#### 1 Azure ML Studio

## 1.1 Данные

Исходные данные 1 – 25000 изображений собак и кошек.



Рис. 1: Исходные данные.

Для работы с изображениями, найдены их гистограммы — характеристики распределения интенсивности изображения. Данные представлены в формате CSV и содержат: название файла (FileName), 512 столбцов числовых значений от 0 до 1 (X1 ... X512) и отклик (Label).

Для обучения воспользуемся лишь частью данных и загрузим набор данных CATS\_DOGS.csv в Azure ML. Разделим данные на тренировочную и тестовую части, в отношении 75/25. Для этого зададим параметр Fraction of rows in the first output dataset равным 0.75. Тогда на первом выходе данные для обучения модели, второй выход – для ее оценки. Значение Random seed укажем для одинаковых результатов случайного разделения данных.



Рис. 2: Разделение данных.

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup>https://www.kaggle.com/c/dogs-vs-cats

### 1.2 Модель классификатора

Для обучения модели SVM классификатора используется блок Two-Class Support Vector Machine из раздела Machine Learning. Два интересующих нас параметра — Random number seed и Lambda. Остальные параметры остаются заданными по умолчанию.

Two-Class Support Vector Machine		
Create trainer mode		
Single Parameter	•	
Number of iterations	=	
1		
Lambda	=	<b>#</b>
1.05		
✓ Normalize features	$\equiv$	
Project to the unit-sphere		
Random number seed		<b>(</b>
0		
Allow unknown categorical levels	=	

Рис. 3: Параметры блока Two-Class Support Vector Machine.

Блок Train Model все также отвечает за обучение модели. На вход подаются данные и выбранный метод машинного обучения. В качестве данных выступают колонки X1 ... X512 и отклик Label. В параметрах данного блока необходимо выбрать столбец данных, соответствующий отклику.

После запуска модели, полученные значения коэффициентов уравнения гиперплоскости можно посмотреть в параметрах блока Train Model, пункт Visualize. Параметр Bias (смещение) соответствует коэффициенту  $\theta_0$ , а названия столбцов данных соответствующим коэффициентам  $\theta_1, \ldots, \theta_p$ .

### 1.3 Задача классификации

Для решения задачи классификации необходимы данные. В качестве данных могут выступать либо данные в формате CSV, либо это могут быть введенные вручную значения с помощью блока Enter Data Manually. В рассматриваемой задаче — это набор данных CATS\_DOGS\_FOR\_PREDICTION.csv из которого нужны лишь определенные строки. Например с помощью блока Apply SQL Transformation и запроса вида:

select \* from t1 where FileName in ('cat.1006.jpg', 'dog.1046.jpg');

выберем строки данных для изображений cat.1006.jpg и dog.1046.jpg.

Затем с помощью Select Columns in Dataset выберем только предикторы X1 ... X512. После запуска эксперимента Run результаты классификации доступны в пункте Visualize блока Score Model.

K набору данных добавляются колонки Scored Probabilities и Scored Labels. В первой указана вероятность отнесения объекта к положительному классу, а во второй — результат бинарной классификации. Положительный класс назначается, если вероятность больше или равна 0.5. При большом количестве данных обязательно используйте фильтрацию данных, например выберете только колонку Scored Labels с помощью блока Select Columns in Dataset.

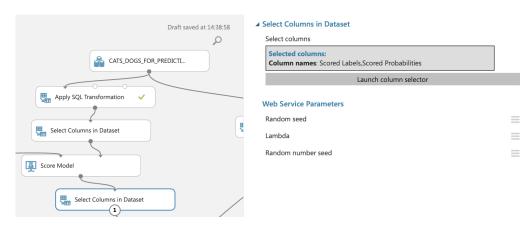


Рис. 4: Этапы подготовки данных.

# 2 ROC-анализ

За оценку модели отвечает блок Evaluate Model, подключаемый к Score Model, при этом, к блоку Score Model должны быть подключены тестовые данные, содержащие все предикторы и отклик — то есть те 25 процентов от исходных данных. После обучения модели и запуска доступны:

• Confusion matrix (матрица ошибок):

Матрица ошибок		Верный класс		
		+	_	
Прогноз	+	TP	FP	
	_	FN	TN	

• Precision (точность) — это доля объектов, действительно являющихся положительными к тем, что названы положительными в результате классификации:

$$\mathtt{Precision} = \frac{\mathtt{TP}}{\mathtt{TP} + \mathtt{FP}}.$$

• Recall (полнота) — это доля объектов, классифицированных, как положительные, к тем, что действительно являются положительными. Также называется долей истинно положительных примеров TPR (True Positives Rate):

$$\texttt{Recall} = \frac{\texttt{TP}}{\texttt{TP} + \texttt{FN}}.$$

• AUC (площадь под кривой).

Ползунок для значения **Threshold** позволяет изменять порог отсечения, тем самым влияя на результат бинарной классификации.

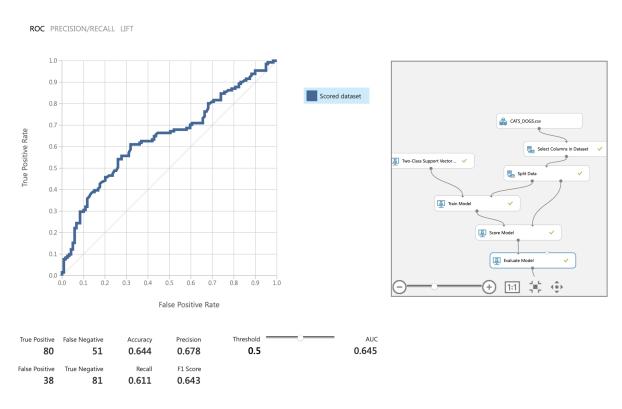


Рис. 5: Оценка модели и значения метрик.