_3:3 | G\_7:7 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 54 | | --- | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 55 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 56 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 57 | | --- | G\_6:6 | G\_3:3 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 58 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 59 | | --- | G\_5:5 | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 |
| |  | | --- | | 60 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 61 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 62 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 63 | | G\_6:6 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 64 | | G\_2:2 | G\_2:2 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_3:3 | G\_4:4 | G\_5:5 | G\_7:7 |
| |  | | --- | | 65 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 66 | | --- | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 67 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 68 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 69 | | G\_7:7 | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 70 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 71 | | --- | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 72 | | --- | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 73 | | --- | G\_2:2 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_1:1 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 74 | | --- | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 75 | | --- | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 76 | | G\_4:4 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 77 | | G\_6:6 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 78 | | --- | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_2:2 | G\_5:5 | G\_1:1 | G\_3:3 |
| |  | | --- | | 79 | | --- | G\_5:5 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 |
| |  | | --- | | 80 | | G\_6:6 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 81 | | G\_3:3 | G\_3:3 | G\_6:6 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_4:4 | G\_5:5 | G\_7:7 |
| |  | | --- | | 82 | | --- | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 83 | | G\_1:1 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_4:4 | G\_5:5 | G\_6:6 | G\_7:7 |
| |  | | --- | | 84 | | --- | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_5:5 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_3:3 |
| |  | | --- | | 85 | | --- | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_3:3 | G\_5:5 |

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Case | Squared Mahalanobis Distances from Group Centroids (Данные.sta) Incorrect classifications are marked with \* | | | | | | | |
| |  | | --- | | Observed Classif. | | |  | | --- | | G\_1:1 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_2:2 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_3:3 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_4:4 p=,26667 | | |  | | --- | | G\_5:5 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_6:6 p=,30000 | | |  | | --- | | G\_7:7 p=,16667 | |
| |  | | --- | | 1 | | --- | 1603,839 | 190,216 | 71,432 | 74,900 | 544,5811 | 56,039 | 84,225 |
| |  | | --- | | 2 | | --- | 872,552 | 194,406 | 272,950 | 58,902 | 129,8739 | 91,527 | 41,816 |
| |  | | --- | | 3 | | --- | 1067,154 | 180,411 | 269,768 | 30,865 | 169,3149 | 67,970 | 40,485 |
| |  | | --- | | 4 | | G\_6:6 | 1411,618 | 82,015 | 73,252 | 20,637 | 366,2678 | 2,579 | 40,984 |
| |  | | --- | | 5 | | --- | 1343,287 | 104,065 | 91,866 | 33,608 | 354,9669 | 18,009 | 24,003 |
| |  | | --- | | 6 | | --- | 1336,821 | 151,301 | 80,391 | 32,543 | 381,5165 | 28,157 | 46,353 |
| |  | | --- | | 7 | | --- | 1300,723 | 162,483 | 125,662 | 14,929 | 333,4531 | 26,859 | 28,061 |
| |  | | --- | | 8 | | G\_6:6 | 1452,932 | 114,036 | 58,433 | 22,485 | 399,0019 | 3,208 | 37,445 |
| |  | | --- | | 9 | | G\_4:4 | 1267,449 | 149,566 | 164,292 | 6,591 | 278,4954 | 29,718 | 41,037 |
| |  | | --- | | 10 | | --- | 1435,718 | 82,170 | 77,991 | 39,346 | 409,2425 | 20,029 | 46,128 |
| |  | | --- | | 11 | | G\_2:2 | 1360,376 | 4,967 | 139,056 | 104,383 | 384,8696 | 78,233 | 156,434 |
| |  | | --- | | 12 | | --- | 950,771 | 218,377 | 203,324 | 103,618 | 257,2826 | 127,909 | 117,988 |
| |  | | --- | | 13 | | --- | 630,481 | 173,026 | 260,783 | 146,232 | 100,9717 | 160,822 | 153,963 |
| |  | | --- | | \* 14 | | G\_6:6 | 1341,731 | 118,392 | 131,124 | 1,931 | 311,0401 | 7,066 | 15,640 |
| |  | | --- | | \* 15 | | G\_4:4 | 1450,617 | 133,024 | 124,059 | 8,258 | 372,1948 | 7,495 | 21,211 |
| |  | | --- | | 16 | | G\_3:3 | 1632,529 | 169,647 | 3,128 | 115,745 | 585,9499 | 68,035 | 142,095 |
| |  | | --- | | 17 | | --- | 1389,749 | 108,853 | 44,040 | 43,760 | 409,6651 | 31,162 | 86,418 |
| |  | | --- | | 18 | | --- | 1291,654 | 121,725 | 116,615 | 11,591 | 300,3774 | 15,699 | 48,470 |
| |  | | --- | | 19 | | G\_5:5 | 423,255 | 349,091 | 587,823 | 288,396 | 2,4343 | 345,067 | 286,983 |
| |  | | --- | | 20 | | --- | 1497,870 | 110,611 | 36,031 | 66,413 | 446,7568 | 28,067 | 89,285 |
| |  | | --- | | 21 | | G\_7:7 | 1097,892 | 166,379 | 174,295 | 22,530 | 218,4930 | 34,142 | 8,657 |
| |  | | --- | | 22 | | G\_4:4 | 1328,479 | 119,363 | 139,450 | 3,783 | 299,0812 | 13,940 | 30,324 |
| |  | | --- | | 23 | | G\_4:4 | 1296,721 | 147,933 | 142,973 | 2,977 | 291,6185 | 16,697 | 17,408 |
| |  | | --- | | 24 | | G\_6:6 | 1404,598 | 126,740 | 56,077 | 20,631 | 380,6250 | 6,321 | 41,100 |
| |  | | --- | | 25 | | G\_6:6 | 1430,261 | 117,551 | 69,562 | 13,417 | 388,4708 | 4,817 | 35,116 |
| |  | | --- | | 26 | | G\_7:7 | 1317,516 | 191,159 | 163,279 | 31,375 | 318,5315 | 32,481 | 4,265 |
| |  | | --- | | 27 | | --- | 1377,957 | 106,416 | 156,338 | 27,445 | 323,1747 | 19,060 | 26,720 |
| |  | | --- | | 28 | | --- | 1281,661 | 230,826 | 211,360 | 30,521 | 277,3728 | 55,697 | 48,713 |
| |  | | --- | | 29 | | --- | 1326,026 | 172,592 | 99,403 | 26,819 | 356,6535 | 23,738 | 18,103 |
| |  | | --- | | 30 | | G\_5:5 | 386,424 | 360,302 | 617,988 | 301,409 | 2,4343 | 365,838 | 295,702 |
| |  | | --- | | 31 | | --- | 1275,585 | 153,198 | 122,444 | 24,742 | 303,4557 | 35,507 | 74,181 |
| |  | | --- | | 32 | | --- | 986,316 | 165,744 | 196,421 | 32,027 | 176,4181 | 63,388 | 63,942 |
| |  | | --- | | 33 | | G\_1:1 | 7,139 | 1276,763 | 1642,655 | 1311,362 | 417,9006 | 1402,462 | 1272,367 |
| |  | | --- | | 34 | | --- | 1316,083 | 92,440 | 98,264 | 5,718 | 319,2913 | 3,857 | 25,440 |
| |  | | --- | | 35 | | --- | 1238,577 | 218,199 | 241,836 | 27,457 | 253,6059 | 51,910 | 13,829 |
| |  | | --- | | 36 | | --- | 1388,826 | 65,503 | 75,494 | 22,942 | 365,5080 | 5,179 | 45,168 |
| |  | | --- | | 37 | | --- | 1285,429 | 65,254 | 121,933 | 34,359 | 305,2621 | 18,107 | 31,511 |
| |  | | --- | | 38 | | --- | 1335,104 | 129,443 | 72,400 | 24,964 | 366,1867 | 15,475 | 30,690 |
| |  | | --- | | 39 | | G\_6:6 | 1365,247 | 73,347 | 102,763 | 17,850 | 341,5890 | 5,595 | 28,135 |
| |  | | --- | | 40 | | G\_7:7 | 1312,503 | 193,338 | 195,177 | 32,022 | 314,5835 | 39,160 | 2,445 |
| |  | | --- | | 41 | | G\_4:4 | 1250,042 | 126,565 | 113,199 | 6,635 | 296,9516 | 12,274 | 21,386 |
| |  | | --- | | 42 | | G\_4:4 | 1236,650 | 118,542 | 154,631 | 2,176 | 257,1069 | 14,898 | 19,302 |
| |  | | --- | | 43 | | G\_4:4 | 1224,095 | 162,947 | 166,346 | 6,853 | 265,9960 | 22,638 | 9,824 |
| |  | | --- | | 44 | | --- | 1503,754 | 107,153 | 77,934 | 33,274 | 410,5789 | 9,340 | 41,387 |
| |  | | --- | | 45 | | --- | 1082,160 | 142,898 | 105,596 | 30,224 | 250,1740 | 35,163 | 45,732 |
| |  | | --- | | 46 | | G\_7:7 | 1336,717 | 173,443 | 185,177 | 19,586 | 309,7146 | 28,001 | 2,546 |
| |  | | --- | | 47 | | --- | 1067,040 | 110,983 | 141,996 | 17,867 | 198,5653 | 23,719 | 23,796 |
| |  | | --- | | 48 | | --- | 1706,424 | 163,063 | 18,439 | 118,266 | 590,6271 | 68,598 | 160,164 |
| |  | | --- | | 49 | | --- | 1913,009 | 394,763 | 130,426 | 432,032 | 979,6022 | 362,083 | 515,491 |
| |  | | --- | | 50 | | --- | 1492,895 | 110,521 | 136,014 | 44,587 | 383,5474 | 25,958 | 48,906 |
| |  | | --- | | 51 | | --- | 1151,078 | 221,817 | 319,443 | 41,172 | 214,8428 | 91,461 | 53,533 |
| |  | | --- | | 52 | | --- | 989,148 | 174,858 | 273,450 | 37,723 | 151,6482 | 81,894 | 60,896 |
| |  | | --- | | 53 | | --- | 1661,971 | 185,962 | 61,240 | 49,873 | 537,2661 | 35,227 | 83,913 |
| |  | | --- | | 54 | | --- | 1370,032 | 117,673 | 110,748 | 5,266 | 339,4087 | 7,235 | 17,625 |
| |  | | --- | | 55 | | --- | 1343,159 | 81,629 | 85,109 | 17,554 | 344,1192 | 6,949 | 27,442 |
| |  | | --- | | 56 | | --- | 1274,884 | 92,950 | 73,260 | 13,983 | 318,7165 | 9,772 | 43,127 |
| |  | | --- | | 57 | | --- | 1542,367 | 105,570 | 27,151 | 68,915 | 483,8280 | 26,224 | 79,570 |
| |  | | --- | | 58 | | --- | 1358,066 | 66,354 | 137,710 | 22,997 | 313,7967 | 18,673 | 50,964 |
| |  | | --- | | 59 | | --- | 650,186 | 207,645 | 264,656 | 167,582 | 124,7836 | 170,477 | 144,926 |
| |  | | --- | | 60 | | --- | 1346,250 | 158,681 | 94,201 | 16,256 | 341,3657 | 10,013 | 18,686 |
| |  | | --- | | 61 | | --- | 1458,014 | 90,041 | 50,557 | 35,029 | 417,6393 | 9,380 | 45,341 |
| |  | | --- | | 62 | | --- | 1340,238 | 106,110 | 94,533 | 7,955 | 330,3741 | 1,750 | 16,439 |
| |  | | --- | | 63 | | G\_6:6 | 1330,196 | 72,524 | 86,879 | 15,476 | 327,5645 | 2,659 | 33,768 |
| |  | | --- | | 64 | | G\_2:2 | 1171,625 | 4,967 | 183,108 | 158,605 | 329,5898 | 127,782 | 194,829 |
| |  | | --- | | 65 | | --- | 1463,750 | 95,248 | 48,533 | 30,155 | 417,7709 | 6,372 | 50,100 |
| |  | | --- | | 66 | | --- | 1587,093 | 268,245 | 197,850 | 53,075 | 476,6212 | 83,353 | 93,767 |
| |  | | --- | | 67 | | --- | 1299,872 | 94,120 | 118,221 | 4,636 | 296,2492 | 4,323 | 18,756 |
| |  | | --- | | 68 | | --- | 1791,282 | 170,442 | 136,871 | 69,469 | 535,7985 | 52,062 | 114,758 |
| |  | | --- | | 69 | | G\_7:7 | 1293,336 | 154,312 | 162,092 | 15,097 | 308,5270 | 26,806 | 7,396 |
| |  | | --- | | 70 | | --- | 1554,992 | 145,002 | 104,458 | 55,154 | 429,5667 | 30,002 | 66,660 |
| |  | | --- | | 71 | | --- | 1404,437 | 176,276 | 110,618 | 95,417 | 459,5136 | 78,263 | 76,271 |
| |  | | --- | | 72 | | --- | 1237,115 | 193,427 | 186,964 | 22,670 | 288,2291 | 43,493 | 10,939 |
| |  | | --- | | 73 | | --- | 1003,643 | 33,378 | 259,406 | 134,458 | 209,0961 | 123,462 | 151,519 |
| |  | | --- | | 74 | | --- | 1337,372 | 154,917 | 174,723 | 21,884 | 298,5920 | 24,601 | 23,973 |
| |  | | --- | | 75 | | --- | 1137,184 | 114,285 | 165,078 | 38,873 | 235,7504 | 38,440 | 19,629 |
| |  | | --- | | 76 | | G\_4:4 | 1343,499 | 96,530 | 122,357 | 4,986 | 320,5597 | 11,751 | 34,246 |
| |  | | --- | | 77 | | G\_6:6 | 1415,038 | 96,699 | 88,123 | 13,208 | 364,1641 | 0,730 | 27,488 |
| |  | | --- | | 78 | | --- | 1061,938 | 122,821 | 254,789 | 34,084 | 165,1258 | 59,140 | 44,491 |
| |  | | --- | | 79 | | --- | 226,361 | 568,719 | 806,031 | 551,206 | 69,7781 | 605,589 | 549,535 |
| |  | | --- | | 80 | | G\_6:6 | 1369,673 | 116,156 | 103,476 | 7,504 | 333,5319 | 2,118 | 18,920 |
| |  | | --- | | 81 | | G\_3:3 | 1648,879 | 148,838 | 3,128 | 161,774 | 621,2486 | 101,465 | 206,045 |
| |  | | --- | | 82 | | --- | 1373,893 | 132,662 | 132,996 | 21,468 | 358,7395 | 25,507 | 21,690 |
| |  | | --- | | 83 | | G\_1:1 | 7,139 | 1259,581 | 1646,775 | 1291,739 | 401,1873 | 1386,527 | 1274,972 |
| |  | | --- | | 84 | | --- | 993,914 | 206,980 | 292,942 | 111,178 | 161,9820 | 125,582 | 119,150 |
| |  | | --- | | 85 | | --- | 1263,498 | 142,187 | 217,592 | 18,552 | 250,4841 | 36,343 | 29,659 |

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Case | Posterior Probabilities (Данные.sta) Incorrect classifications are marked with \* | | | | | | | |
| |  | | --- | | Observed Classif. | | |  | | --- | | G\_1:1 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_2:2 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_3:3 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_4:4 p=,26667 | | |  | | --- | | G\_5:5 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_6:6 p=,30000 | | |  | | --- | | G\_7:7 p=,16667 | |
| |  | | --- | | 1 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000101 | 0,000071 | 0,000000 | 0,999827 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 2 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000312 | 0,000000 | 0,000000 | 0,999688 |
| |  | | --- | | 3 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,994933 | 0,000000 | 0,000000 | 0,005067 |
| |  | | --- | | 4 | | G\_6:6 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000107 | 0,000000 | 0,999893 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 5 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000354 | 0,000000 | 0,972662 | 0,026983 |
| |  | | --- | | 6 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,090251 | 0,000000 | 0,909692 | 0,000057 |
| |  | | --- | | 7 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,996245 | 0,000000 | 0,002878 | 0,000877 |
| |  | | --- | | 8 | | G\_6:6 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000058 | 0,000000 | 0,999942 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 9 | | G\_4:4 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,999989 | 0,000000 | 0,000011 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 10 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000057 | 0,000000 | 0,999942 | 0,000001 |
| |  | | --- | | 11 | | G\_2:2 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 12 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,999521 | 0,000000 | 0,000006 | 0,000473 |
| |  | | --- | | 13 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | \* 14 | | G\_6:6 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,919976 | 0,000000 | 0,079417 | 0,000606 |
| |  | | --- | | \* 15 | | G\_4:4 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,377610 | 0,000000 | 0,622027 | 0,000363 |
| |  | | --- | | 16 | | G\_3:3 | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 17 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000355 | 0,001631 | 0,000000 | 0,998014 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 18 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,873939 | 0,000000 | 0,126061 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 19 | | G\_5:5 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 20 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,004128 | 0,000000 | 0,000000 | 0,995872 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 21 | | G\_7:7 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,001552 | 0,000000 | 0,000005 | 0,998443 |
| |  | | --- | | 22 | | G\_4:4 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,993040 | 0,000000 | 0,006959 | 0,000001 |
| |  | | --- | | 23 | | G\_4:4 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,998363 | 0,000000 | 0,001178 | 0,000459 |
| |  | | --- | | 24 | | G\_6:6 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000694 | 0,000000 | 0,999306 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 25 | | G\_6:6 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,011917 | 0,000000 | 0,988083 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 26 | | G\_7:7 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000002 | 0,000000 | 0,000001 | 0,999997 |
| |  | | --- | | 27 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,013095 | 0,000000 | 0,975146 | 0,011759 |
| |  | | --- | | 28 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,999926 | 0,000000 | 0,000004 | 0,000070 |
| |  | | --- | | 29 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,018165 | 0,000000 | 0,095349 | 0,886486 |
| |  | | --- | | 30 | | G\_5:5 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 31 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,994858 | 0,000000 | 0,005142 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 32 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 33 | | G\_1:1 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 34 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,259577 | 0,000000 | 0,740415 | 0,000008 |
| |  | | --- | | 35 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,001754 | 0,000000 | 0,000000 | 0,998246 |
| |  | | --- | | 36 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000123 | 0,000000 | 0,999877 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 37 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000263 | 0,000000 | 0,999056 | 0,000682 |
| |  | | --- | | 38 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,007673 | 0,000000 | 0,992053 | 0,000274 |
| |  | | --- | | 39 | | G\_6:6 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,001935 | 0,000000 | 0,998057 | 0,000007 |
| |  | | --- | | 40 | | G\_7:7 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000001 | 0,000000 | 0,000000 | 0,999999 |
| |  | | --- | | 41 | | G\_4:4 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,936780 | 0,000000 | 0,062854 | 0,000367 |
| |  | | --- | | 42 | | G\_4:4 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,997941 | 0,000000 | 0,001940 | 0,000119 |
| |  | | --- | | 43 | | G\_4:4 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,875701 | 0,000000 | 0,000368 | 0,123931 |
| |  | | --- | | 44 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000006 | 0,000000 | 0,999994 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 45 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,912834 | 0,000000 | 0,086922 | 0,000245 |
| |  | | --- | | 46 | | G\_7:7 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000319 | 0,000000 | 0,000005 | 0,999676 |
| |  | | --- | | 47 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,915281 | 0,000000 | 0,055210 | 0,029510 |
| |  | | --- | | 48 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 49 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 50 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000080 | 0,000000 | 0,999914 | 0,000006 |
| |  | | --- | | 51 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,998708 | 0,000000 | 0,000000 | 0,001292 |
| |  | | --- | | 52 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,999994 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000006 |
| |  | | --- | | 53 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000587 | 0,000000 | 0,999413 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 54 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,703425 | 0,000000 | 0,295665 | 0,000910 |
| |  | | --- | | 55 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,004405 | 0,000000 | 0,995575 | 0,000020 |
| |  | | --- | | 56 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,097647 | 0,000000 | 0,902353 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 57 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,122669 | 0,000000 | 0,000000 | 0,877331 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 58 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,092801 | 0,000000 | 0,907199 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 59 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,999894 | 0,000000 | 0,000106 |
| |  | | --- | | 60 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,037466 | 0,000000 | 0,955587 | 0,006948 |
| |  | | --- | | 61 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000002 | 0,000000 | 0,999998 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 62 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,038395 | 0,000000 | 0,961260 | 0,000345 |
| |  | | --- | | 63 | | G\_6:6 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,001462 | 0,000000 | 0,998538 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 64 | | G\_2:2 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 65 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000006 | 0,000000 | 0,999994 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 66 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 67 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,431767 | 0,000000 | 0,568001 | 0,000232 |
| |  | | --- | | 68 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000148 | 0,000000 | 0,999852 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 69 | | G\_7:7 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,032915 | 0,000000 | 0,000106 | 0,966979 |
| |  | | --- | | 70 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000003 | 0,000000 | 0,999997 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 71 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000067 | 0,000000 | 0,399285 | 0,600648 |
| |  | | --- | | 72 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,004516 | 0,000000 | 0,000000 | 0,995484 |
| |  | | --- | | 73 | | --- | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 74 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,662569 | 0,000000 | 0,191668 | 0,145763 |
| |  | | --- | | 75 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000106 | 0,000000 | 0,000148 | 0,999746 |
| |  | | --- | | 76 | | G\_4:4 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,963191 | 0,000000 | 0,036809 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 77 | | G\_6:6 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,001732 | 0,000000 | 0,998267 | 0,000001 |
| |  | | --- | | 78 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,996571 | 0,000000 | 0,000004 | 0,003425 |
| |  | | --- | | 79 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 80 | | G\_6:6 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,056741 | 0,000000 | 0,943141 | 0,000118 |
| |  | | --- | | 81 | | G\_3:3 | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 82 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,585274 | 0,000000 | 0,087394 | 0,327332 |
| |  | | --- | | 83 | | G\_1:1 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 84 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,987707 | 0,000000 | 0,000828 | 0,011465 |
| |  | | --- | | 85 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,997431 | 0,000000 | 0,000154 | 0,002415 |

Приложение В «Результаты анализа с исключением»

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Case | Classification of Cases (Данные.sta) Incorrect classifications are marked with \* | | | | | | | |
| |  | | --- | | Observed Classif. | | |  | | --- | | 1 p=,06667 | | |  | | --- | | 2 p=,06667 | | |  | | --- | | 3 p=,06667 | | |  | | --- | | 4 p=,26667 | | |  | | --- | | 5 p=,06667 | | |  | | --- | | 6 p=,30000 | | |  | | --- | | 7 p=,16667 | |
| |  | | --- | | 1 | | --- | G\_6:6 | G\_3:3 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 2 | | --- | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_5:5 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 |
| |  | | --- | | 3 | | --- | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_5:5 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 |
| |  | | --- | | 4 | | G\_6:6 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 5 | | --- | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 6 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 7 | | --- | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 8 | | G\_6:6 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 9 | | G\_4:4 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 10 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 11 | | G\_2:2 | G\_2:2 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 | G\_7:7 |
| |  | | --- | | 12 | | --- | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 13 | | --- | G\_5:5 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_3:3 |
| |  | | --- | | \* 14 | | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | \* 15 | | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 16 | | G\_3:3 | G\_3:3 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 17 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_3:3 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 18 | | --- | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 19 | | G\_5:5 | G\_5:5 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 |
| |  | | --- | | 20 | | --- | G\_6:6 | G\_3:3 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 21 | | G\_7:7 | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 22 | | G\_4:4 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 23 | | G\_4:4 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 24 | | G\_6:6 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 25 | | G\_6:6 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 26 | | G\_7:7 | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 27 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 28 | | --- | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 29 | | --- | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 30 | | G\_5:5 | G\_5:5 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 |
| |  | | --- | | 31 | | --- | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 32 | | --- | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_5:5 | G\_1:1 | G\_3:3 |
| |  | | --- | | 33 | | G\_1:1 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_4:4 | G\_5:5 | G\_6:6 | G\_7:7 |
| |  | | --- | | 34 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 35 | | --- | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 36 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 37 | | --- | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 38 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 39 | | G\_6:6 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 40 | | G\_7:7 | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 41 | | G\_4:4 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 42 | | G\_4:4 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 43 | | G\_4:4 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 44 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 45 | | --- | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 46 | | G\_7:7 | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 47 | | --- | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 48 | | --- | G\_3:3 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 49 | | --- | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_4:4 | G\_5:5 | G\_6:6 | G\_7:7 |
| |  | | --- | | 50 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 51 | | --- | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 52 | | --- | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_5:5 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_3:3 |
| |  | | --- | | 53 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_3:3 | G\_7:7 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 54 | | --- | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 55 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 56 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 57 | | --- | G\_6:6 | G\_3:3 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 58 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 59 | | --- | G\_5:5 | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 |
| |  | | --- | | 60 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 61 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 62 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 63 | | G\_6:6 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 64 | | G\_2:2 | G\_2:2 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_3:3 | G\_4:4 | G\_5:5 | G\_7:7 |
| |  | | --- | | 65 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 66 | | --- | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 67 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 68 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 69 | | G\_7:7 | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 70 | | --- | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 71 | | --- | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 72 | | --- | G\_7:7 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 73 | | --- | G\_2:2 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_1:1 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 74 | | --- | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_3:3 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 75 | | --- | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 76 | | G\_4:4 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 77 | | G\_6:6 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 78 | | --- | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_2:2 | G\_5:5 | G\_1:1 | G\_3:3 |
| |  | | --- | | 79 | | --- | G\_5:5 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_4:4 | G\_6:6 | G\_7:7 |
| |  | | --- | | 80 | | G\_6:6 | G\_6:6 | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_3:3 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 81 | | G\_3:3 | G\_3:3 | G\_6:6 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_4:4 | G\_5:5 | G\_7:7 |
| |  | | --- | | 82 | | --- | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_1:1 | G\_5:5 |
| |  | | --- | | 83 | | G\_1:1 | G\_1:1 | G\_2:2 | G\_3:3 | G\_4:4 | G\_5:5 | G\_6:6 | G\_7:7 |
| |  | | --- | | 84 | | --- | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_5:5 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_3:3 |
| |  | | --- | | 85 | | --- | G\_4:4 | G\_7:7 | G\_6:6 | G\_2:2 | G\_1:1 | G\_3:3 | G\_5:5 |

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Case | Squared Mahalanobis Distances from Group Centroids (Данные.sta) Incorrect classifications are marked with \* | | | | | | | |
| |  | | --- | | Observed Classif. | | |  | | --- | | G\_1:1 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_2:2 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_3:3 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_4:4 p=,26667 | | |  | | --- | | G\_5:5 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_6:6 p=,30000 | | |  | | --- | | G\_7:7 p=,16667 | |
| |  | | --- | | 1 | | --- | 1603,839 | 190,216 | 71,432 | 74,900 | 544,5811 | 56,039 | 84,225 |
| |  | | --- | | 2 | | --- | 872,552 | 194,406 | 272,950 | 58,902 | 129,8739 | 91,527 | 41,816 |
| |  | | --- | | 3 | | --- | 1067,154 | 180,411 | 269,768 | 30,865 | 169,3149 | 67,970 | 40,485 |
| |  | | --- | | 4 | | G\_6:6 | 1411,618 | 82,015 | 73,252 | 20,637 | 366,2678 | 2,579 | 40,984 |
| |  | | --- | | 5 | | --- | 1343,287 | 104,065 | 91,866 | 33,608 | 354,9669 | 18,009 | 24,003 |
| |  | | --- | | 6 | | --- | 1336,821 | 151,301 | 80,391 | 32,543 | 381,5165 | 28,157 | 46,353 |
| |  | | --- | | 7 | | --- | 1300,723 | 162,483 | 125,662 | 14,929 | 333,4531 | 26,859 | 28,061 |
| |  | | --- | | 8 | | G\_6:6 | 1452,932 | 114,036 | 58,433 | 22,485 | 399,0019 | 3,208 | 37,445 |
| |  | | --- | | 9 | | G\_4:4 | 1267,449 | 149,566 | 164,292 | 6,591 | 278,4954 | 29,718 | 41,037 |
| |  | | --- | | 10 | | --- | 1435,718 | 82,170 | 77,991 | 39,346 | 409,2425 | 20,029 | 46,128 |
| |  | | --- | | 11 | | G\_2:2 | 1360,376 | 4,967 | 139,056 | 104,383 | 384,8696 | 78,233 | 156,434 |
| |  | | --- | | 12 | | --- | 950,771 | 218,377 | 203,324 | 103,618 | 257,2826 | 127,909 | 117,988 |
| |  | | --- | | 13 | | --- | 630,481 | 173,026 | 260,783 | 146,232 | 100,9717 | 160,822 | 153,963 |
| |  | | --- | | \* 14 | | G\_6:6 | 1341,731 | 118,392 | 131,124 | 1,931 | 311,0401 | 7,066 | 15,640 |
| |  | | --- | | \* 15 | | G\_4:4 | 1450,617 | 133,024 | 124,059 | 8,258 | 372,1948 | 7,495 | 21,211 |
| |  | | --- | | 16 | | G\_3:3 | 1632,529 | 169,647 | 3,128 | 115,745 | 585,9499 | 68,035 | 142,095 |
| |  | | --- | | 17 | | --- | 1389,749 | 108,853 | 44,040 | 43,760 | 409,6651 | 31,162 | 86,418 |
| |  | | --- | | 18 | | --- | 1291,654 | 121,725 | 116,615 | 11,591 | 300,3774 | 15,699 | 48,470 |
| |  | | --- | | 19 | | G\_5:5 | 423,255 | 349,091 | 587,823 | 288,396 | 2,4343 | 345,067 | 286,983 |
| |  | | --- | | 20 | | --- | 1497,870 | 110,611 | 36,031 | 66,413 | 446,7568 | 28,067 | 89,285 |
| |  | | --- | | 21 | | G\_7:7 | 1097,892 | 166,379 | 174,295 | 22,530 | 218,4930 | 34,142 | 8,657 |
| |  | | --- | | 22 | | G\_4:4 | 1328,479 | 119,363 | 139,450 | 3,783 | 299,0812 | 13,940 | 30,324 |
| |  | | --- | | 23 | | G\_4:4 | 1296,721 | 147,933 | 142,973 | 2,977 | 291,6185 | 16,697 | 17,408 |
| |  | | --- | | 24 | | G\_6:6 | 1404,598 | 126,740 | 56,077 | 20,631 | 380,6250 | 6,321 | 41,100 |
| |  | | --- | | 25 | | G\_6:6 | 1430,261 | 117,551 | 69,562 | 13,417 | 388,4708 | 4,817 | 35,116 |
| |  | | --- | | 26 | | G\_7:7 | 1317,516 | 191,159 | 163,279 | 31,375 | 318,5315 | 32,481 | 4,265 |
| |  | | --- | | 27 | | --- | 1377,957 | 106,416 | 156,338 | 27,445 | 323,1747 | 19,060 | 26,720 |
| |  | | --- | | 28 | | --- | 1281,661 | 230,826 | 211,360 | 30,521 | 277,3728 | 55,697 | 48,713 |
| |  | | --- | | 29 | | --- | 1326,026 | 172,592 | 99,403 | 26,819 | 356,6535 | 23,738 | 18,103 |
| |  | | --- | | 30 | | G\_5:5 | 386,424 | 360,302 | 617,988 | 301,409 | 2,4343 | 365,838 | 295,702 |
| |  | | --- | | 31 | | --- | 1275,585 | 153,198 | 122,444 | 24,742 | 303,4557 | 35,507 | 74,181 |
| |  | | --- | | 32 | | --- | 986,316 | 165,744 | 196,421 | 32,027 | 176,4181 | 63,388 | 63,942 |
| |  | | --- | | 33 | | G\_1:1 | 7,139 | 1276,763 | 1642,655 | 1311,362 | 417,9006 | 1402,462 | 1272,367 |
| |  | | --- | | 34 | | --- | 1316,083 | 92,440 | 98,264 | 5,718 | 319,2913 | 3,857 | 25,440 |
| |  | | --- | | 35 | | --- | 1238,577 | 218,199 | 241,836 | 27,457 | 253,6059 | 51,910 | 13,829 |
| |  | | --- | | 36 | | --- | 1388,826 | 65,503 | 75,494 | 22,942 | 365,5080 | 5,179 | 45,168 |
| |  | | --- | | 37 | | --- | 1285,429 | 65,254 | 121,933 | 34,359 | 305,2621 | 18,107 | 31,511 |
| |  | | --- | | 38 | | --- | 1335,104 | 129,443 | 72,400 | 24,964 | 366,1867 | 15,475 | 30,690 |
| |  | | --- | | 39 | | G\_6:6 | 1365,247 | 73,347 | 102,763 | 17,850 | 341,5890 | 5,595 | 28,135 |
| |  | | --- | | 40 | | G\_7:7 | 1312,503 | 193,338 | 195,177 | 32,022 | 314,5835 | 39,160 | 2,445 |
| |  | | --- | | 41 | | G\_4:4 | 1250,042 | 126,565 | 113,199 | 6,635 | 296,9516 | 12,274 | 21,386 |
| |  | | --- | | 42 | | G\_4:4 | 1236,650 | 118,542 | 154,631 | 2,176 | 257,1069 | 14,898 | 19,302 |
| |  | | --- | | 43 | | G\_4:4 | 1224,095 | 162,947 | 166,346 | 6,853 | 265,9960 | 22,638 | 9,824 |
| |  | | --- | | 44 | | --- | 1503,754 | 107,153 | 77,934 | 33,274 | 410,5789 | 9,340 | 41,387 |
| |  | | --- | | 45 | | --- | 1082,160 | 142,898 | 105,596 | 30,224 | 250,1740 | 35,163 | 45,732 |
| |  | | --- | | 46 | | G\_7:7 | 1336,717 | 173,443 | 185,177 | 19,586 | 309,7146 | 28,001 | 2,546 |
| |  | | --- | | 47 | | --- | 1067,040 | 110,983 | 141,996 | 17,867 | 198,5653 | 23,719 | 23,796 |
| |  | | --- | | 48 | | --- | 1706,424 | 163,063 | 18,439 | 118,266 | 590,6271 | 68,598 | 160,164 |
| |  | | --- | | 49 | | --- | 1913,009 | 394,763 | 130,426 | 432,032 | 979,6022 | 362,083 | 515,491 |
| |  | | --- | | 50 | | --- | 1492,895 | 110,521 | 136,014 | 44,587 | 383,5474 | 25,958 | 48,906 |
| |  | | --- | | 51 | | --- | 1151,078 | 221,817 | 319,443 | 41,172 | 214,8428 | 91,461 | 53,533 |
| |  | | --- | | 52 | | --- | 989,148 | 174,858 | 273,450 | 37,723 | 151,6482 | 81,894 | 60,896 |
| |  | | --- | | 53 | | --- | 1661,971 | 185,962 | 61,240 | 49,873 | 537,2661 | 35,227 | 83,913 |
| |  | | --- | | 54 | | --- | 1370,032 | 117,673 | 110,748 | 5,266 | 339,4087 | 7,235 | 17,625 |
| |  | | --- | | 55 | | --- | 1343,159 | 81,629 | 85,109 | 17,554 | 344,1192 | 6,949 | 27,442 |
| |  | | --- | | 56 | | --- | 1274,884 | 92,950 | 73,260 | 13,983 | 318,7165 | 9,772 | 43,127 |
| |  | | --- | | 57 | | --- | 1542,367 | 105,570 | 27,151 | 68,915 | 483,8280 | 26,224 | 79,570 |
| |  | | --- | | 58 | | --- | 1358,066 | 66,354 | 137,710 | 22,997 | 313,7967 | 18,673 | 50,964 |
| |  | | --- | | 59 | | --- | 650,186 | 207,645 | 264,656 | 167,582 | 124,7836 | 170,477 | 144,926 |
| |  | | --- | | 60 | | --- | 1346,250 | 158,681 | 94,201 | 16,256 | 341,3657 | 10,013 | 18,686 |
| |  | | --- | | 61 | | --- | 1458,014 | 90,041 | 50,557 | 35,029 | 417,6393 | 9,380 | 45,341 |
| |  | | --- | | 62 | | --- | 1340,238 | 106,110 | 94,533 | 7,955 | 330,3741 | 1,750 | 16,439 |
| |  | | --- | | 63 | | G\_6:6 | 1330,196 | 72,524 | 86,879 | 15,476 | 327,5645 | 2,659 | 33,768 |
| |  | | --- | | 64 | | G\_2:2 | 1171,625 | 4,967 | 183,108 | 158,605 | 329,5898 | 127,782 | 194,829 |
| |  | | --- | | 65 | | --- | 1463,750 | 95,248 | 48,533 | 30,155 | 417,7709 | 6,372 | 50,100 |
| |  | | --- | | 66 | | --- | 1587,093 | 268,245 | 197,850 | 53,075 | 476,6212 | 83,353 | 93,767 |
| |  | | --- | | 67 | | --- | 1299,872 | 94,120 | 118,221 | 4,636 | 296,2492 | 4,323 | 18,756 |
| |  | | --- | | 68 | | --- | 1791,282 | 170,442 | 136,871 | 69,469 | 535,7985 | 52,062 | 114,758 |
| |  | | --- | | 69 | | G\_7:7 | 1293,336 | 154,312 | 162,092 | 15,097 | 308,5270 | 26,806 | 7,396 |
| |  | | --- | | 70 | | --- | 1554,992 | 145,002 | 104,458 | 55,154 | 429,5667 | 30,002 | 66,660 |
| |  | | --- | | 71 | | --- | 1404,437 | 176,276 | 110,618 | 95,417 | 459,5136 | 78,263 | 76,271 |
| |  | | --- | | 72 | | --- | 1237,115 | 193,427 | 186,964 | 22,670 | 288,2291 | 43,493 | 10,939 |
| |  | | --- | | 73 | | --- | 1003,643 | 33,378 | 259,406 | 134,458 | 209,0961 | 123,462 | 151,519 |
| |  | | --- | | 74 | | --- | 1337,372 | 154,917 | 174,723 | 21,884 | 298,5920 | 24,601 | 23,973 |
| |  | | --- | | 75 | | --- | 1137,184 | 114,285 | 165,078 | 38,873 | 235,7504 | 38,440 | 19,629 |
| |  | | --- | | 76 | | G\_4:4 | 1343,499 | 96,530 | 122,357 | 4,986 | 320,5597 | 11,751 | 34,246 |
| |  | | --- | | 77 | | G\_6:6 | 1415,038 | 96,699 | 88,123 | 13,208 | 364,1641 | 0,730 | 27,488 |
| |  | | --- | | 78 | | --- | 1061,938 | 122,821 | 254,789 | 34,084 | 165,1258 | 59,140 | 44,491 |
| |  | | --- | | 79 | | --- | 226,361 | 568,719 | 806,031 | 551,206 | 69,7781 | 605,589 | 549,535 |
| |  | | --- | | 80 | | G\_6:6 | 1369,673 | 116,156 | 103,476 | 7,504 | 333,5319 | 2,118 | 18,920 |
| |  | | --- | | 81 | | G\_3:3 | 1648,879 | 148,838 | 3,128 | 161,774 | 621,2486 | 101,465 | 206,045 |
| |  | | --- | | 82 | | --- | 1373,893 | 132,662 | 132,996 | 21,468 | 358,7395 | 25,507 | 21,690 |
| |  | | --- | | 83 | | G\_1:1 | 7,139 | 1259,581 | 1646,775 | 1291,739 | 401,1873 | 1386,527 | 1274,972 |
| |  | | --- | | 84 | | --- | 993,914 | 206,980 | 292,942 | 111,178 | 161,9820 | 125,582 | 119,150 |
| |  | | --- | | 85 | | --- | 1263,498 | 142,187 | 217,592 | 18,552 | 250,4841 | 36,343 | 29,659 |

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Case | Posterior Probabilities (Данные.sta) Incorrect classifications are marked with \* | | | | | | | |
| |  | | --- | | Observed Classif. | | |  | | --- | | G\_1:1 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_2:2 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_3:3 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_4:4 p=,26667 | | |  | | --- | | G\_5:5 p=,06667 | | |  | | --- | | G\_6:6 p=,30000 | | |  | | --- | | G\_7:7 p=,16667 | |
| |  | | --- | | 1 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000101 | 0,000071 | 0,000000 | 0,999827 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 2 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000312 | 0,000000 | 0,000000 | 0,999688 |
| |  | | --- | | 3 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,994933 | 0,000000 | 0,000000 | 0,005067 |
| |  | | --- | | 4 | | G\_6:6 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000107 | 0,000000 | 0,999893 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 5 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000354 | 0,000000 | 0,972662 | 0,026983 |
| |  | | --- | | 6 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,090251 | 0,000000 | 0,909692 | 0,000057 |
| |  | | --- | | 7 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,996245 | 0,000000 | 0,002878 | 0,000877 |
| |  | | --- | | 8 | | G\_6:6 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000058 | 0,000000 | 0,999942 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 9 | | G\_4:4 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,999989 | 0,000000 | 0,000011 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 10 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000057 | 0,000000 | 0,999942 | 0,000001 |
| |  | | --- | | 11 | | G\_2:2 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 12 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,999521 | 0,000000 | 0,000006 | 0,000473 |
| |  | | --- | | 13 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | \* 14 | | G\_6:6 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,919976 | 0,000000 | 0,079417 | 0,000606 |
| |  | | --- | | \* 15 | | G\_4:4 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,377610 | 0,000000 | 0,622027 | 0,000363 |
| |  | | --- | | 16 | | G\_3:3 | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 17 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000355 | 0,001631 | 0,000000 | 0,998014 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 18 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,873939 | 0,000000 | 0,126061 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 19 | | G\_5:5 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 20 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,004128 | 0,000000 | 0,000000 | 0,995872 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 21 | | G\_7:7 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,001552 | 0,000000 | 0,000005 | 0,998443 |
| |  | | --- | | 22 | | G\_4:4 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,993040 | 0,000000 | 0,006959 | 0,000001 |
| |  | | --- | | 23 | | G\_4:4 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,998363 | 0,000000 | 0,001178 | 0,000459 |
| |  | | --- | | 24 | | G\_6:6 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000694 | 0,000000 | 0,999306 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 25 | | G\_6:6 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,011917 | 0,000000 | 0,988083 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 26 | | G\_7:7 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000002 | 0,000000 | 0,000001 | 0,999997 |
| |  | | --- | | 27 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,013095 | 0,000000 | 0,975146 | 0,011759 |
| |  | | --- | | 28 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,999926 | 0,000000 | 0,000004 | 0,000070 |
| |  | | --- | | 29 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,018165 | 0,000000 | 0,095349 | 0,886486 |
| |  | | --- | | 30 | | G\_5:5 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 31 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,994858 | 0,000000 | 0,005142 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 32 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 33 | | G\_1:1 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 34 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,259577 | 0,000000 | 0,740415 | 0,000008 |
| |  | | --- | | 35 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,001754 | 0,000000 | 0,000000 | 0,998246 |
| |  | | --- | | 36 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000123 | 0,000000 | 0,999877 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 37 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000263 | 0,000000 | 0,999056 | 0,000682 |
| |  | | --- | | 38 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,007673 | 0,000000 | 0,992053 | 0,000274 |
| |  | | --- | | 39 | | G\_6:6 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,001935 | 0,000000 | 0,998057 | 0,000007 |
| |  | | --- | | 40 | | G\_7:7 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000001 | 0,000000 | 0,000000 | 0,999999 |
| |  | | --- | | 41 | | G\_4:4 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,936780 | 0,000000 | 0,062854 | 0,000367 |
| |  | | --- | | 42 | | G\_4:4 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,997941 | 0,000000 | 0,001940 | 0,000119 |
| |  | | --- | | 43 | | G\_4:4 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,875701 | 0,000000 | 0,000368 | 0,123931 |
| |  | | --- | | 44 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000006 | 0,000000 | 0,999994 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 45 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,912834 | 0,000000 | 0,086922 | 0,000245 |
| |  | | --- | | 46 | | G\_7:7 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000319 | 0,000000 | 0,000005 | 0,999676 |
| |  | | --- | | 47 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,915281 | 0,000000 | 0,055210 | 0,029510 |
| |  | | --- | | 48 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 49 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 50 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000080 | 0,000000 | 0,999914 | 0,000006 |
| |  | | --- | | 51 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,998708 | 0,000000 | 0,000000 | 0,001292 |
| |  | | --- | | 52 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,999994 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000006 |
| |  | | --- | | 53 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000587 | 0,000000 | 0,999413 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 54 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,703425 | 0,000000 | 0,295665 | 0,000910 |
| |  | | --- | | 55 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,004405 | 0,000000 | 0,995575 | 0,000020 |
| |  | | --- | | 56 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,097647 | 0,000000 | 0,902353 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 57 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,122669 | 0,000000 | 0,000000 | 0,877331 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 58 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,092801 | 0,000000 | 0,907199 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 59 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,999894 | 0,000000 | 0,000106 |
| |  | | --- | | 60 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,037466 | 0,000000 | 0,955587 | 0,006948 |
| |  | | --- | | 61 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000002 | 0,000000 | 0,999998 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 62 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,038395 | 0,000000 | 0,961260 | 0,000345 |
| |  | | --- | | 63 | | G\_6:6 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,001462 | 0,000000 | 0,998538 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 64 | | G\_2:2 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 65 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000006 | 0,000000 | 0,999994 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 66 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 67 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,431767 | 0,000000 | 0,568001 | 0,000232 |
| |  | | --- | | 68 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000148 | 0,000000 | 0,999852 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 69 | | G\_7:7 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,032915 | 0,000000 | 0,000106 | 0,966979 |
| |  | | --- | | 70 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000003 | 0,000000 | 0,999997 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 71 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000067 | 0,000000 | 0,399285 | 0,600648 |
| |  | | --- | | 72 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,004516 | 0,000000 | 0,000000 | 0,995484 |
| |  | | --- | | 73 | | --- | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 74 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,662569 | 0,000000 | 0,191668 | 0,145763 |
| |  | | --- | | 75 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000106 | 0,000000 | 0,000148 | 0,999746 |
| |  | | --- | | 76 | | G\_4:4 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,963191 | 0,000000 | 0,036809 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 77 | | G\_6:6 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,001732 | 0,000000 | 0,998267 | 0,000001 |
| |  | | --- | | 78 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,996571 | 0,000000 | 0,000004 | 0,003425 |
| |  | | --- | | 79 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 80 | | G\_6:6 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,056741 | 0,000000 | 0,943141 | 0,000118 |
| |  | | --- | | 81 | | G\_3:3 | 0,000000 | 0,000000 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 82 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,585274 | 0,000000 | 0,087394 | 0,327332 |
| |  | | --- | | 83 | | G\_1:1 | 1,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 |
| |  | | --- | | 84 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,987707 | 0,000000 | 0,000828 | 0,011465 |
| |  | | --- | | 85 | | --- | 0,000000 | 0,000000 | 0,000000 | 0,997431 | 0,000000 | 0,000154 | 0,002415 |

#!/usr/bin/env python

# coding: utf-8

# In[1]:

import numpy as np  # Импорт библиотеки NumPy для работы с массивами и математическими функциями.

import pandas as pd  # Импорт библиотеки Pandas для работы с данными в форме таблицы (DataFrame).

from scipy.stats import f  # Импорт функции f из библиотеки SciPy для работы с распределением F.

from sklearn.discriminant\_analysis import LinearDiscriminantAnalysis  # Импорт класса LinearDiscriminantAnalysis из библиотеки scikit-learn для выполнения анализа дискриминантной функции.

from scipy.spatial.distance import mahalanobis  # Импорт функции mahalanobis из библиотеки SciPy для вычисления расстояния Махаланобиса.

# In[2]:

FEATURES = ["X1", "X2", "X3", "X4", "X5", "X6", "X7", "X8", "X9"]

# Определение списка FEATURES, содержащего названия признаков, которые будут использоваться в анализе.

TRAIN\_SAMPLES = {

    1: [3, 5, 7, 9, 13,14,16,17,23,24,26],

    2: [32, 82],

    3: [0, 4,20,25,28,34],

    4: [10, 15, 19, 30, 43],

    5: [1, 2,6,8,11,12]

}

# Определение словаря TRAIN\_SAMPLES, где ключи - номера классов, а значения - индексы обучающих примеров для каждого класса.

data = pd.read\_excel(r'lab2\_data.xlsx', usecols=[0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9])

# Загрузка данных из Excel-файла в объект DataFrame библиотеки Pandas, используя только указанные столбцы.

data = data.loc[range(0, 85)]

# Выборка первых 85 строк из данных, чтобы оставить только нужное количество образцов.

print("Данные")

print(data.head())

# Вывод первых нескольких строк данных для визуального ознакомления с ними.

data\_to\_excel = data[FEATURES]

# Выборка только тех столбцов данных, которые соответствуют признакам из списка FEATURES.

# In[3]:

def get\_train\_data(data, features, train\_samples=None):

    # Определение функции get\_train\_data, которая принимает три параметра: data (таблица с данными),

    # features (список признаков) и train\_samples (словарь с обучающими выборками для каждого класса).

    train\_data = pd.DataFrame()

    # Создание нового пустого DataFrame под название train\_data для хранения обучающих данных.

    for cls, samples in train\_samples.items():

        # Итерация по элементам словаря train\_samples, где cls - номер класса, samples - список индексов строк.

        train\_samps = data[features].loc[samples]

        # Выборка строк из исходных данных (data) по указанным признакам (features) и номерам строк (samples).

        train\_samps["Class"] = cls

        # Добавление новой колонки "Class" с номером класса к выбранным обучающим данным.

        train\_data = pd.concat([train\_data, train\_samps])

        # Объединение текущих обучающих данных с предыдущими в DataFrame train\_data.

    train\_data = train\_data.astype({"Class": 'int32'})

    # Приведение типа данных в колонке "Class" к целочисленному (int32).

    return train\_data

    # Возвращение итоговой обучающей выборки.

train\_data = get\_train\_data(data, FEATURES, TRAIN\_SAMPLES)

# Вызов функции get\_train\_data с передачей исходных данных, признаков и обучающих выборок.

print("Обучающая выборка")

print(train\_data)

# Вывод на экран обучающей выборки.

data\_to\_excel["Train sample"] = train\_data.Class

# Добавление новой колонки "Train sample" с номерами классов в DataFrame data\_to\_excel.

# In[4]:

def scatter\_matrix(samples):

    # Функция для вычисления матрицы рассеивания.

    if isinstance(samples, pd.Series):

        # Проверка, является ли samples объектом pd.Series (одномерным массивом).

        samples = samples.to\_frame()

        # Преобразование pd.Series в pd.DataFrame, если необходимо.

    d = samples - samples.mean()

    # Вычисление отклонений значений признаков от их средних значений.

    res = np.zeros((d.shape[1], d.shape[1]))

    # Создание матрицы нулей размерности (число признаков) x (число признаков).

    for \_, row in d.iterrows():

        # Итерация по строкам DataFrame d.

        col = row.to\_frame()

        # Преобразование строки в pd.DataFrame.

        res += col @ col.T

        # Накапливание в res произведения строки на транспонированную версию этой строки.

    return res

    # Возвращение рассеивающей матрицы.

def classes\_scatter\_matrix(samples, labels):

    # Функция для вычисления классовой матрицы рассеивания.

    A = np.zeros((samples.shape[1], samples.shape[1]))

    # Создание матрицы нулей размерности (число признаков) x (число признаков).

    for cls in labels.unique():

        # Итерация по уникальным классам в labels.

        A += scatter\_matrix(samples[labels == cls])

        # Накапливание в A матриц рассеивания для каждого класса.

    return A

    # Возвращение классовой матрицы рассеивания.

cov = pd.DataFrame(

    classes\_scatter\_matrix(train\_data[FEATURES], train\_data.Class) / (train\_data.shape[0] - train\_data.Class.unique().size),

    index=FEATURES,

    columns=FEATURES

)

# Вычисление ковариационной матрицы как отношение классовой матрицы рассеивания к числу степеней свободы.

print("Ковариационная матрица")

print(cov)

# Вывод ковариационной матрицы.

# In[5]:

lda = LinearDiscriminantAnalysis().fit(train\_data[FEATURES], train\_data.Class)

# Создание и обучение модели линейного дискриминантного анализа (LDA) на обучающей выборке.

# Результаты обучения (модель) присваиваются переменной lda.

means = pd.DataFrame(lda.means\_, index=lda.classes\_, columns=FEATURES)

# Извлечение средних значений признаков для каждого класса из обученной модели LDA.

# Создание DataFrame means, где строки - классы, столбцы - признаки, и значения - средние значения.

print("Средние значения")  # Вывод заголовка для вывода средних значений.

print(means)

# Вывод на экран средних значений, представленных в виде DataFrame.

# In[6]:

def find\_mahl\_sqr\_dist(centers, samples, covr):

    # Функция для вычисления квадрата махаланобисовского расстояния между центральными точками (centers) и образцами (samples).

    # Принимает центральные точки (centers), образцы (samples) и матрицу ковариации (covr).

    res = pd.DataFrame(index=samples.index, columns=centers.index)

    # Создание нового DataFrame с номерами образцов в индексах и номерами центральных точек в столбцах.

    for i in centers.index:

        # Внешний цикл: итерация по номерам центральных точек.

        for j in samples.index:

            # Внутренний цикл: итерация по номерам образцов.

            res[i][j] = mahalanobis(centers.loc[i], samples.loc[j], np.linalg.inv(covr)) \*\* 2

            # Вычисление квадрата махаланобисовского расстояния между центральной точкой и образцом.

            # mahalanobis - функция для вычисления расстояния Махаланобиса.

            # np.linalg.inv(covr) - обратная матрица к матрице ковариации.

    return res

    # Возвращение DataFrame с квадратами махаланобисовских расстояний.

cen\_dis = find\_mahl\_sqr\_dist(means, means, cov)

# Вызов функции средних значений и матрицы ковариации для вычисления расстояний Махаланобиса.

print("Расстояние Махаланобиса (обучающая выборка)")

print(cen\_dis)

# Вывод на экран расстояний Махаланобиса для обучающей выборки.

# In[7]:

def get\_def\_coef(lda, features):

    # Функция для получения дискриминантных коэффициентов.

    # Принимает обученную модель LDA (lda) и список признаков (features).

    return pd.DataFrame(

        np.vstack([lda.intercept\_, lda.coef\_.T]),

        # Создание DataFrame из массива, содержащего результаты дискриминантного анализа:

        # np.vstack объединяет массивы, lda.intercept\_ - свободный член, lda.coef\_.T - транспонированные коэффициенты при признаках.

        # Интерпретация: строки - "Const" и признаки, столбцы - номера классов из модели LDA.

        index=["Const"] + features,

        # Установка индекса DataFrame: первая строка - "Const", затем идут названия признаков.

        columns=lda.classes\_

        # Установка столбцов DataFrame: номера классов из обученной модели LDA.

    )

df\_coef = get\_def\_coef(lda, FEATURES)

# Получение дискриминантных коэффициентов для обученной модели LDA и признаков из списка FEATURES.

print("Функции Фишера")

print(df\_coef)

# Вывод на экран дискриминантных коэффициентов (функций Фишера).

print("Pi: ", lda.priors\_)

# Вывод на экран априорных вероятностей классов, полученных из обученной модели LDA.

# In[8]:

def LDA\_predict(lda, x):

    # Функция для предсказания классов объектов с использованием обученной модели LDA.

    # Принимает модель LDA (lda) и значения признаков объектов (x).

    return pd.DataFrame(

        lda.predict(x),

        # Применение метода predict модели LDA к значениям признаков объектов.

        # Полученные предсказанные классы оборачиваются в DataFrame.

        columns=["Class"],

        # Установка названия столбца в DataFrame: "Class".

        index=x.index

        # Установка индекса DataFrame: индексы объектов из исходной таблицы x.

    )

lda\_predict = LDA\_predict(lda, data[FEATURES])

# Применение функции предсказания для всех объектов в исходной таблице признаков data.

print("Распределение по классам")

print(lda\_predict)

# Вывод на экран предсказанных классов для каждого объекта.

data\_to\_excel["Result Lda"] = lda\_predict

# Добавление предсказанных классов в исходную таблицу data\_to\_excel.

# In[9]:

samp\_dist = find\_mahl\_sqr\_dist(means, data[FEATURES], cov)

# Вычисление квадрата махаланобисовского расстояния для каждого образца в исходных данных.

# Используются средние значения (means) и матрица ковариации (cov), вычисленные на основе обучающей выборки.

print("Расстояние Махланобиса")

print(samp\_dist)

# Вывод на экран квадратов махаланобисовских расстояний для каждого образца в исходных данных.

# In[10]:

def LDA\_predict\_probab(lda, x):

    # Функция для предсказания апостериорных вероятностей классификации объектов с использованием обученной модели LDA.

    # Принимает модель LDA (lda) и значения признаков объектов (x).

    return pd.DataFrame(

        lda.predict\_proba(x),

        # функция возвращает результат в виде объекта DataFrame

        # Применение метода predict\_proba модели LDA к значениям признаков объектов.

        # Полученные апостериорные вероятности классификации оборачиваются в DataFrame.

        columns=lda.classes\_,

        # Установка названий столбцов в DataFrame: номера классов из обученной модели LDA.

        index=x.index

        # Установка индекса DataFrame: индексы объектов из исходной таблицы x.

    )

lda\_post\_prob = LDA\_predict\_probab(lda, data[FEATURES])

# Применение функции предсказания апостериорных вероятностей для всех объектов в исходной таблице признаков data.

print("Probabilities")

print(lda\_post\_prob)

# Вывод на экран апостериорных вероятностей классификации для каждого объекта.

# In[11]:

def wilks\_lambda(samples, labels):

    # Функция для вычисления критерия Вилкса.

    # Принимает samples - значения признаков в обучающей выборке и labels - номера классов.

    if isinstance(samples, pd.Series):

        samples = samples.to\_frame()

    # Проверка, если samples - это pd.Series (одномерный массив), преобразует в pd.DataFrame.

    # Вычисление определителей матриц рассеивания.

    dT = np.linalg.det(scatter\_matrix(samples))

    dE = np.linalg.det(classes\_scatter\_matrix(samples, labels))

    return dE / dT

    # Возвращение отношения определителей.

def f\_p\_value(lmbd, n\_obj, n\_sign, n\_cls):

    # Функция для вычисления F-статистики и p-значения.

    # Принимает lmbd - значение лямбды, n\_obj - число объектов в обучающей выборке,

    # n\_sign - число признаков в модели, n\_cls - число классов в обучающей выборке.

    num = (1 - lmbd) \* (n\_obj - n\_cls - n\_sign)

    den = lmbd \* (n\_cls - 1)

    f\_value = num / den

    p = f.sf(f\_value, n\_cls - 1, n\_obj - n\_cls - n\_sign)

    return f\_value, p

    # Возвращение значения F-статистики и p-значения.

def forward(samples, labels, f\_in=1e-4):

    # Функция для выполнения пошагового вперёд метода.

    # Принимает samples - значения признаков в обучающей выборке, labels - номера классов, f\_in - точность.

    st\_columns = ["Wilk's lmbd", "Partial lmbd", "F to enter", "P value"]

    # Создание списка названий колонок для таблицы результатов.

    n\_cls = labels.unique().size

    n\_obj = samples.shape[0]

    # Получение числа уникальных классов и числа объектов в обучающей выборке.

    out = {0: pd.DataFrame(columns=st\_columns, index=samples.columns, dtype=float)}

    into = {0: pd.DataFrame(columns=st\_columns, dtype=float)}

    # Создание словарей для хранения результатов внутри и вне модели.

    step = 0

    # Инициализация переменной для отслеживания шага.

    while True:

        model\_lmbd = wilks\_lambda(samples[into[step].index], labels)

        # Расчёт характеристик элементов вне модели.

        for el in out[step].index:

            lmbda = wilks\_lambda(samples[into[step].index.tolist() + [el]], labels)

            partial\_lmbd = lmbda / model\_lmbd

            f\_lmbd, p\_value = f\_p\_value(partial\_lmbd, n\_obj, into[step].index.size, n\_cls)

            out[step].loc[el] = lmbda, partial\_lmbd, f\_lmbd, p\_value

        # Расчёт характеристик элементов в модели.

        for el in into[step].index:

            lmbda = wilks\_lambda(samples[into[step].index.drop(el)], labels)

            partial\_lmbd = model\_lmbd / lmbda

            f\_lmbd, p\_value = f\_p\_value(partial\_lmbd, n\_obj, into[step].index.size - 1, n\_cls)

            into[step].loc[el] = lmbda, partial\_lmbd, f\_lmbd, p\_value

        if out[step].index.size == 0 or out[step]["F to enter"].max() < f\_in:

            break

        # Добавление нового элемента.

        el\_to\_enter = out[step]["F to enter"].idxmax()

        into[step + 1] = into[step].append(out[step].loc[el\_to\_enter])

        out[step + 1] = out[step].drop(index=el\_to\_enter)

        step += 1

    return into, out

    # Возвращение результатов внутри и вне модели.

into, out = forward(train\_data[FEATURES], train\_data.Class)

print("Forward stepwise")

for i, tab in into.items():

    print("Step: ", i)

    print(tab, end="\n\n")

# In[12]:

forw\_stepwise = into[len(into) - 5].index.tolist()

# Выбираем признаки, которые были включены в модель на пятом предыдущем шаге (назад) метода пошагового вперёдного отбора.

forw\_stepwise\_lda = LinearDiscriminantAnalysis().fit(train\_data[forw\_stepwise], train\_data.Class)

# Обучаем модель линейного дискриминантного анализа (LDA) на выбранных признаках.

forw\_stepwise\_coef = get\_def\_coef(forw\_stepwise\_lda, forw\_stepwise)

# Получаем коэффициенты функции Фишера для выбранных признаков.

print("Функции Фишера")

print(forw\_stepwise\_coef)

# Выводим коэффициенты функции Фишера.

print("Pi: ", forw\_stepwise\_lda.priors\_)

# Выводим априорные вероятности классов в модели LDA.

forw\_stepwise\_pred = LDA\_predict(forw\_stepwise\_lda, data[forw\_stepwise])

# Получаем прогнозы модели LDA для выбранных признаков.

print("Распределение")

print(forw\_stepwise\_pred.head())

# Выводим распределение классов для первых нескольких объектов.

data\_to\_excel["Result forward"] = forw\_stepwise\_pred

# Записываем результаты прогнозирования в таблицу data\_to\_excel под именем "Result forward".

# In[13]:

def backward(samples, labels, f\_r=10.00):

    # Определение списка названий столбцов для выходных таблиц

    st\_columns = ["Wilk's lmbd", "Partial lmbd", "F to remove", "P value"]

    # Получение количества уникальных классов в метках

    n\_cls = labels.unique().size

    # Получение количества объектов в выборке

    n\_obj = samples.shape[0]

    # Инициализация словарей для хранения переменных внутри и вне модели

    into = {0: pd.DataFrame(columns=st\_columns, index=samples.columns, dtype=float)}

    out = {0: pd.DataFrame(columns=st\_columns, dtype=float)}

    # Инициализация счетчика шагов

    step = 0

    # Запуск цикла, который выполняется до достижения условия выхода

    while True:

        # Расчет значения лямбда Уилкса для текущей модели

        model\_lmbd = wilks\_lambda(samples[into[step].index], labels)

        # Расчет характеристик для элементов вне модели

        for el in out[step].index:

            lmbda = wilks\_lambda(samples[into[step].index.tolist() + [el]], labels)

            partial\_lmbd = lmbda / model\_lmbd

            f\_lmbd, p\_value = f\_p\_value(partial\_lmbd, n\_obj, into[step].index.size, n\_cls)

            out[step].loc[el] = lmbda, partial\_lmbd, f\_lmbd, p\_value

        # Расчет характеристик для элементов внутри модели

        for el in into[step].index:

            lmbda = wilks\_lambda(samples[into[step].index.drop(el)], labels)

            partial\_lmbd = model\_lmbd / lmbda

            f\_lmbd, p\_value = f\_p\_value(partial\_lmbd, n\_obj, into[step].index.size - 1, n\_cls)

            into[step].loc[el] = lmbda, partial\_lmbd, f\_lmbd, p\_value

        # Проверка условия выхода

        if into[step].index.size == 0 or into[step]["F to remove"].min() > f\_r:

            break

        # Удаление элемента с минимальным значением F

        el\_to\_remove = into[step]["F to remove"].idxmin()

        out[step + 1] = out[step].append(into[step].loc[el\_to\_remove])

        into[step + 1] = into[step].drop(index=el\_to\_remove)

        # Инкремент счетчика шагов

        step += 1

    # Возвращение окончательных словарей, содержащих переменные внутри и вне модели

    return into, out

# Вызов функции backward с указанными аргументами

into, out = backward(train\_data[FEATURES], train\_data.Class)

# Вывод результатов для каждого шага

print("Backward stepwise")

for i, tab in into.items():

    print("Step: ", i)

    print(tab, end="\n\n")

# In[14]:

# Выбор индексов переменных, оставшихся после шага обратного пошагового отбора

back\_stepwise = into[len(into) - 4].index.tolist()

print(back\_stepwise)

# Обучение модели LDA на выбранных переменных

back\_stepwise\_lda = LinearDiscriminantAnalysis().fit(train\_data[back\_stepwise], train\_data.Class)

# Получение коэффициентов дискриминантных функций

back\_stepwise\_coef = get\_def\_coef(back\_stepwise\_lda, back\_stepwise)

print("Функции Фишера")

print(back\_stepwise\_coef)

# Вывод априорных вероятностей классов

print("Pi: ", back\_stepwise\_lda.priors\_)

# Предсказание классов на основе обученной модели LDA и выбранных переменных

back\_stepwise\_pred = LDA\_predict(back\_stepwise\_lda, data[back\_stepwise])

# Вывод распределения классов для первых нескольких записей

print("Распределение")

print(back\_stepwise\_pred.head())

# Добавление предсказанных результатов в DataFrame "data\_to\_excel"

data\_to\_excel["Result backward"] = back\_stepwise\_pred

# In[15]:

data\_to\_excel.to\_excel(r'Train sample.xlsx')

# In[ ]: