

Если вы видите что-то необычное, просто сообщите мне.

# Машинное обучение Golang

## Вычисление простых статистических свойств

Статистическое обучение это ветвь применения статистики которая связана с машинным обучением.

Машинное обучение, которое тесно связано с вычислительной статистикой, это часть информатики которая пробует изучить данные и на их основе делать предсказания о их поведении без специального программирования.

В этой статье, мы собираемся изучить как сосчитать базовые статистические свойства, такие как среднее значение, минимальное и максимальное значение примера, медианное значение, а также дисперсию примера. Эти значения дадут вам отличное понимание вашего примера без среёзного погружения в детали. Однако, общие значения которые описывает пример, могут легко обмануть вас, заставив вас поверить, что вы хорошо знаете пример, и без них.

Все эти статистические свойства, будут посчитаны в `stats.go`, который будет представлен в пяти частях. Каждая строка входного файла содержит одно число, которое значит, что входной файл читается построчно. Неправильный ввод будет проигнорирован без каких либо предупредительных сообщений.

Ввод будет сохранен в срезе, чтобы можно было использовать отдельную функцию для подсчета каждого свойства. Так же, увидим, значения среза будут отсортированы перед обработкой.

```
package main

import (
    "bufio"
    "flag"
    "fmt"
    "io"
    "math"
    "os"
    "sort"
    "strconv"
    "strings"
)

func min(x []float64) float64 {
    return x[0]
}

func max(x []float64) float64 {
    return x[len(x)-1]
}

func meanValue(x []float64) float64 {
    sum := float64(0)
    for _, v := range x {
        sum = sum + v
    }
    return sum / float64(len(x))
}

func medianValue(x []float64) float64 {

    length := len(x)
```

```
if length%2 == 1 {
// Odd
return x[(length-1)/2]
} else {
// Even
return (x[length/2] + x[(length/2)-1]) / 2
}
return 0
}
```

```
func variance(x []float64) float64 {
```

```
mean := meanValue(x)
sum := float64(0)

for _, v := range x {
sum = sum + (v-mean)*(v-mean)
}
return sum / float64(len(x))
}
```

```
func main() {
```

```
flag.Parse()

if len(flag.Args()) == 0 {

fmt.Printf("usage: stats filename\n")
return
}

data := make([]float64, 0)
file := flag.Args()[0]

f, err := os.Open(file)
if err != nil {
fmt.Println(err)
return
```

```
}
```

```
defer f.Close()
```

# Регрессия

Регрессия это статистический метод для расчета связи между переменными. Эта часть реализует линейную регрессию, которая наиболее популярная и наиболее простая техника, а так же наилучший способ понять наши данные. Заметим, что регрессия не имеет 100% точность, даже если вы использовали многочлен высшего порядка(нелинейный). Цель регрессия, как и в большинстве ML техник - найти достаточно хорошую технику а не лучшую из лучших.

Линейная регрессия. За этой регрессией прячется следующее: вы берете модель ваших данных используя уравнение первой степени. его можно представить как  $y = a x + b$ .

Есть множество методов, которые позволяют найти уравнение первого порядка, которое представит модель ваших данных и вычислит  $a$  и  $b$ .

Реализация линейной регрессии. Go код, этой части будет сохранен в `regression.go`, который будет представлен в трех частях. Вывод программы будет два числа с плавающей запятой, которые определяют  $a$  и  $b$  для уравнения первого порядка.

Первая часть `regression.go` содержит следующий код:

```
package main

import (
    "encoding/csv"
    "flag"
    "fmt"
    "gonum.org/v1/gonum/stat"
    "os"
    "strconv"
)
```

```
type xy struct {
    x []float64
    y []float64
}

func main() {

    flag.Parse()

    if len(flag.Args()) == 0 {
        fmt.Printf("usage: regression filename\n")
        return
    }

    filename := flag.Args()[0]

    file, err := os.Open(filename)

    if err != nil {

        fmt.Println(err)
        return

    }

    defer file.Close()

    r := csv.NewReader(file)

    records, err := r.ReadAll()

    if err != nil {
        fmt.Println(err)
        return
    }

    size := len(records)
```

```

data := xy{
  x: make([]float64, size),
  y: make([]float64, size),
}

for i, v := range records {
  if len(v) != 2 {
    fmt.Println("Expected two elements")
    continue
  }
  if s, err := strconv.ParseFloat(v[0], 64); err == nil {
    data.y[i] = s
  }
  if s, err := strconv.ParseFloat(v[1], 64); err == nil {
    data.x[i] = s

  }
}

b, a := stat.LinearRegression(data.x, data.y, nil, false)

fmt.Printf("%.4v x + %.4v\n", a, b)
fmt.Printf("a = %.4v b = %.4v\n", a, b)

}

```

# Классификация

В статистике и ML, классификация это процесс помещения элементов в существующие наборы которые называются категориями. В ML классификация подразумевает обучение с учителем, в котором набор предполагает содержание верно определенных данные используемые для обучение перед работой с реальными данными.

Очень простой и легко реализуемая метод классификации называется "к-ближайших соседей"(k-NN). Идея метода такова, что мы можем отсортировать данные основываясь на их схожести с другими предметами. "к" в "k-NN" обозначает число соседей которые должны быть включены в решение, которое значит что k это положительное целое. которое

довольно маленькое.

Ввод алгоритма состоит из  $k$ -ближайших примеров обучения, в свойстве пространства. Объект классифицируется множеством голосов его соседей, с объектом назначенным классу который в большинстве обобщен среди его  $k$ -NN. Если значение  $k = 1$ , значит элемент просто назначен классу, который ближе всего согласно расстоянию используемой метрики. Удаленная метрика зависит от данных с которыми работаете. Как пример вам нуно различное расстояние метрик, когда работает со сложными числами и другими, когда работаете в трехмерном пространстве.

```
package main

import (

    "flag"
    "fmt"
    "strconv"
    "github.com/sjwhitworth/golearn/base"
    "github.com/sjwhitworth/golearn/evaluation"
    "github.com/sjwhitworth/golearn/knn"

)

func main() {
    flag.Parse()
    if len(flag.Args()) < 2 {
        fmt.Printf("usage: classify filename k\n")
        return
    }

    dataset := flag.Args()[0]

    rawData, err := base.ParseCSVToInstances(dataset, false)

    if err != nil {
        fmt.Println(err)
        return
    }
}
```

```
}

k, err := strconv.Atoi(flag.Args()[1])

if err != nil {
    fmt.Println(err)
    return
}

cls := knn.NewKnnClassifier("euclidean", "linear", k)
```

Метода `knn.NewKnnClassifier()` возвращает новый классификатор. Последний параметр функции это количество соседей которые классификатор будет иметь.

Последняя часть `classify.go` показана ниже:

```
train, test := base.InstancesTrainTestSplit(rawData, 0.50)
cls.Fit(train)

p, err := cls.Predict(test)
if err != nil {
    fmt.Println(err)
    return
}

confusionMat, err := evaluation.GetConfusionMatrix(test, p)

if err != nil {
    fmt.Println(err)
    return
}

fmt.Println(evaluation.GetSummary(confusionMat))
```

# Работа с tensorflow

TensorFlow известная открытая платформа для ML. Для того чтобы использовать TensorFlow в Golang, нам нужно для начала скачать этот пакет.

```
$ go get github.com/tensorflow/tensorflow/tensorflow/go
```

Однако, для работы вышеупомянутой команды, интерфейс C в TensorFlow должны быть уже установлены. На macOS машине, его можно установить таким образом:

```
$ brew install tensorflow
```

Если C интерфейс не установлен, и вы хотите установить Go пакет для TensorFlow, вы получите следующую ошибку:

```
$ go get github.com/tensorflow/tensorflow/tensorflow/go
# github.com/tensorflow/tensorflow/tensorflow/go
ld: library not found for -ltensorflow clang: error: linker command failed with exit code 1
(use -v to see invocation)
```

Так как TensorFlow достаточно сложен, он может быть хорош для выполнения следующей команды для проверки установки:

```
$ go test github.com/tensorflow/tensorflow/tensorflow/go

ok github.com/tensorflow/tensorflow/tensorflow/go 0.109s
```

Теперь начнем с некоторого кода:

```
package main

import (
    tf "github.com/tensorflow/tensorflow/tensorflow/go"
    "github.com/tensorflow/tensorflow/tensorflow/go/op"
    "fmt"
)

func main() {
    s := op.NewScope()
    c := op.Const(s, "Using TensorFlow version: " + tf.Version())
```

```
graph, err := s.Finalize()
if err != nil {
    fmt.Println(err)
    return
}

sess, err := tf.NewSession(graph, nil)

if err != nil {
    fmt.Println(err)
    return
}

output, err := sess.Run(nil, []tf.Output{c}, nil)
if err != nil {
    fmt.Println(err)
    return
}
fmt.Println(output[0].Value())
}
```

---

Revision #3

Created 2021-12-26 08:57:23 UTC by gasick

Updated 2023-04-16 19:36:18 UTC by gasick