

Правительство Российской Федерации  
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ  
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ  
«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ  
«ВЫСШАЯ ШКОЛА ЭКОНОМИКИ»  
(НИУ ВШЭ)

Московский институт электроники и математики им. А.Н. Тихонова

ПРАКТИЧЕСКАЯ РАБОТА № 13

ТЕМА РАБОТЫ  
«Интерпретация моделей в RapidMiner»

Москва, 2025



Цели работы.....	3
Целевая аудитория.....	3
Идея и концепция.....	4
Содержание практической работы.....	4
О наборе данных и задаче работы.....	4
Работа с данными.....	5
Загрузка данных.....	5
Предобработка исходных данных.....	7
Подготовка данных для моделирования.....	11
Построение модели классификации.....	13
Настройка Decision Tree.....	13
Интерпретация модели.....	16
Визуализация структуры и важности признаков.....	16
Анализ предсказаний, симуляция «Что если?».....	18
Эксперименты с параметрами.....	20
Сравнение и анализ результатов.....	22
Пример выполненной работы.....	25
Приобретенные навыки.....	25
Обобщенная задача для выполнения индивидуального варианта.....	25
Распределение вариантов.....	26

## Цели работы

- Изучить и освоить методы интерпретации моделей машинного обучения в RapidMiner.
- Научиться работать с Model Simulator для анализа структуры, важности признаков и предсказаний.
- Получить навык использования различных визуальных инструментов, позволяющих «объяснять» предсказания модели.

## Целевая аудитория

Практическая работа ориентирована на студентов, начинающих разбираться в области анализа данных, которые уже знакомы с

построением базовых моделей в RapidMiner, но хотят глубже понять механизмы, стоящие за предсказаниями, и научиться объяснять поведение моделей.

## Идея и концепция

В основе работы лежит практический пример объяснения работы моделей машинного обучения на реальном наборе данных. Для демонстрации будет использоваться датасет о пассажирах Титаника («Titanic: Machine Learning from Disaster» с Kaggle):

Ссылка: Titanic – [Machine Learning from Disaster](#)

Датасет содержит информацию о пассажирах (класс билета, возраст, пол, количество родственников на борту, порт отправления и пр.), а целевой признак — Survived (1 — выжил, 0 — нет). В ходе выполнения практической работы вы построите модель классификации, чтобы предсказывать, выживет ли пассажир, а затем используете Model Simulator для интерпретации результатов.

Основные задачи:

- Загрузить и предобработать данные.
- Построить модель классификации (Decision Tree или Random Forest).

С помощью Model Simulator:

- Просмотреть структуру модели и важность признаков.
- Исследовать, как различные признаки влияют на итоговое предсказание.
- Научиться «симулировать» предсказания, варьируя входные данные.

## Содержание практической работы

О наборе данных и задаче работы

Набор данных: Titanic

Признаки:

- Survived (целевой признак; 1 — выжил, 0 — не выжил)

- Pclass (класс билета: 1, 2, 3)
- Name (имя пассажира)
- Sex (пол)
- Age (возраст)
- SibSp (число братьев/сестер/супругов на борту)
- Parch (число родителей/детей на борту)
- Ticket (номер билета)
- Fare (стоимость билета)
- Cabin (каюта)
- Embarked (порт посадки: C — Cherbourg, Q — Queenstown, S — Southampton)

Задача:

Построить модель бинарной классификации, предсказывающую признак Survived, и показать, каким образом модель принимает решение, какие факторы оказались наиболее важными и как их изменение сказывается на предсказании.

## Работа с данными

Загрузка данных

Загрузка датасета:

- В RapidMiner перейдите в панель Operators.
- Найдите оператор Read CSV и перетащите его на панель процессов.
- В параметрах оператора укажите путь к датасету.
- Нажмите Guess Types. Убедитесь, что столбцы Age и Fare определены как числовые (Real), а Sex, Embarked — как nominal. Survived должен быть определен как Integer.

### Specify your data format

☒ Header Row 1  
 Start Row 1  
 Column Separator Comma ","

File Encoding UTF-8  
 Escape Character \  
 Decimal Character .

☒ Use Quotes "  
☒ Skip Comments #  
☐ Trim Lines ☐ Multiline Text

	Passeng...	Survived	Pclass	Name	Sex	Age	SibSp	Parch	Ticket	Fare	Cabin	Embarked
1												
2	1	0	3	Braund, ...	male	22	1	0	A/5 211...	7.25		S
3	2	1	1	Cumings...	female	38	1	0	PC 17599	71.2833	C85	C
4	3	1	3	Heikkine...	female	26	0	0	STON/O...	7.925		S
5	4	1	1	Futrelle, ...	female	35	1	0	113803	53.1	C123	S
6	5	0	3	Allen, M...	male	35	0	0	373450	8.05		S
7	6	0	3	Moran, ...	male		0	0	330877	8.4583		Q
8	7	0	1	McCarthy...	male	54	0	0	17463	51.8625	E46	S
9	8	0	3	Palsson,...	male	2	3	1	349909	21.075		S
10	9	1	3	Johnson,...	female	27	0	2	347742	11.1333		S
11	10	1	2	Nasser, ...	female	14	1	0	237736	30.0708		C
12	11	1	3	Sandstro...	female	4	1	1	PP 9549	16.7	G6	S
13	12	1	1	Bonnell, ...	female	58	0	0	113783	26.55	C103	S
14	13	0	3	Saunders...	male	20	0	0	A/5. 2151	8.05		S
15	14	0	3	Anderss...	male	39	1	5	347082	31.275		S
16	15	0	3	Vestrom...	female	14	0	0	350406	7.8542		S
17	16	1	2	Hewlett,...	female	55	0	0	248706	16		S
18	17	0	3	Rice, Ma...	male	2	4	1	382652	29.125		Q

✔ no problems.  
← Previous → Next ✗ Cancel

рис.1: Предварительный просмотр данных при загрузке с помощью оператора Read CSV

	Name	Type	Missing	Statistics			Filter (12 / 12 attributes):
▼	PassengerId	Integer	0	Min 1	Max 891	Average 446	Search for Attribute
▼	Survived	Integer	0	Min 0	Max 1	Average 0.384	
▼	Pclass	Integer	0	Min 1	Max 3	Average 2.309	
▼	Name	Nominal	0	Least van Melk [...] lemon (1)	Most Abbing, Mr. Anthony (1)	Values Abbing, Mr. Anthony (1), Abbott, [...] re Edward (1), ...[889 more]	
▼	Sex	Nominal	0	Least female (314)	Most male (577)	Values male (577), female (314)	
▼	Age	Real	177	Min 0.420	Max 80	Average 29.699	
▼	SibSp	Integer	0	Min 0	Max 8	Average 0.523	
▼	Parch	Integer	0	Min 0	Max 6	Average 0.382	
▼	Ticket	Nominal	0	Least W/C 14208 (1)	Most 1601 (7)	Values 1601 (7), 347082 (7), ...[679 more]	

рис.2: Просмотр статистики загруженных переменных (столбцов)

Просмотр данных:

- Нажмите правой кнопкой мыши на выходной порт (out) оператора Read CSV и выберите Show Data, чтобы убедиться, что данные загрузились корректно (количество строк/столбцов).

Open in [Turbo Prep](#) [Auto Model](#) [Interactive Analysis](#) Filter (891 / 891 examples): [all](#)

Row No.	Passeng...	Survived	Pclass	Name	Sex	Age	SibSp	Parch	Ticket	Fare	Cabin	Embarked
1	1	0	3	Braund, Mr. ...	male	22	1	0	A/5 21171	7.250	?	S
2	2	1	1	Cumings, Mr...	female	38	1	0	PC 17599	71.283	C85	C
3	3	1	3	Heikkinen, ...	female	26	0	0	STON/O2. 3...	7.925	?	S
4	4	1	1	Futrelle, Mrs...	female	35	1	0	113803	53.100	C123	S
5	5	0	3	Allen, Mr. Wi...	male	35	0	0	373450	8.050	?	S
6	6	0	3	Moran, Mr. J...	male	?	0	0	330877	8.458	?	Q
7	7	0	1	McCarthy, M...	male	54	0	0	17463	51.862	E46	S
8	8	0	3	Palsson, Ma...	male	2	3	1	349909	21.075	?	S
9	9	1	3	Johnson, Mr...	female	27	0	2	347742	11.133	?	S
10	10	1	2	Nasser, Mrs...	female	14	1	0	237736	30.071	?	C
11	11	1	3	Sandstrom, ...	female	4	1	1	PP 9549	16.700	G6	S
12	12	1	1	Bonnell, Mis...	female	58	0	0	113783	26.550	C103	S
13	13	0	3	Saundersoc...	male	20	0	0	A/5. 2151	8.050	?	S
14	14	0	3	Andersson, ...	male	39	1	5	347082	31.275	?	S
15	15	0	3	Vestrom, Mi...	female	14	0	0	350406	7.854	?	S
16	16	1	2	Hewlett, Mrs...	female	55	0	0	248706	16	?	S
17	17	0	3	Rice, Master...	male	2	4	1	382652	29.125	?	Q

рис.3: Просмотр загруженных данных с помощью панели Show Data

## Предобработка исходных данных

В данном датасете нет пропущенных значений, но обычно этот шаг – один из первостепенных в предобработке данных.

## Удаление неиспользуемых столбцов

- Поля Name, Ticket, Cabin можно исключить из анализа, так как они не влияют напрямую на предсказание.
- Используйте оператор Select Attributes.
- Откройте расширенные параметры оператора, выберите exclude attributes, а в типе фильтрации – a subset.
- Во вкладке Select attributes выберите необходимые параметры, которые не будут использоваться в дальнейшем.
- Останутся только столбцы: Survived, Pclass, Sex, Age, SibSp, Parch, Fare, Embarked.

Parameters

Select Attributes

type: exclude attributes

attribute filter type: a subset

select subset: [Select Attributes...](#)

☐ also apply to special attributes (id, label..)

рис.4: Настройки параметра Select Attributes (выбор – exclude attributes, исключение атрибутов (переменных) для подмножества (a subset))

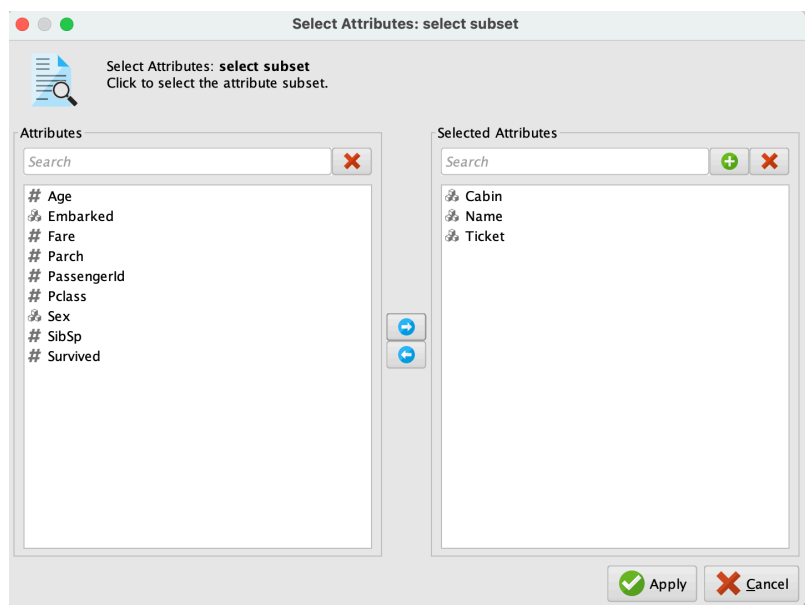


рис.5: Настройки параметра Select Attributes (выбор столбцов, которые подлежат удалению, настройки select subset).

Row No.	PassengerId	Survived	Pclass	Sex	Age	SibSp	Parch	Fare	Embarked
1	1	0	3	male	22	1	0	7.250	S
2	2	1	1	female	38	1	0	71.283	C
3	3	1	3	female	26	0	0	7.925	S
4	4	1	1	female	35	1	0	53.100	S
5	5	0	3	male	35	0	0	8.050	S
6	6	0	3	male	?	0	0	8.458	Q
7	7	0	1	male	54	0	0	51.862	S
8	8	0	3	male	2	3	1	21.075	S
9	9	1	3	female	27	0	2	11.133	S
10	10	1	2	female	14	1	0	30.071	C
11	11	1	3	female	4	1	1	16.700	S
12	12	1	1	female	58	0	0	26.550	S
13	13	0	3	male	20	0	0	8.050	S
14	14	0	3	male	39	1	5	31.275	S
15	15	0	3	female	14	0	0	7.854	S
16	16	1	2	female	55	0	0	16	S
17	17	0	3	male	2	4	1	29.125	Q
18	18	1	2	male	?	0	0	13	S

ExampleSet (891 examples,0 special attributes,9 regular attributes)

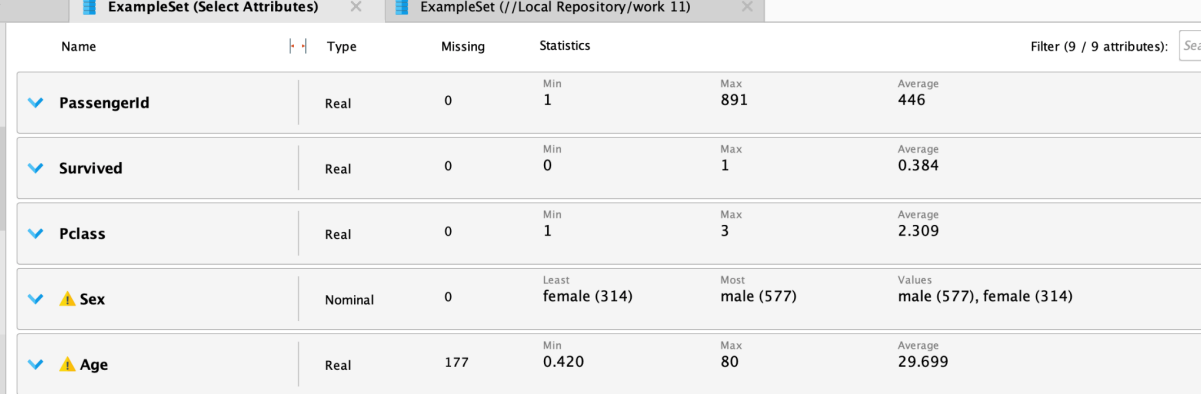
рис.6: Просмотр преобразованных данных после запуска процесса с включением оператора Select Attributes, который удалял столбцы.

Обработка пропусков, если в датасете вашего варианта они обнаружены:

- Столбец Age содержит пропуски. Используйте Replace Missing Values.

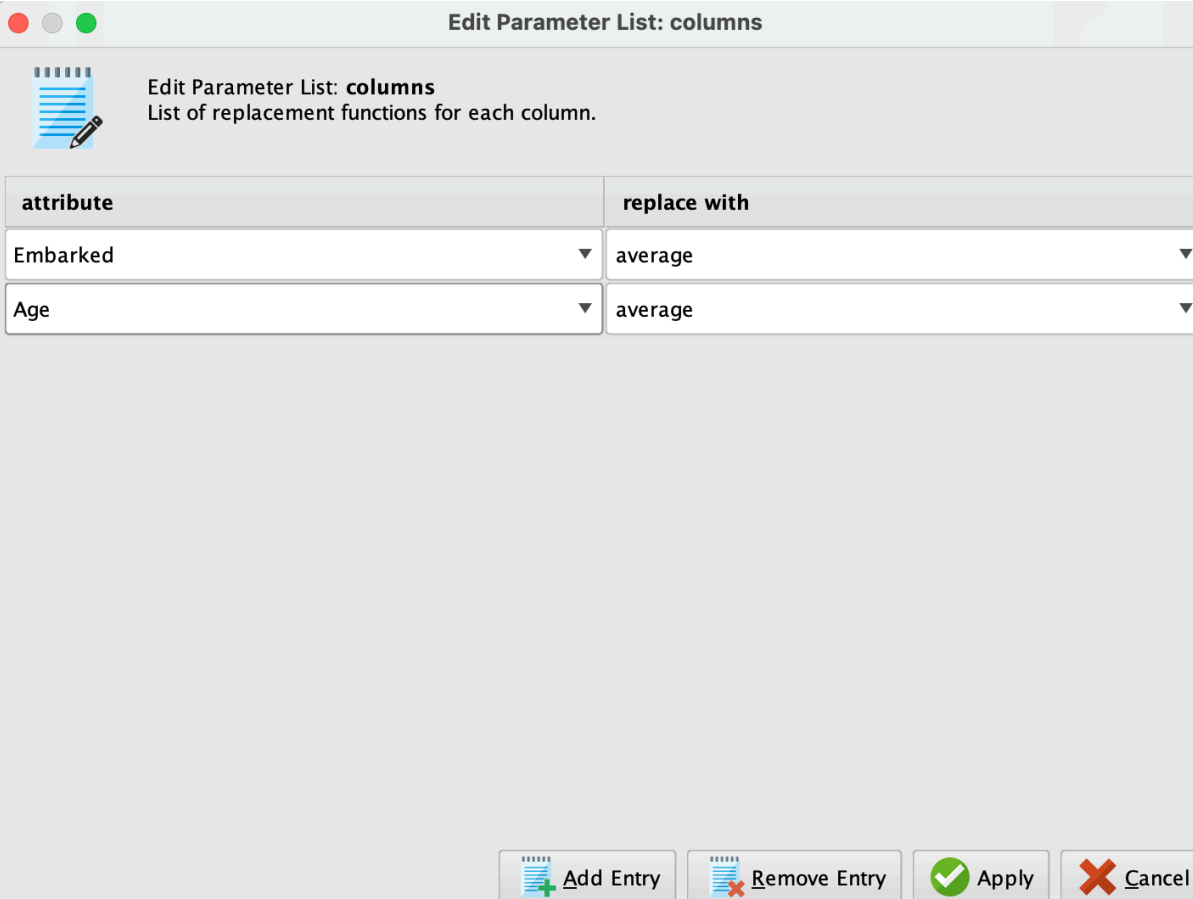


- В параметрах метода замены для Age укажите, например, average (средним).
- В столбце Embarked также есть пропуски – аналогично замените эти пропуски.



Name	Type	Missing	Statistics		
PassengerId	Real	0	Min 1	Max 891	Average 446
Survived	Real	0	Min 0	Max 1	Average 0.384
Pclass	Real	0	Min 1	Max 3	Average 2.309
Sex	Nominal	0	Least female (314)	Most male (577)	Values male (577), female (314)
Age	Real	177	Min 0.420	Max 80	Average 29.699

рис.7: Просмотр статистик набора данных, обращение внимания на количество, отображенное в столбце Missing (число пропущенных значений в каждом столбце).



**Edit Parameter List: columns**  
List of replacement functions for each column.

attribute	replace with
Embarked	average
Age	average

Buttons: Add Entry, Remove Entry, Apply, Cancel

рис.8: Расширенные настройки оператора Replace Missing Values для заполнения значений в столбцах, содержащих пропуски

Name	Type	Missing	Statistics	
✓ <b>Embarked</b>	Nominal	0	Least Q (77)	M S
✓ ⚠ <b>Age</b>	Real	0	Min 0.420	M 8
✓ <b>PassengerId</b>	Real	0	Min 1	M 8
✓ <b>Survived</b>	Real	0	Min 0	M 1
✓ <b>Pclass</b>	Real	0	Min 1	M 3
✓ ⚠ <b>Sex</b>	Nominal	0	Least female (314)	M n
✓ <b>SibSp</b>	Real	0	Min 0	M 8
✓ <b>Parch</b>	Real	0	Min 0	M 6
✓ <b>Fare</b>	Real	0	Min 0	M 5

рис.9: Просмотр данных после запуска процесса, включающего оператор Replace Missing Values. Пропущенных значений больше нет.

Преобразование признаков:

- Survived — числовой признак (0/1), для классификации необходимо применить оператор Numerical to Binominal к столбцу Survived.
- Аналогично, убедитесь, что Pclass, Sex, Embarked — polynominal.
- Для столбца Pclass необходимо применить Numerical to Polynominal.

Process
Parameters

Numerical to Binominal

attribute filter type
single

attribute
Survived

☐ invert selection

☐ include special attributes

min
0.0

max
0.0

рис.10: Настройки оператора Numerical to Binominal (attribute filter type = single, применение лишь к одному столбцу (Survived))

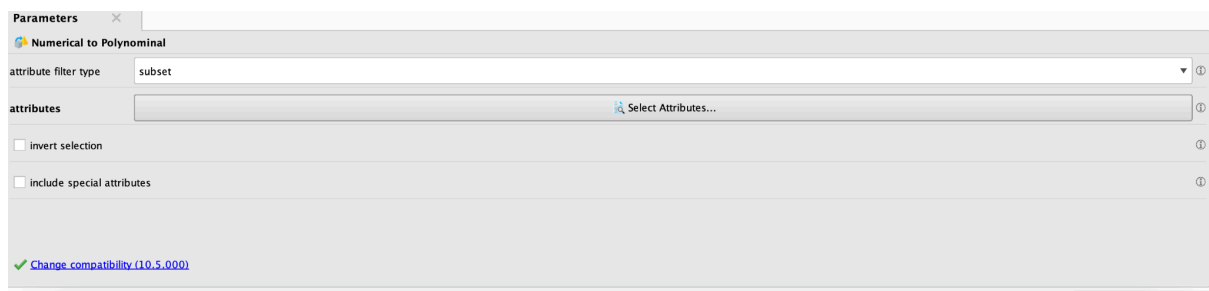


рис.11: Настройки оператора Numerical to Polynomial (attribute filter type = subset, подмножество)

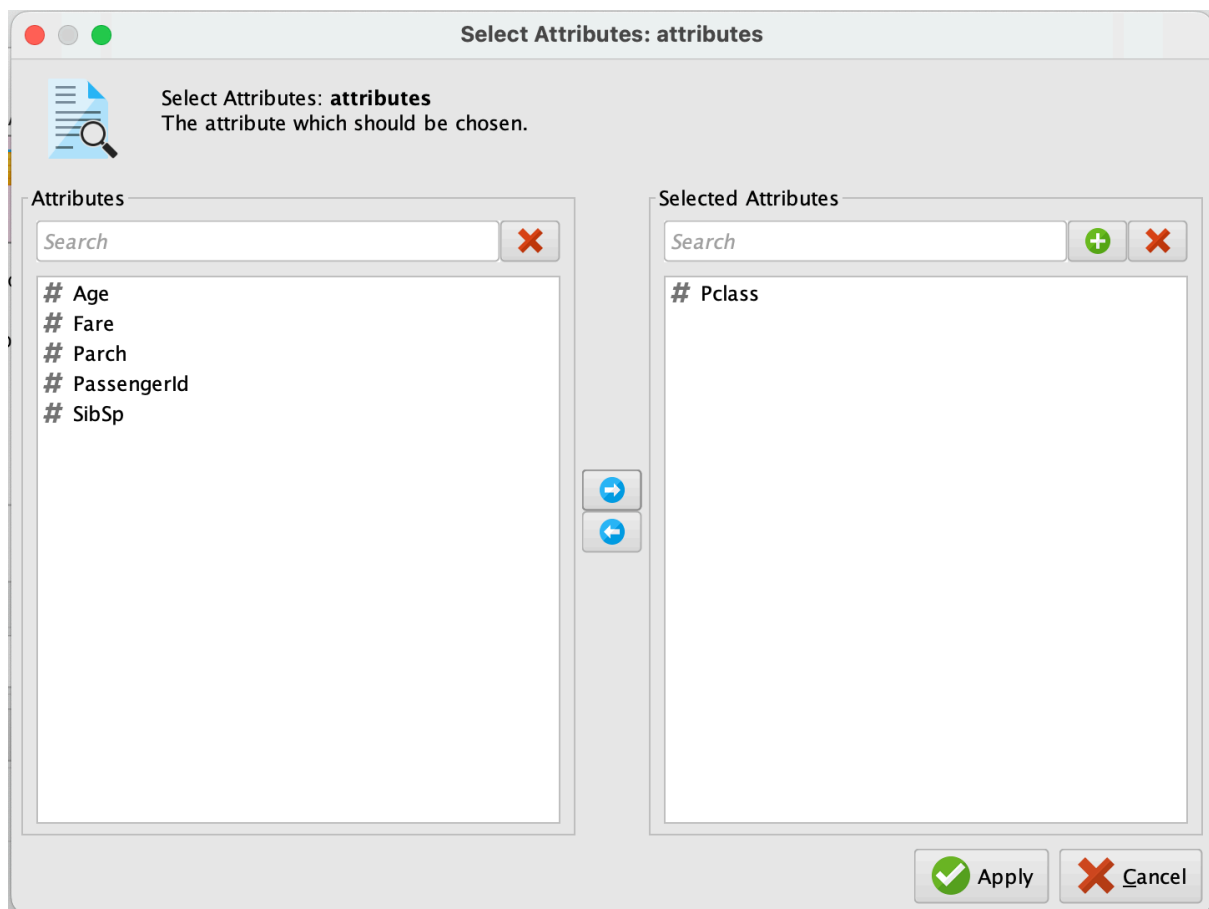


рис.11: Настройки оператора Numerical to Polynomial (attributes - Select Attributes)

Подготовка данных для моделирования

Set Role:

- Оператор Set Role поможет определить целевую переменную (label).
- В поле attribute выберите Survived.
- В target role установите label.

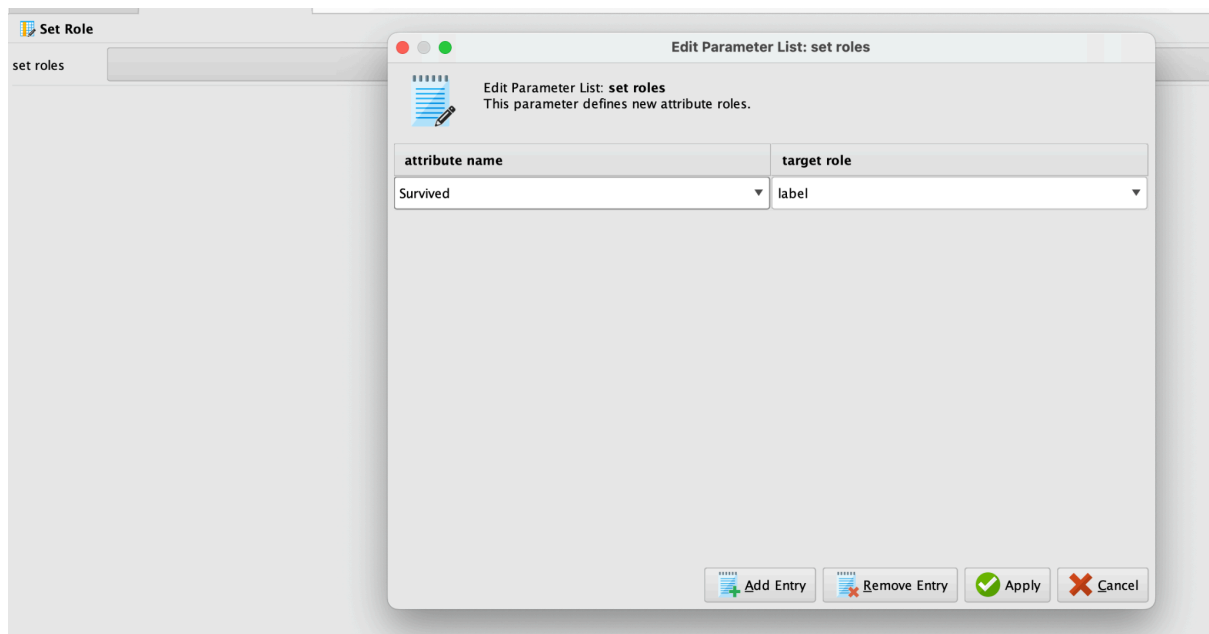


рис.12: Настройки оператора Set Role, установка целевой переменной (для которой предсказываются значения)

### Split Data:

- Для оценки качества прогнозирования можно разделить данные: 70% на обучение, 30% на тест.
- Используйте оператор Split Data.
- Подключите два выхода. При запуске процесса данные разделяются на два набора.

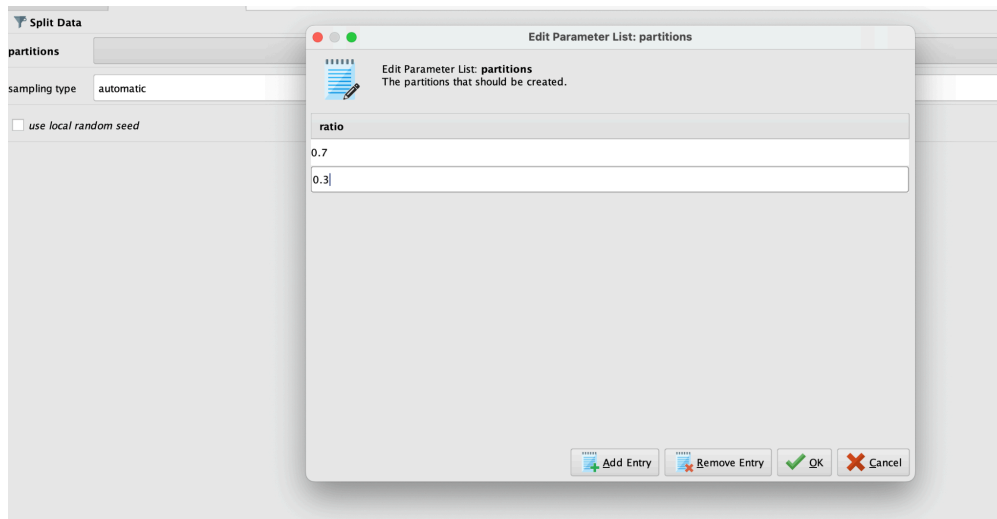


рис.13: Настройки оператора Split Data, распределение набора данных на две подвыборки в процентном соотношении 70%:30% (обучение – тест)

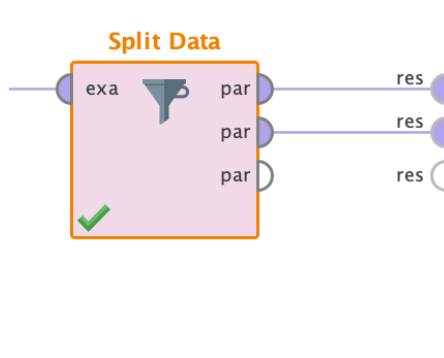


рис.14: Подключение оператора Split Data

Проверка распределения классов:

- Можно добавить оператор Statistics (на обучающих данных) и посмотреть, есть ли дисбаланс по Survived.
- Это будет важно при интерпретации.

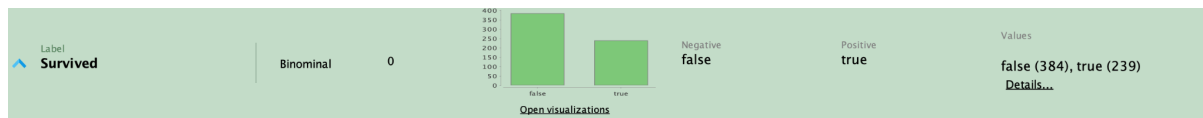


рис.15: Просмотр распределения целевой переменной (значения которой будут предсказаны)

## Построение модели классификации

Настройка Decision Tree

Decision Tree:

- Найдите оператор Decision Tree и перенесите в рабочую область.
- Подключите выходные порты от Split Data (training set) к входному порту Decision Tree.

В параметрах Decision Tree укажите:

- criterion: information\_gain или gain\_ratio.
- maximal depth (например, 7).
- minimal leaf size (например, 2).

Process

Parameters

✕

Decision Tree

criterion	gain ratio
maximal depth	10
<input checked="" type="checkbox"/> apply pruning	
confidence	0.1
<input checked="" type="checkbox"/> apply prepruning	
minimal gain	0.01
minimal leaf size	2
minimal size for split	4
number of prepruning alternatives	3

рис.16: Расширенные настройки оператора Decision Tree

Apply Model и Performance (Classification):

- После Decision Tree добавьте оператор Apply Model, чтобы применить обученную модель к тестовой части.
- На вход Apply Model подайте обученную модель (model in) и тестовые данные (unlabelled in).
- Добавьте оператор Performance (Classification), чтобы оценить accuracy, precision, recall и т.д.

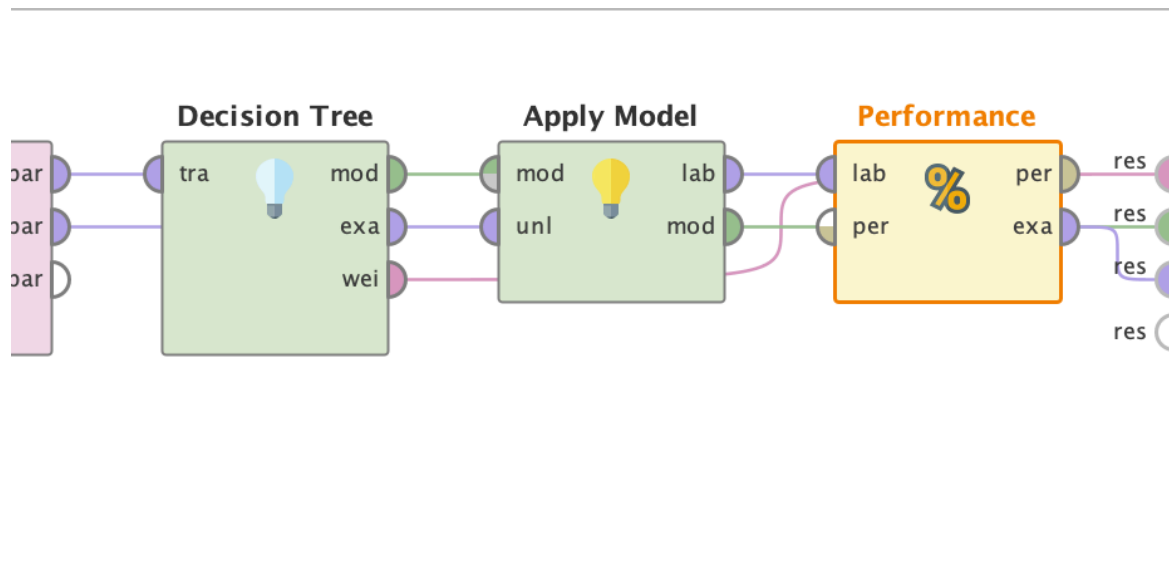


рис.17: Включение операторов *Decision Tree*, *Apply Model*, *Performance* в исходную панель процесса

The screenshot shows the **Parameters** tab for the **Performance (Performance (Classification))** operator. The **main criterion** is set to **first**. Below this, several metrics are listed with checkboxes:

- ☒ accuracy
- ☐ classification error
- ☐ kappa
- ☒ weighted mean recall
- ☒ weighted mean precision
- ☐ spearman rho

рис.18: Расширенные настройки оператора *Performance (Classification)*, выбор метрик, по которым будет оцениваться прогностическая способность модели

Запуск:

- Нажмите Run.
- Посмотрите, какая точность (accuracy) получилась.

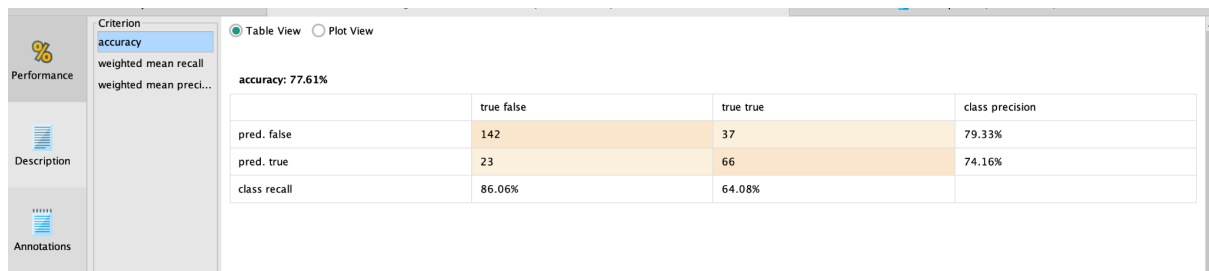


рис.19: Просмотр прогностической способности модели по метрике accuracy

## Интерпретация модели

Визуализация структуры и важности признаков

Model Simulator:

- Добавьте оператор Model Simulator.
- Подключите к нему модель (model in), тестовые данные (example set in) или обучающие данные.

Запуск

- Запустите процесс (кнопка Run).
- Дождитесь открытия вкладки Model Simulator.
- В этом режиме вы можете видеть, как модель принимает решение, посмотреть важность признаков или визуализировать структуру дерева.

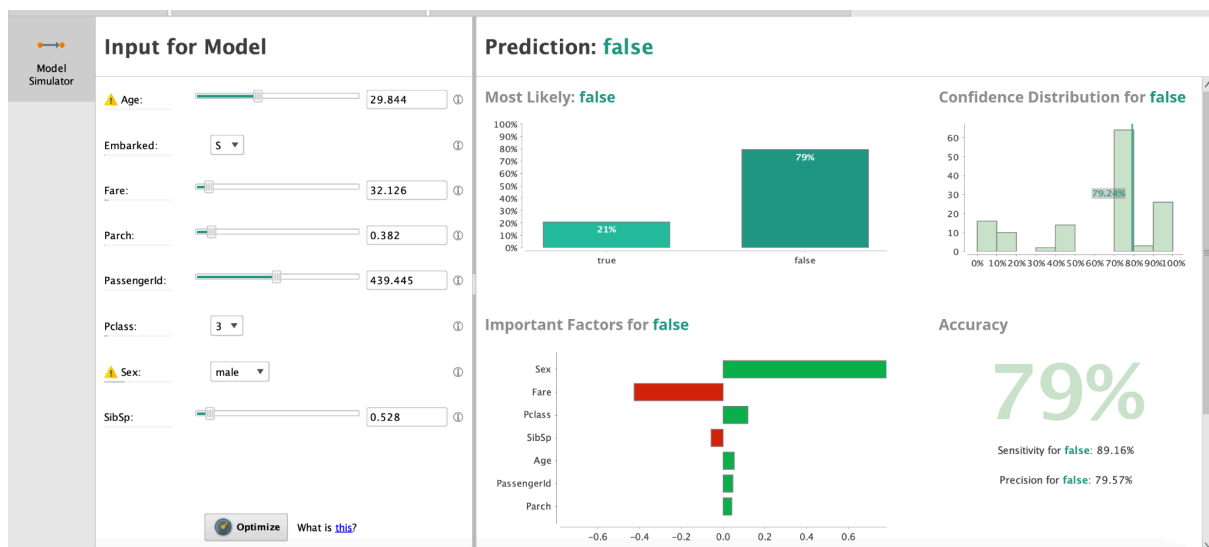


рис.20: Просмотр работы оператора Model Simulator



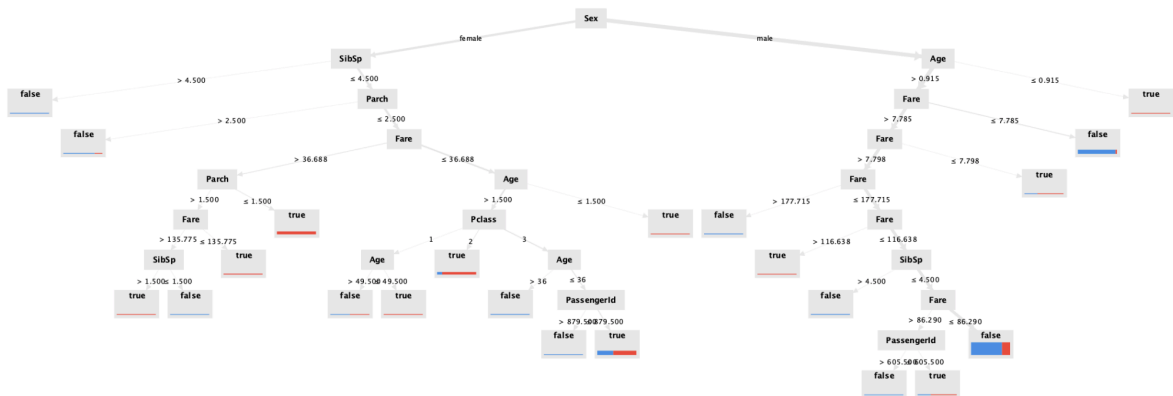


рис.21: Визуализация структуры дерева – как модель принимала решения

Важность признаков:

- Перейдите в открывшуюся вкладке AttributeWeights. Она показывает, какие переменные наибольшим образом влияют на предсказание.
- Например, вы можете увидеть, что признак SibSp и Age имеют высокий вклад в вероятность выживания.

Data	
Weight Visualizations	
Plot view	
Annotations	

attribute	weight
Pclass	0.017
Parch	0.062
Passeng...	0.135
Sex	0.055
SibSp	0.314
Age	0.212
Fare	0.205

рис.22: Просмотр весов различных параметров (наибольшее влияние на предсказания)

- Представьте эти данные в виде столбчатой диаграммы, выбрав соответствующее действие **Weights Visualizations**. Также можно перейти во вкладку **Plot View**.

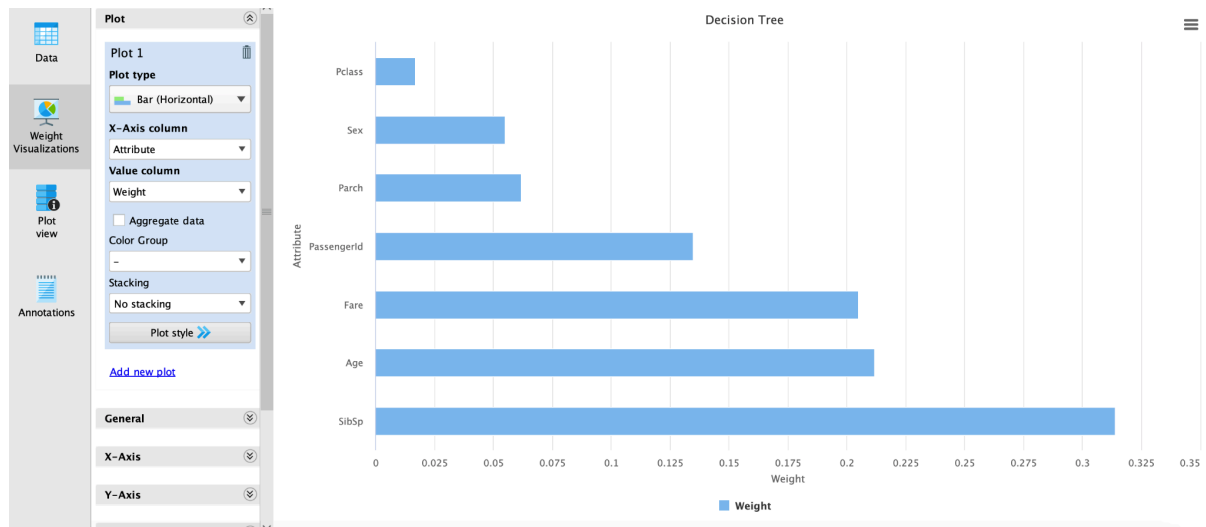


рис.23: Визуализация с помощью **Weights Visualizations**, наиболее значимые признаки

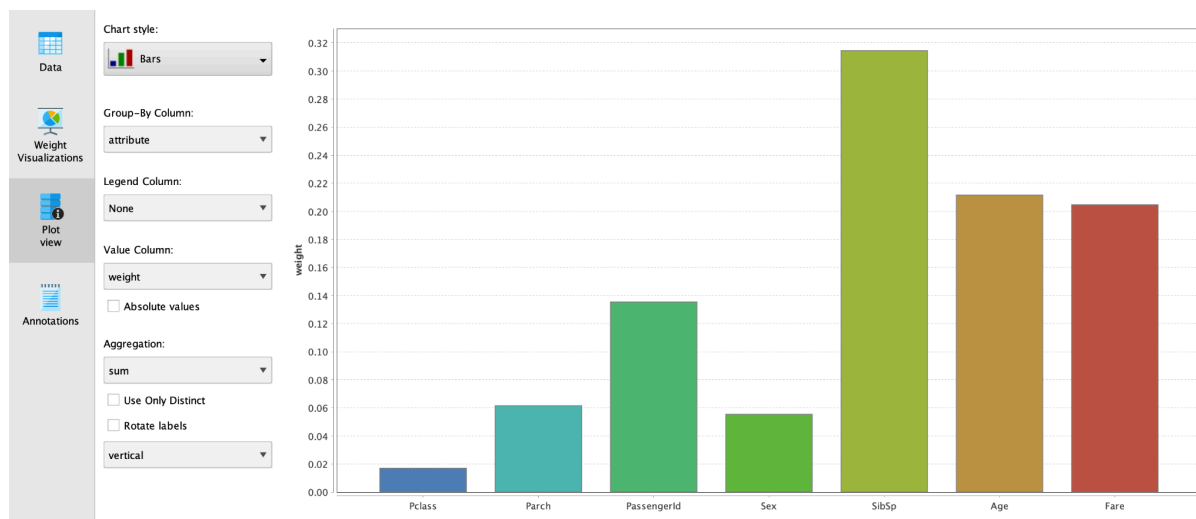


рис.24: Визуализация с помощью вкладки **Plot View**, наиболее значимые признаки

Анализ предсказаний, симуляция «Что если?»

Model Simulator:

- Вы можете вручную вводить значения признаков (например, Pclass=2, Sex=female, Age=30, Fare=10) и смотреть, как изменится предсказание (Survived).
- Поменяйте Sex=male и посмотрите, выросла ли вероятность (Survived).

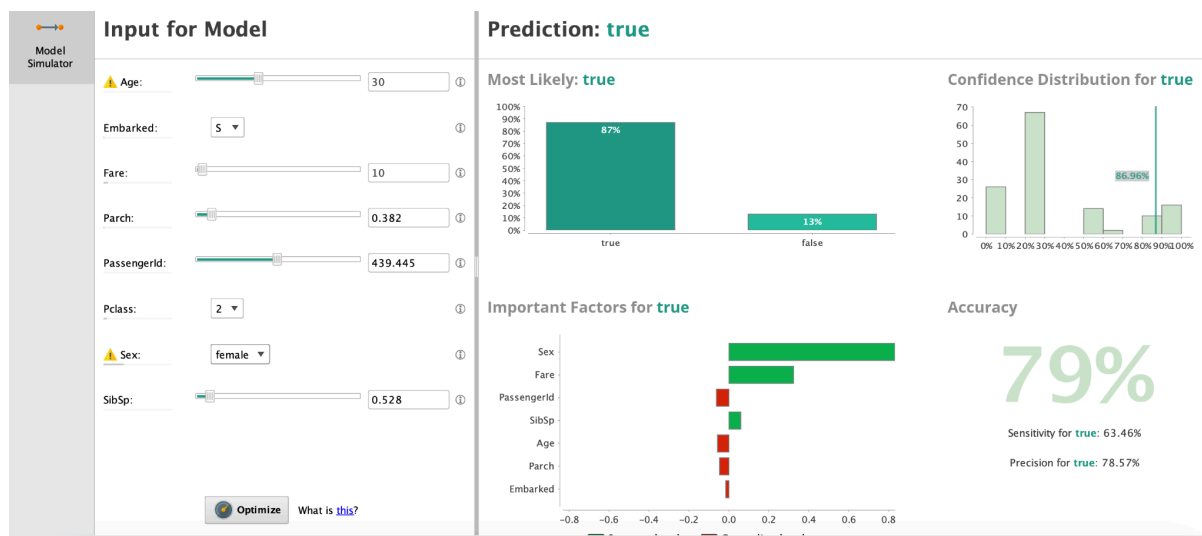


рис.25: Исходные предсказания

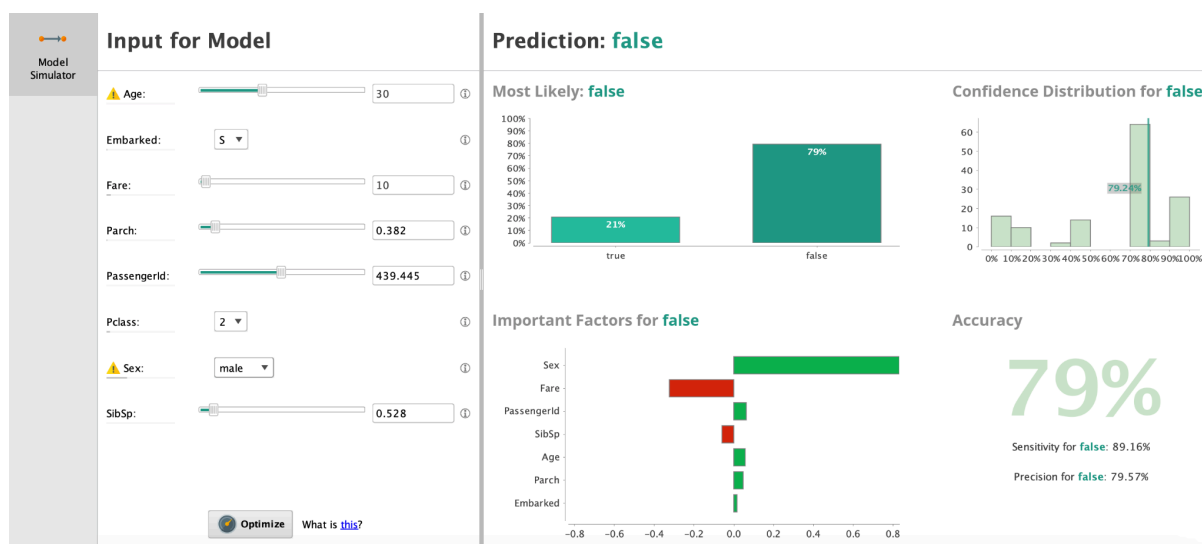


рис.26: Предсказания модели, которые будут получены при модификации признаков (female – male)

«А что если?» сценарии:

- На основании визуализации можно объяснить, почему люди с определенным набором признаков (меньший класс билета, более низкий возраст) имеют ниже/выше вероятность выжить.

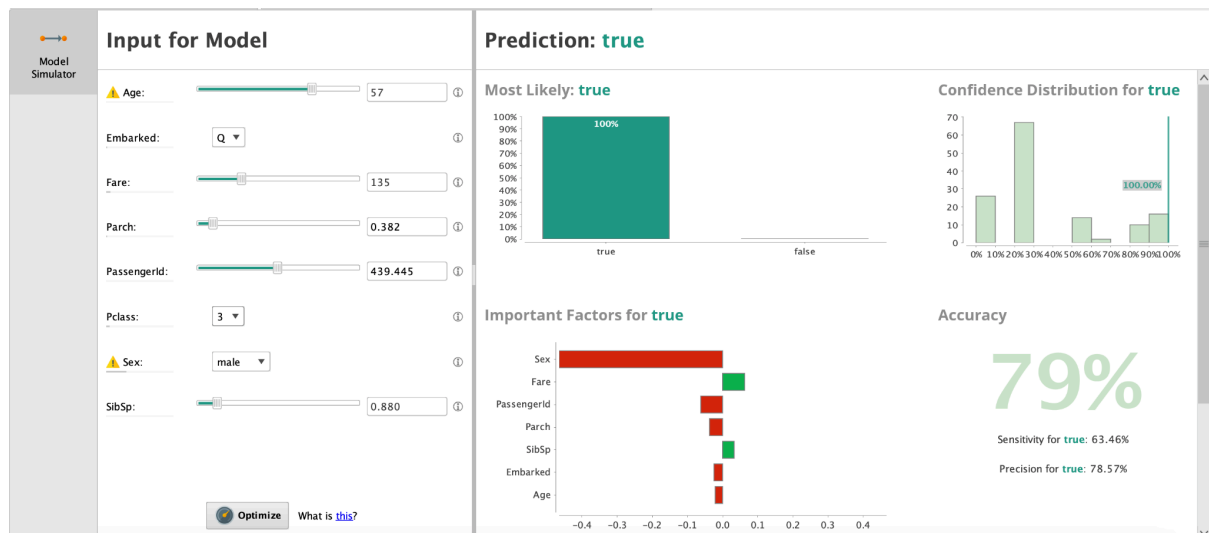


рис.27: Предсказания модели, которые будут получены при модификации признаков (Sex = male, Embarked = Q, Fare = 135, Pclass = 3). 100%-выживаемость

## Эксперименты с параметрами

Сравнение деревьев разной глубины и с разными размерами листьев:

- Увеличьте maximal depth и minimal leaf size и смотрите, как меняется интерпретация.
- Слишком глубокое дерево может «переобучиться».
- Например, установите следующие параметры:

Process

Parameters

✕

**Decision Tree**

criterion

gain ratio

maximal depth

11

☒ apply pruning

confidence

0.1

☒ apply prepruning

minimal gain

0.01

minimal leaf size

4

minimal size for split

4

number of prepruning alternatives

3

рис.28: Изменение параметров оператора Decision Tree

- Перейдите во вкладку Performance и проанализируйте качество прогностической способности модифицированной модели. Ассисрасу, например, достигло 86.47%, увеличившись на 10%.

Performance

Description

Annotations

Criterion  
accuracy  
weighted mean recall  
weighted mean prec...

Table View

Plot View

accuracy: 86.47%

	true false	true true	class precision
pred. false	81	17	82.65%
pred. true	1	34	97.14%
class recall	98.78%	66.67%	

рис.29: Просмотр метрик качества для измененной модели (улучшение качества прогнозирования по ассисрасу-метрике на 10%)

- Посмотрите, как изменились веса признаков. Теперь SibSp имеет меньший вклад в предсказания, а Fare, напротив, приобрел значимость.

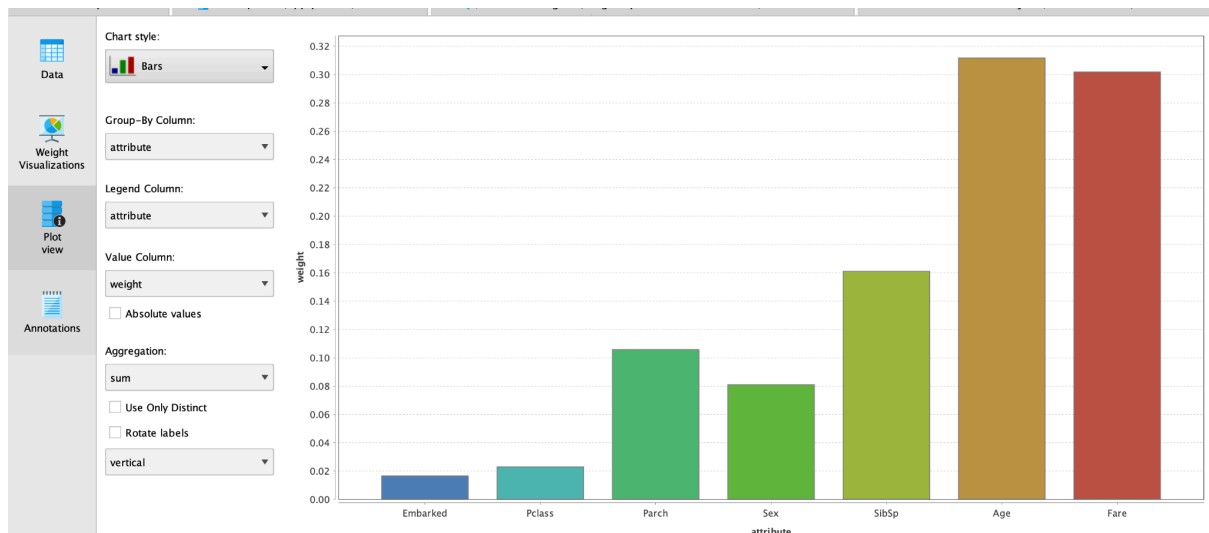


рис.29: Просмотр весов (влияний) каждой из переменных для модифицированной модели с новыми параметрами с помощью вкладки Plot View

## Сравнение и анализ результатов

Метрики качества:

- Сравните accuracy, precision, recall для моделей с разными гиперпараметрами.
- Постарайтесь добиться максимально возможных результатов с помощью изменения параметров.

Интерпретация:

- Сделайте вывод, какие признаки на самом деле определяют, выживет ли пассажир (по модели).
- Проверьте, согласуется ли это с историческими данными (женщины и дети имели больше шансов).

Например, у женщины из 1 класса вероятность выжить – 80%.

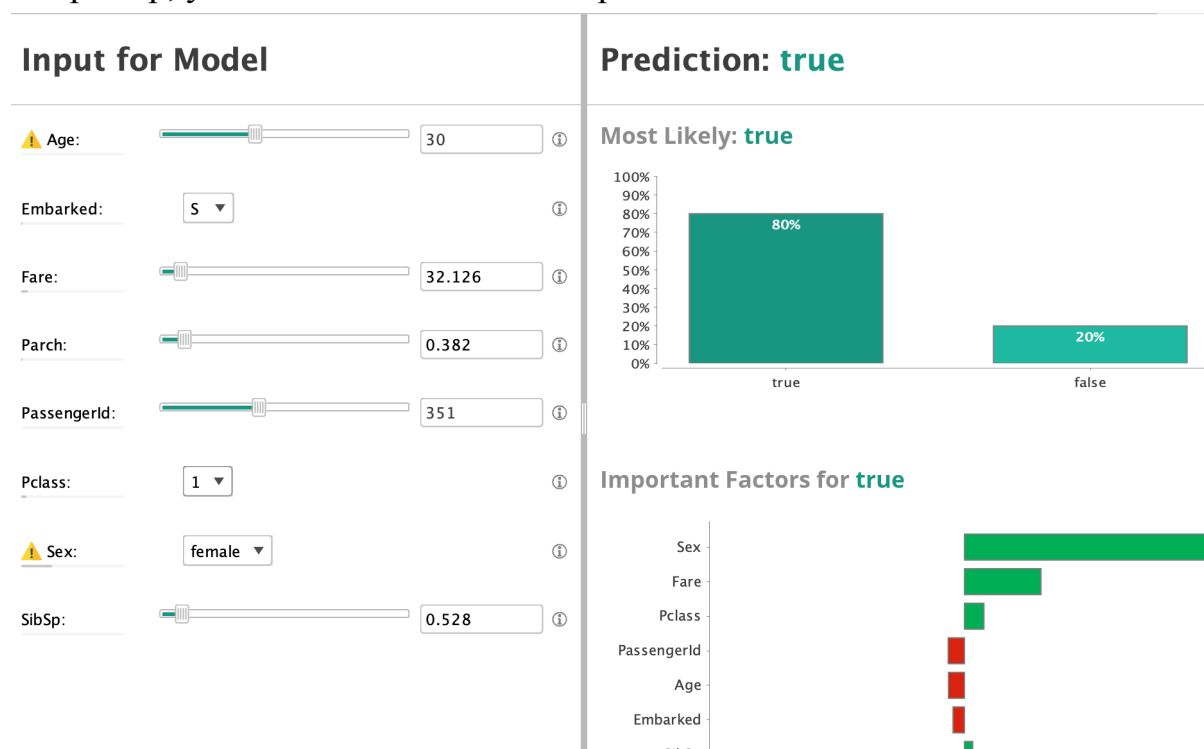


рис.30: Просмотр сценария «А что если», установка Sex = female, Pclass = 1. Выживаемость – 80%.

Измените класс, установив 3. Посмотрите, как изменился прогноз выживаемость для женщины с теми же данными. Шанс выжить упал до 44%.

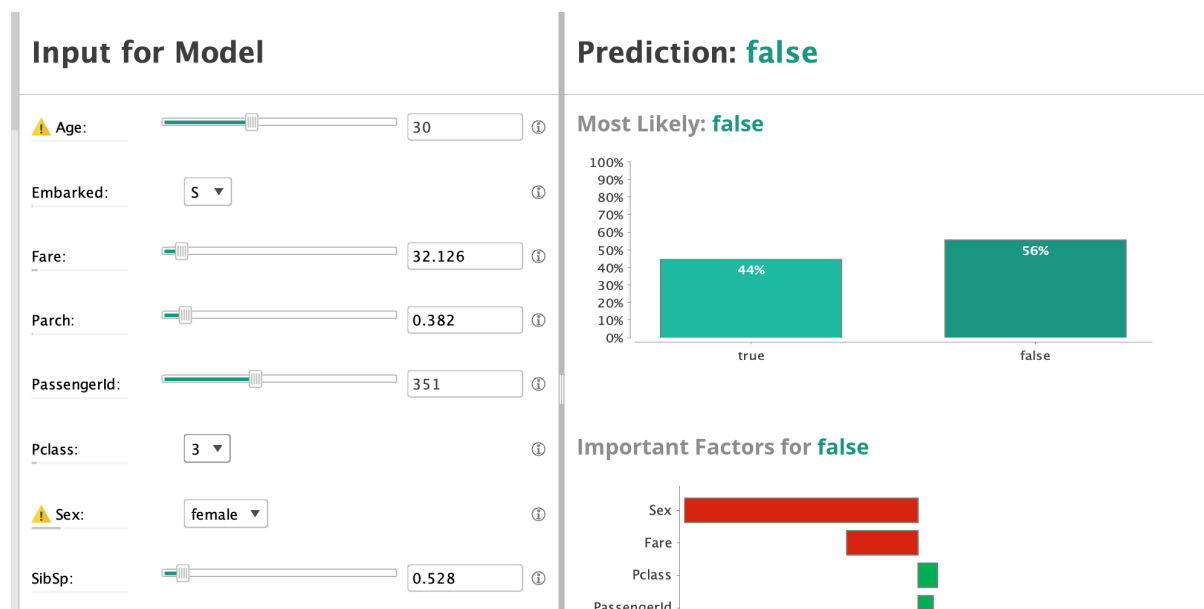


рис.31: Просмотр сценария «А что если», установка Sex = female, Pclass = 3. Выживаемость – 44%.

Посмотрим на другой вариант: мужской пол, 8 лет, 2 класс. Выживаемость – 100%.

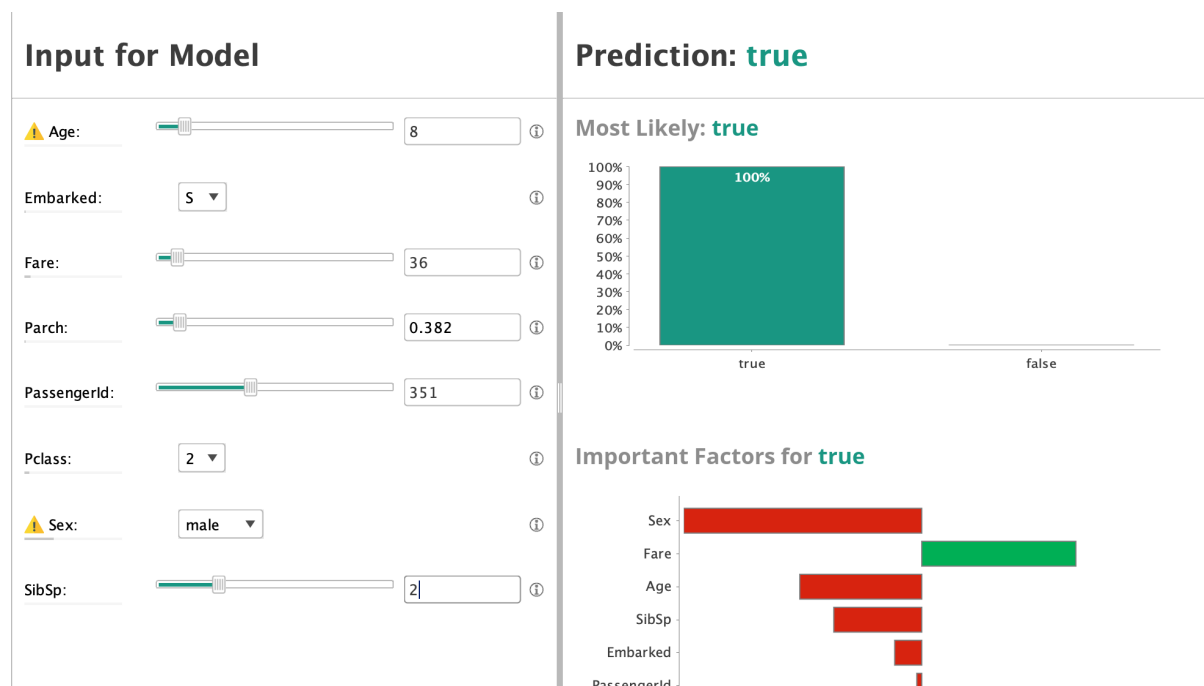


рис.32: Просмотр сценария «А что если», установка Sex = male, Pclass = 2. Выживаемость – 100%.

Измените лишь возраст: с 8 до 22. Шанс выжить резко снизился до 20%.

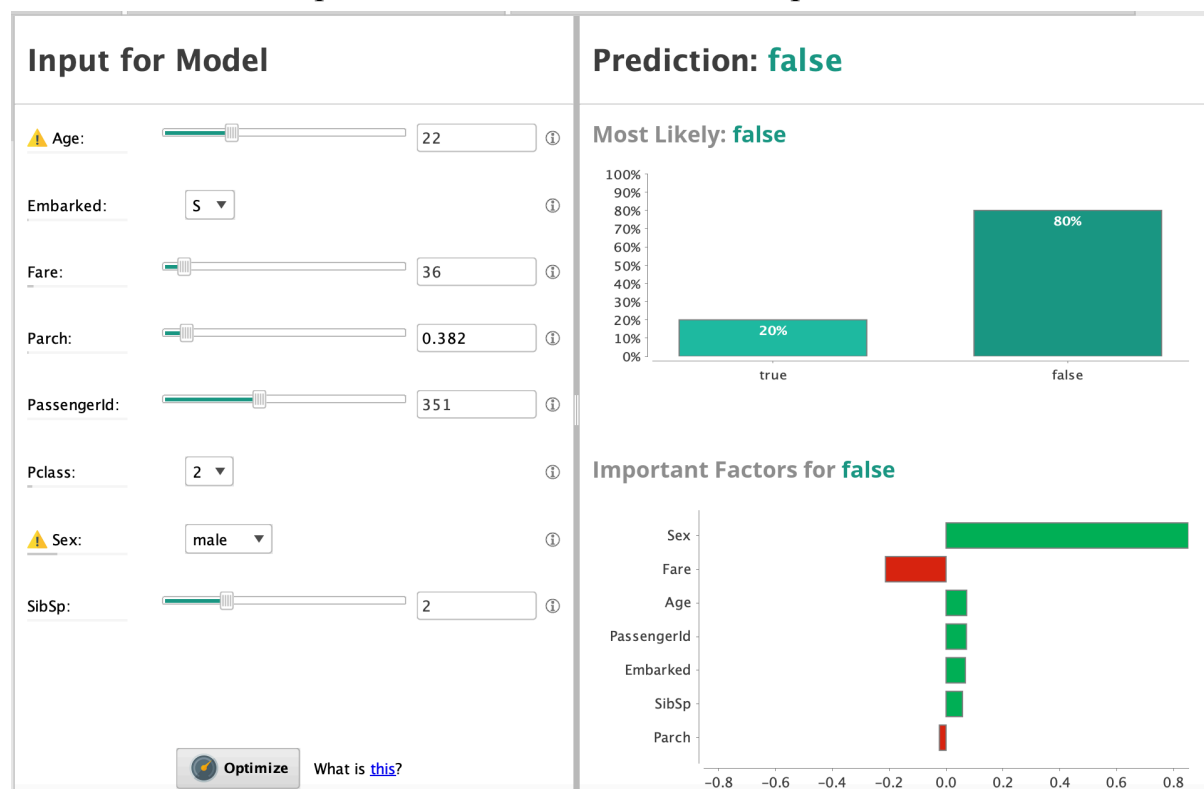


рис.33: Просмотр сценария «А что если», установка Sex = male, Pclass = 2.



*Выживаемость – 100%, возраст (Age) изменен: 8 – 22. Выживаемость уменьшилась: 100% – 20%.*

### Пример выполненной работы

- Шаг 1. Оператор Read CSV: загрузил датасета в формате .csv.
- Шаг 2. Выполнена предобработка: удалены столбцы Name, Ticket, Cabin, заменены пропуски в Age, Embarked.
- Шаг 3. Признак Survived переведён в binominal, настроено Set Role (label = Survived). Данные разделены на train/test (70/30).
- Шаг 4. Построена модель Decision Tree. На тесте получено ~78% accuracy.
- Шаг 5. С помощью Model Simulator визуализирована структура дерева (ветвления по Sex, затем Pclass, затем Age и т.д.). Определены ключевые признаки: Sex → Pclass → Age.
- Шаг 6. Выполнен «А что если?» анализ.

### Приобретенные навыки

- Закрепление навыков по загрузке и предобработке данных с помощью операторов в RapidMiner.
- Создание и оценка модели классификации (Decision Tree).

### Интерпретация моделей:

- Просмотр структуры дерева решений.
- Оценка важности признаков.
- Визуальные «А что если?» сценарии.
- Использование Model Simulator для более глубокого понимания работы ML-моделей.

### Обобщенная задача для выполнения индивидуального варианта

Задача – усовершенствовать навыки по интерпретации моделей машинного обучения с использованием реальных данных с помощью использования встроенного функционала RapidMiner. В рамках задания необходимо:

#### *Загрузка и предобработка данных:*

- Импортировать выбранный набор данных.
- Провести очистку данных: обработать пропуски, преобразовать категориальные признаки в соответствующие форматы, исключить нерелевантные поля.

#### *Построение модели:*

- Построить модель классификации (Decision Tree или Random Forest) для решения задачи бинарной или многоклассовой классификации.
- Провести разделение данных на обучающую и тестовую выборки, настроить параметры модели и оценить ее качество по метрикам (accuracy, precision, recall).

#### *Интерпретация модели:*

- Использовать инструмент интерпретации Model Simulator для анализа структуры модели, визуализации дерева решений и определения важности признаков.
- Провести «А что если?» симуляции: варьировать входные данные, наблюдать, как изменяются предсказания, и выявлять ключевые факторы, влияющие на результат.

#### *Анализ и визуализация результатов:*

- Построить графические представления (диаграммы, столбчатые графики и т.д.) для демонстрации важности признаков и структуры модели.
- Сформулировать выводы о том, какие признаки оказались наиболее значимыми, и как изменения входных данных влияют на предсказания.

#### Распределение вариантов

