# Seminario1

## November 22, 2016

# Determinación de los parámetros cosmológicos a partir de métodos de aprendizaje automático

## 0.0.1 Martín de los Rios, Mariano Dominguez

```
In [11]: #Funciones necesarias para correr todo
         #Feature selection por bineado
         feature.select<-function(x,y,n.feat,x.min,x.max) {</pre>
           \#xbin=(max(x)-min(x))/(n.feat)
           xbin=(x.max-x.min)/(n.feat)
           y.feat<-1:n.feat
           x.feat<-1:n.feat
           dx=0.00001 #Es para evitar que el maximo se quede afuera por redondeo de
           for(i in 1:n.feat) {
             \#x.feat[i]=min(x)+xbin*(2*(i-1)+1)/2
             x.feat[i]=x.min+xbin*(2*(i-1)+1)/2
             xmin=x.feat[i]-xbin/2
             xmax=x.feat[i]+xbin/2
             y.aux < -y[which(x) = (xmin-dx) & x <= (xmax+dx))
             if(length(y.aux) > 1){
               y.feat[i]=mean(y.aux)
             } else if (length(y.aux) == 1) {
               y.feat[i] = y.aux[1]
             } else if (length(y.aux) == 0) {
               y.feat[i] = -9999
             }
           }
           for(i in 1:n.feat) {
             if(y.feat[i] == -9999) {
               ysup=-9999
               yinf=-9999
               for(j in 1:(n.feat-1)){
                  if(ysup<0 & (i+j) <= n.feat){
```

**if**(y.feat[i+j] > 0) {ysup=y.feat[i+j]}

```
if(yinf<0 & (i-j) > 0){
           if(y.feat[i-j] > 0) {yinf=y.feat[i-j]}
       }
      y.feat[i] = (ysup+yinf)/2
  }
  y.feat[which(y.feat < 0)]=0</pre>
  mat<-data.frame(x.feat,y.feat)</pre>
  return (mat)
}
# } } }
#Feature selection por bineado (cmb)
# { { {
feature.select.cmb<-function(x,y,n.feat){</pre>
  xbin=(max(x)-min(x))/(n.feat)
  y.feat<-1:n.feat</pre>
  x.feat<-1:n.feat
  for(i in 1:n.feat){
    x.feat[i] = min(x) + xbin * (2 * (i-1) + 1) / 2
    xmin=x.feat[i]-xbin/2
    xmax=x.feat[i]+xbin/2
    y.feat[i]=mean(y[which(x>=xmin & x<xmax)])</pre>
  mat<-data.frame(x.feat,y.feat)</pre>
}
# } } }
#PCA mat
# { { {
PCA mat<-function(dat) {</pre>
  mat_cov<-cov(dat)</pre>
  eig<-eigen (mat_cov)</pre>
  mat_cb<-solve(eig$vectors)</pre>
  return (mat_cb)
# } } }
#validacion
# { { {
validacion<-function(datos, datos_aux) {</pre>
```

```
fl=0
  datos_aux<-subset (datos_aux, datos_aux$y.feat > 0)
  for(i in 1:length(datos_aux$y.feat)){
    if((datos_aux$y.feat[i] < min(datos[,4+i]) | (datos_aux$y.feat[i] > ma
  return(fl)
}
# } } }
#validacion1
# { { {
validacion1<-function(datos, datos_aux) {</pre>
  flags<-1:length(datos_aux$y.feat)</pre>
  flags[]=0
  for(i in 1:length(datos_aux$y.feat)){
    if((datos_aux$y.feat[i] < min(datos[,4+i]) | (datos_aux$y.feat[i] > ma
       flags[i]=1
    }
  }
  return(flags)
# } } }
#rename
# { { {
rename<-function(trainset) {</pre>
  name1<-colnames (trainset) [1]</pre>
  trainset_aux<-trainset[,-1]</pre>
  name < -1: (length (trainset) -1)
  for(i in 1:length(name)){
    name[i] <-paste('X', toString(i), sep='')</pre>
  name<-c (name1, name)</pre>
  colnames (trainset) <-name</pre>
  return(trainset)
}
# } } }
#rename1
# { { {
rename1<-function(trainset) {</pre>
  trainset_aux<-trainset
```

```
name<-1:length(trainset_aux)
for(i in 1:length(trainset_aux)) {
    name[i]<-paste('X',toString(i),sep='')
}

colnames(trainset)<-name
    return(trainset)
}

#}

library('latex2exp')
    library('caret')

Loading required package: lattice
Loading required package: ggplot2

Attaching package: 'ggplot2'

The following object is masked from 'package:randomForest':
    margin</pre>
```

# 0.1 Técnicas de Aprendizaje automático

- Aprendizaje Supervisado
- Aprendizaje no supervisado

## 0.1.1 Aprendizaje Supervisado

**Random Forest** 

## **Support Vector Machine**

In [8]: summary(iris)

#### **Redes Neuronales**

# Ejemplo simple de aprendizáje supervisado

```
      Sepal.Length
      Sepal.Width
      Petal.Length
      Petal.Width

      Min. :4.300
      Min. :2.000
      Min. :1.000
      Min. :0.100

      1st Qu.:5.100
      1st Qu.:2.800
      1st Qu.:1.600
      1st Qu.:0.300

      Median :5.800
      Median :3.000
      Median :4.350
      Median :1.300

      Mean :5.843
      Mean :3.057
      Mean :3.758
      Mean :1.199
```

```
virginica:50
In [9]: #Cargamos la libreria
        library('randomForest')
        #Separamos en set de entrenamiento y testeo
        ind<-sample(x=1:length(iris$Species), replace=F, size = 120)</pre>
        set_entrenamiento<-iris[ind,]</pre>
        set_testeo<-iris[-ind,]</pre>
        #Entrenamos un modelo de aprendizaje automático
        model<-randomForest(Species~., data=set_entrenamiento)</pre>
        #Predecimos la especie para el set de testeo
        especie_predicha<-predict (model, newdata = set_testeo)</pre>
In [13]: confusionMatrix(data = especie_predicha, reference = set_testeo$Species)$ta
            Reference
Prediction setosa versicolor virginica
                  12
                               0
                                         0
  setosa
                   0
                               8
                                         1
 versicolor
                   0
                                          8
  virginica
                               1
```

3rd Ou.:1.800

Max. :2.500

3rd Qu.:3.300 3rd Qu.:5.100

Max. :7.900 Max. :4.400 Max. :6.900

# 0.1.2 Aprendizaje No Supervisado

#### Mixtura de Gaussianas

3rd Ou.:6.400

setosa :50
versicolor:50

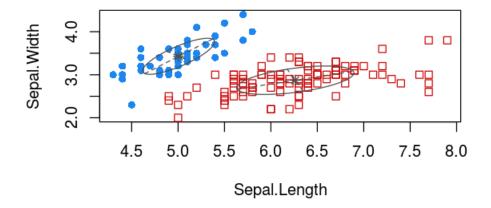
Species

## Análisis de Componentes Principales

## Ejemplo simple de aprendizáje no supervisado

```
In [28]: #Cargo la libreria
    library('mclust')
    #Entreno el modelo

Mclust(data = iris[,-5],G = 1:4)->model
    #Visualizo los resultados
    options(repr.plot.width=5, repr.plot.height=3)
    plot.Mclust(model,what = 'classification',dimens = c(1,2),main='')
```



## 0.1.3 El aprendizaje automático en la Astronomía.

- Ann-z: Estimación de redshift a partir de datos fotométricos utilizando redes neuronales.
- Técnicas de aprendizaje automático aplicadas a simulaciones cosmológicas para la construcción de catálogos simulados (1303.1055, 1510.07659, 1510.06402).
- Estimnación de masas de cúmulos de galaxias utilizando SDM (1509.05409).
- Clasificación morfológica de galaxias utilizando aprendizaje automático supervisado (1005.0390).

## PAPER BRUNO Y JUAN

MeSsI Clasificación de cúmulos de galaxias en proceso de fusión utilizando random forest.

# 0.1.4 Sobre los parámetros cosmólogicos y como medirlos.

Supernovas JLA (1512.07869) Fondo Cósmico de Microondas (1502.01589)

Estimación de los parámetros cosmológicos (1401.4064)

| | | | :-------------------| | | | Distribución Angular de los parámetros cosmológicos medidos con supernovas (1512.07869).

#### **Problemas**

Estimar la distribución angular de los parámetros cosmológicos utilizando datos de supernovas -> Muchos pixeles con pocos datos

- La estimación de los parámetros cosmológicos a través de datos del CMB requiere la utilización de cadenas de Markov Monte-Carlo -> Mucho Tiempo de Cómputo
- Para estimar los intervalos de confidencia, en los diferentes planos, utilizando varios conjuntos de datos se necesita conocer la matriz de covarianza entre los conjuntos de datos -> La estimación de dicha matriz de covarianza es un tema de estudio actual

# 0.1.5 Estimación de la distribución angular de los parámetros cosmológicos mediante métodos de aprendizaje automático aplicados a datos del CMB y de supernovas.

#### **Soluciones**

- Utilizando los datos del CMB hay una mayor cantidad de datos en todos los pixeles.
- Una vez que se construyó el conjunto de entrenamiento y se entrenó el algoritmo de aprendizaje automático, la estimación de los parámetros cosmológicos no requiere mucho tiempo de cómputo.
- No es necesario conocer la matriz de covarianza entre los diferentes conjuntos de datos.

Espectros de potencia generados por CAMB

Mixtura de Gaussianas

Random Forest  $\Delta\Omega_m*h^2=0.002~\Delta\Omega_k=0.007~\Delta\Omega_b*h^2=0.005~\Delta H_0=2.8$  Support Vector Machine  $\Delta\Omega_m*h^2=0.0009~\Delta\Omega_k=0.006~\Delta\Omega_b*h^2=0.0002~\Delta H_0=2.8$ 

Conjunto de supernovas simuladas

Random Forest  $\Delta\Omega_m*h^2=0.01$   $\Delta\Omega_k=0.05$   $\Delta\Omega_b*h^2=0.003$   $\Delta H_0=1.4$ 

Support Vector Machine  $\Delta\Omega_m*h^2=0.01$   $\Delta\Omega_k=0.06$   $\Delta\Omega_b*h^2=0.003$   $\Delta H_0=2.3$ 

Random Forest  $\Delta\Omega_m*h^2=0.003$   $\Delta\Omega_k=0.005$   $\Delta\Omega_b*h^2=0.0007$   $\Delta H_0=0.5$ 

Support Vector Machine  $\Delta\Omega_m*h^2=0.001$   $\Delta\Omega_k=0.004$   $\Delta\Omega_b*h^2=0.0002$   $\Delta H_0=0.27$ 

## 0.1.6 Distribución angular de los parámetros cosmológicos

- Planck + Sn tipo Ia (ilca)
- Support Vector Machine
- Healpix

## 0.2 Conclusiones y Trabajo futuro

- Desarrollamos un método de aprendizaje automático que permite calcular los parámetros cosmológicos de una manera mucho más eficiente que la tradicional.
- Este método tiene la ventaja de poder utilizar a la vez los datos de supernovas y del cmb.
- Gracias a la velocidad de dicho método, pudimos calcular los parámetros cosmológicos en diferentes sectores del cielo.