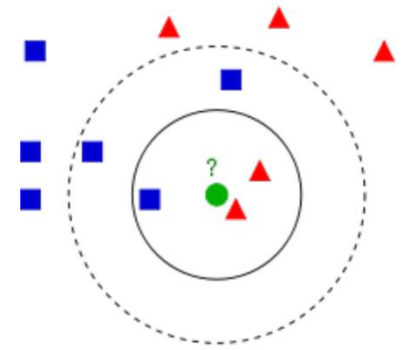


Классификация

Метод k -ближайших соседей (англ. k -nearest neighbors algorithm, k -NN) — метрический алгоритм для автоматической классификации объектов или регрессии.

В обоих случаях входные данные состоят из k ближайших обучающих примеров в наборе данных.

- В классификации k -NN выходом является принадлежность к классу. Объект классифицируется множеством голосов его соседей, причем объект назначается классу, наиболее распространенному среди его ближайших k соседей (k — положительное целое число, обычно небольшое). Если $k = 1$, то объект просто присваивается классу этого единственного ближайшего соседа.
- В регрессии k -NN выходом является значение свойства объекта. Это значение является средним из значений k ближайших соседей.



Логистическая регрессия

Логистическая регрессия или логит-модель (англ. logit model) — это статистическая модель, используемая для прогнозирования вероятности возникновения некоторого события путём его сравнения с логистической кривой. Эта регрессия выдаёт ответ в виде вероятности бинарного события (1 или 0).

Типы логической регрессии:

- Двоичный или биномиальный
- Полиномиальный
- Порядковый



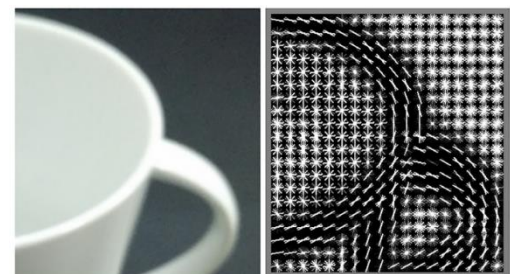
Типы детекторов обнаружения сонливости:

- на базе транспортного средства
- на базе сигналов
- на базе черт лица.

Алгоритм определения сонливости:

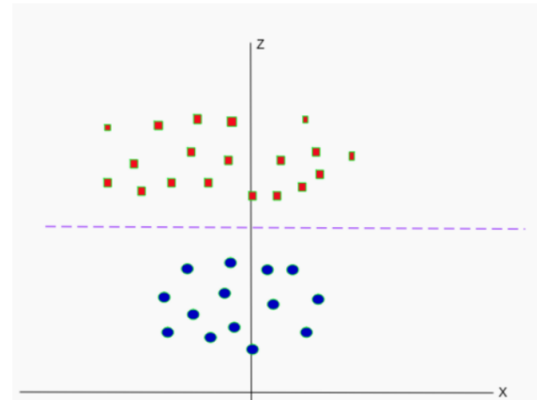
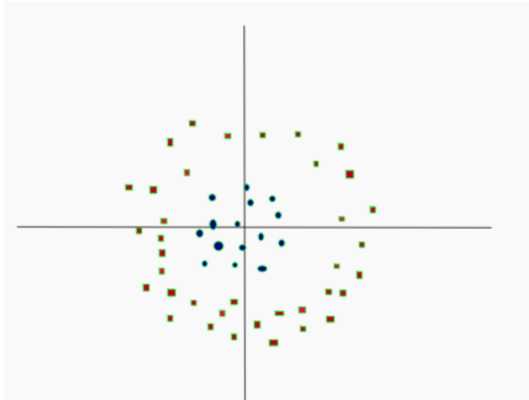
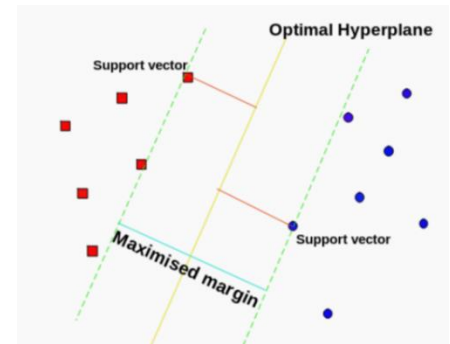
- Настройка и калибровка оборудования
- Получение изображения из камеры
- Применение HOG+LinearSVM
- Применение лицевых ориентиров для локализации глаз
- Вычисление соотношения сторон для каждого глаза
- Анализ статуса глаз водителя

Гистограмма направленных градиентов (англ. Histogram of Oriented Gradients, HOG) — дескрипторы особых точек, которые используются в компьютерном зрении и обработке изображений с целью распознавания объектов. Данная техника основана на подсчете количества направлений градиента в локальных областях изображения. Этот метод похож на гистограммы направления края, дескрипторы SIFT и контексты формы, но отличается тем, что вычисляется на плотной сетке равномерно



распределенных ячеек и использует нормализацию перекрывающегося локального контраста для увеличения точности.

Метод Опорных Векторов или SVM (от англ. Support Vector Machines) — это линейный алгоритм используемый в задачах классификации и регрессии. Данный алгоритм имеет широкое применение на практике и может решать как линейные так и нелинейные задачи. Алгоритм создает линию или гиперплоскость, которая разделяет данные на классы.

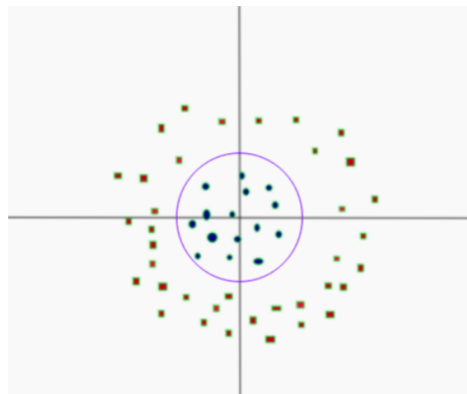


Добавим дополнительное измерение Z:

$$z = x + y$$

Когда данные разделены линейно, выполним условие $z=k$, где k – константа.

$z = x + y$, следовательно $k = x + y$ – формула окружности, соответственно –

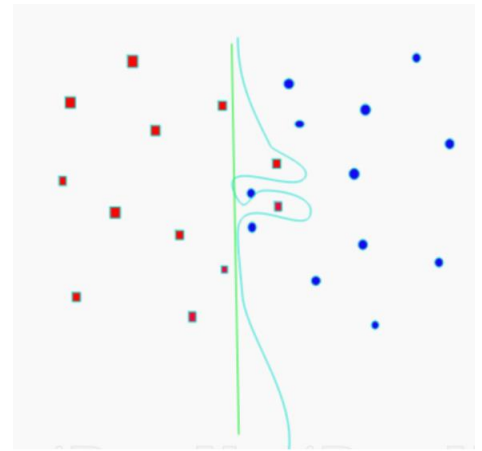


Гиперплоскость — это $n-1$ мерная подплоскость в n -мерном Евклидовом пространстве, которая разделяет пространство на две отдельные части.

```
import numpy as np
X = np.array([[-1, -1], [-2, -1], [1, 1], [2, 1]]) #point
y = np.array([1, 1, 2, 2]) # classes and labels
```

```
from sklearn.svm import SVC
clf =SVC(kernel='linear')
clf = SVC.fit(X, y)
```

```
prediction = clf.predict([[0,6], gamma]) # C=0.6
```



C – параметр алгоритма, обеспечивающая «гладкость» и точность алгоритма; C> тем точнее классификация; Gamma – параметр алгоритма определяющий насколько далеко каждый из элементов в наборе данных имеет влияние при определении гиперплоскости. Чем ниже gamma, тем больше элементов принимают участие в выборе линии плоскости.

Детектор лицевых ориентиров:

Используется набор данных iBUG300-W с 68 координатами

Каждый глаз представлен 6-ю (x, y) – координатами

Соотношения сторон глаза – $EAR = \frac{||p_2 - p_6|| + ||p_3 - p_5||}{2 * ||p_1 - p_4||}$,

где $p_1 \dots p_6$ – местоположение ориентиров на лице

Пороговое значение $EAR = 20$

