1630376\_lliur11.R

Jose Calatayud Mateu

2022-01-15

#’ ---  
#’ title: "Informe de la pràctica 11"   
#’ output: word\_document  
#’ author: "Jose Calatayud Mateu"  
#’ ---  
  
#LLIURAMENT 11  
  
## Pas(1): Importació del fitxer  
  
library(xlsx)  
df.plantes<-read.xlsx(file="Plant\_height.xlsx",sheetIndex=1,   
 startRow=1, endRow=179, header=T,encoding="UTF-8")  
  
## Pas(2): Observació de les característiques  
  
#De quin tipus es l'objecte df.plantes?  
class(df.plantes)

## [1] "data.frame"

#Nombre de casos  
nrow(df.plantes)

## [1] 178

#Nombre de variables  
ncol(df.plantes)

## [1] 35

#De qui tipus son les variables?  
summary(df.plantes)

## sort\_number site Genus\_species Family   
## Min. : 89 Min. : 3.00 Length:178 Length:178   
## 1st Qu.: 8211 1st Qu.: 55.25 Class :character Class :character   
## Median :15789 Median :102.50 Mode :character Mode :character   
## Mean :16132 Mean :107.91   
## 3rd Qu.:24430 3rd Qu.:162.50   
## Max. :32699 Max. :222.00   
## growthform height loght Country   
## Length:178 Min. : 0.0322 Min. :-1.4921 Length:178   
## Class :character 1st Qu.: 0.7017 1st Qu.:-0.1538 Class :character   
## Mode :character Median : 3.2500 Median : 0.5106 Mode :character   
## Mean : 8.9090 Mean : 0.4583   
## 3rd Qu.:14.4750 3rd Qu.: 1.1603   
## Max. :61.0000 Max. : 1.7853   
## Site lat long entered.by   
## Length:178 Min. : 2.16 Min. :-178.57 Length:178   
## Class :character 1st Qu.:17.49 1st Qu.: -70.44 Class :character   
## Mode :character Median :32.16 Median : 26.68 Mode :character   
## Mean :31.29 Mean : 34.73   
## 3rd Qu.:41.57 3rd Qu.: 142.35   
## Max. :74.48 Max. : 179.97   
## alt temp diurn.temp isotherm   
## Min. : -71.00 Min. :-11.10 Min. : 4.600 Min. :1.800   
## 1st Qu.: 65.25 1st Qu.: 9.75 1st Qu.: 7.000 1st Qu.:4.000   
## Median : 189.50 Median : 18.00 Median : 9.750 Median :5.050   
## Mean : 393.59 Mean : 16.13 Mean : 9.911 Mean :5.016   
## 3rd Qu.: 578.75 3rd Qu.: 24.75 3rd Qu.:11.700 3rd Qu.:6.200   
## Max. :2966.00 Max. : 27.70 Max. :17.900 Max. :9.100   
## temp.seas temp.max.warm temp.min.cold temp.ann.range   
## Min. : 0.200 Min. : 6.00 Min. :-31.400 Min. : 5.40   
## 1st Qu.: 1.400 1st Qu.:24.12 1st Qu.: -2.400 1st Qu.:14.20   
## Median : 3.800 Median :29.80 Median : 5.850 Median :21.60   
## Mean : 4.271 Mean :27.54 Mean : 5.429 Mean :22.11   
## 3rd Qu.: 6.100 3rd Qu.:31.40 3rd Qu.: 17.200 3rd Qu.:29.18   
## Max. :15.100 Max. :41.70 Max. : 25.200 Max. :52.00   
## temp.mean.wetqr temp.mean.dryqr temp.mean.warmqr temp.mean.coldqr   
## Min. :-10.60 Min. :-16.20 Min. : 1.70 Min. :-25.500   
## 1st Qu.: 10.50 1st Qu.: 11.85 1st Qu.:17.07 1st Qu.: 2.675   
## Median : 21.15 Median : 18.45 Median :23.65 Median : 12.050   
## Mean : 17.49 Mean : 15.18 Mean :21.50 Mean : 10.625   
## 3rd Qu.: 26.07 3rd Qu.: 23.30 3rd Qu.:26.48 3rd Qu.: 22.875   
## Max. : 29.50 Max. : 27.50 Max. :31.90 Max. : 27.500   
## rain rain.wetm rain.drym rain.seas   
## Min. : 73.0 Min. : 12.0 Min. : 0.00 Min. : 10.00   
## 1st Qu.: 574.8 1st Qu.: 78.0 1st Qu.: 11.00 1st Qu.: 29.00   
## Median :1044.5 Median :156.0 Median : 29.50 Median : 41.00   
## Mean :1344.1 Mean :198.5 Mean : 47.22 Mean : 46.93   
## 3rd Qu.:2076.0 3rd Qu.:313.5 3rd Qu.: 77.50 3rd Qu.: 60.75   
## Max. :3991.0 Max. :521.0 Max. :238.00 Max. :118.00   
## rain.wetqr rain.dryqr rain.warmqr rain.coldqr   
## Min. : 31.0 Min. : 0.0 Min. : 0.0 Min. : 0.00   
## 1st Qu.: 218.5 1st Qu.: 40.0 1st Qu.: 111.0 1st Qu.: 91.25   
## Median : 429.0 Median :106.0 Median : 297.5 Median : 226.00   
## Mean : 539.2 Mean :163.0 Mean : 389.7 Mean : 263.46   
## 3rd Qu.: 881.2 3rd Qu.:258.5 3rd Qu.: 584.2 3rd Qu.: 373.25   
## Max. :1422.0 Max. :761.0 Max. :1136.0 Max. :1214.00   
## LAI NPP hemisphere   
## Length:178 Length:178 Min. :-1.00000   
## Class :character Class :character 1st Qu.:-1.00000   
## Mode :character Mode :character Median :-1.00000   
## Mean :-0.07865   
## 3rd Qu.: 1.00000   
## Max. : 1.00000

str(df.plantes)

## 'data.frame': 178 obs. of 35 variables:  
## $ sort\_number : num 1402 25246 11648 8168 22422 ...  
## $ site : num 193 103 54 144 178 59 27 118 154 106 ...  
## $ Genus\_species : chr "Acer\_macryophyllum" "Quararibea\_cordata" "Eragrostis\_dielsii" "Cistus\_salvifolius" ...  
## $ Family : chr "Sapindaceae" "Malvaceae" "Poaceae" "Cistaceae" ...  
## $ growthform : chr "Tree" "Tree" "Herb" "Shrub" ...  
## $ height : num 28 26.6 0.3 1.6 0.2 1.7 0.5 10 40 0.5 ...  
## $ loght : num 1.447 1.425 -0.523 0.204 -0.699 ...  
## $ Country : chr "USA" "Peru" "Australia" "Israel" ...  
## $ Site : chr "Oregon - McDun" "Manu" "Central Australia" "Hanadiv" ...  
## $ lat : num 44.6 12.2 23.8 32.6 41.6 ...  
## $ long : num -123.3 -70.5 133.8 34.9 -87 ...  
## $ entered.by : chr "Angela" "Angela" "Michelle" "Angela" ...  
## $ alt : num 179 386 553 115 200 95 157 2 71 2 ...  
## $ temp : num 10.8 24.5 20.9 19.9 9.7 22.6 16.8 27.7 15.5 26.4 ...  
## $ diurn.temp : num 11.8 10.8 16.3 9.7 10.7 7.4 10 4.8 11.4 5 ...  
## $ isotherm : num 4.4 7.4 4.8 4.4 2.8 5.4 4.8 8.8 3.2 7.4 ...  
## $ temp.seas : num 5.2 0.9 6 4.9 9.7 2.2 3.9 0.2 8.6 0.6 ...  
## $ temp.max.warm : num 27 31.2 37 30.7 28.6 29 26.1 30.6 32.9 29.9 ...  
## $ temp.min.cold : num 0.3 16.7 3.6 8.7 -9.5 15.5 5.5 25.2 -2.6 23.2 ...  
## $ temp.ann.range : num 26.7 14.5 33.4 22 38.1 13.5 20.6 5.4 35.5 6.7 ...  
## $ temp.mean.wetqr : num 4.9 25.1 28.1 13.6 21.6 25.4 21.2 27.9 15.6 26.8 ...  
## $ temp.mean.dryqr : num 17.4 23.2 14.8 25.3 -3.3 20.4 12.3 27.5 21.5 25.7 ...  
## $ temp.mean.warmqr: num 17.6 25.3 28.1 25.7 21.6 25.4 21.4 27.9 26.1 27.1 ...  
## $ temp.mean.coldqr: num 4.5 23.1 12.8 13.6 -3.3 19.7 11.5 27.5 3.8 25.5 ...  
## $ rain : num 1208 3015 278 598 976 ...  
## $ rain.wetm : num 217 416 37 159 104 216 157 300 129 309 ...  
## $ rain.drym : num 13 99 9 0 44 59 63 82 66 16 ...  
## $ rain.seas : num 69 45 42 115 23 46 29 34 18 66 ...  
## $ rain.wetqr : num 601 1177 109 408 299 ...  
## $ rain.dryqr : num 68 340 35 0 165 186 208 305 249 92 ...  
## $ rain.warmqr : num 75 928 109 2 299 600 385 855 268 659 ...  
## $ rain.coldqr : num 560 359 42 408 165 212 279 405 325 135 ...  
## $ LAI : chr "2.51" "4.26" "1.32" "1.01" ...  
## $ NPP : chr "572" "1405" "756" "359" ...  
## $ hemisphere : num 1 -1 -1 1 1 -1 -1 1 1 -1 ...

## Pas(3): Preparacio de l'objecte  
  
### (a)  
df.plantes[1:3,]

## sort\_number site Genus\_species Family growthform height loght  
## 1 1402 193 Acer\_macryophyllum Sapindaceae Tree 28.0 1.4471580  
## 2 25246 103 Quararibea\_cordata Malvaceae Tree 26.6 1.4248816  
## 3 11648 54 Eragrostis\_dielsii Poaceae Herb 0.3 -0.5228787  
## Country Site lat long entered.by alt temp diurn.temp  
## 1 USA Oregon - McDun 44.600 -123.334 Angela 179 10.8 11.8  
## 2 Peru Manu 12.183 -70.550 Angela 386 24.5 10.8  
## 3 Australia Central Australia 23.800 133.833 Michelle 553 20.9 16.3  
## isotherm temp.seas temp.max.warm temp.min.cold temp.ann.range temp.mean.wetqr  
## 1 4.4 5.2 27.0 0.3 26.7 4.9  
## 2 7.4 0.9 31.2 16.7 14.5 25.1  
## 3 4.8 6.0 37.0 3.6 33.4 28.1  
## temp.mean.dryqr temp.mean.warmqr temp.mean.coldqr rain rain.wetm rain.drym  
## 1 17.4 17.6 4.5 1208 217 13  
## 2 23.2 25.3 23.1 3015 416 99  
## 3 14.8 28.1 12.8 278 37 9  
## rain.seas rain.wetqr rain.dryqr rain.warmqr rain.coldqr LAI NPP hemisphere  
## 1 69 601 68 75 560 2.51 572 1  
## 2 45 1177 340 928 359 4.26 1405 -1  
## 3 42 109 35 109 42 1.32 756 -1

sapply(df.plantes,table)

## $sort\_number  
##   
## 89 150 227 1402 1593 1762 2173 2356 2357 2661 2720 2834 3156   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 3175 3358 3646 3876 3943 3971 4101 4175 4297 4330 4331 4332 4583   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 4610 4614 4619 4954 5003 5079 5226 5464 5478 6529 6597 6781 6787   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 6851 7039 7054 7867 8122 8168 8341 8736 8880 8927 9078 9244 9565   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 9641 10189 10460 10684 10692 10796 10986 11188 11205 11224 11305 11376 11477   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 11648 11723 11775 11884 12031 12043 12046 12089 12090 12094 12097 12303 12539   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 12541 12604 12619 12621 13286 13426 13427 14954 15377 15651 15714 15864 15925   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 16107 16438 16616 16908 17329 17755 17783 17982 18073 18104 18174 18175 18176   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 18226 18392 18833 19298 19395 19569 19797 19849 20367 20585 21013 21230 21232   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 21605 21730 21743 21747 21930 21931 22103 22359 22422 22657 22732 22889 23390   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 23821 24129 24239 24493 24893 24987 25017 25068 25129 25151 25246 25274 25823   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 25921 26007 26025 26205 26391 26532 26673 26983 27405 27860 28046 28244 29075   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 29156 29331 29608 29609 29888 30008 30075 30141 30345 30396 30971 31432 31945   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 32120 32237 32296 32313 32675 32688 32694 32697 32699   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
##   
## $site  
##   
## 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 18 19 20 21 22 23   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 24 25 26 27 28 29 30 31 32 34 37 38 40 41 42 43 44 46 48 49   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 50 51 53 54 55 56 57 58 59 60 61 62 63 64 65 66 67 68 69 70   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 71 72 73 74 75 76 77 78 79 80 81 82 83 84 85 86 87 88 91 92   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 93 94 95 96 97 99 100 101 102 103 104 105 106 107 109 110 111 112 113 114   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 115 116 117 118 121 122 123 126 129 130 132 134 135 137 138 139 140 141 142 143   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 144 145 147 148 149 150 151 152 154 156 158 159 161 163 164 165 167 170 171 172   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 173 174 176 177 178 179 180 183 189 192 193 194 195 196 197 198 199 200 201 202   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 203 204 205 207 208 209 210 211 212 213 214 215 216 217 218 220 221 222   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
##   
## $Genus\_species  
##   
## \_8324 Abies\_veitchii   
## 1 1   
## Acacia\_aneura Acacia\_berlandieri   
## 1 1   
## Acer\_macryophyllum Acmena\_graveolens   
## 1 1   
## Adenanthos\_cygnorum Aesculus\_californica   
## 1 1   
## Alchornea\_castaneaefolia Allocasuarina\_sp   
## 1 1   
## Alloteropsis\_semialata Amelanchier\_arborea   
## 2 1   
## Ampelocera\_hottlei Andropogon\_greenwayi   
## 1 1   
## Aporusa\_globifera Aquilegia\_caerulea   
## 1 1   
## Ardisia\_tenera Ascarina\_swamyana   
## 1 1   
## Astragalus\_cruciatus Astronidium\_parviflorum   
## 1 1   
## Atherosperma\_moschatum Austrocedrus\_chilensis   
## 1 1   
## Baccharis\_divaricata Bambusa\_weberbaueri   
## 1 1   
## Banksia\_hookeriana Banksia\_tricuspis   
## 2 1   
## Berlinia\_grandiflora Betula\_nana   
## 1 2   
## Betula\_pendula Bouteloua\_gracilis   
## 1 1   
## Brackenridgea\_nitida Bridelia\_micrantha   
## 1 1   
## Brunia\_albifora Cakile\_edentula   
## 1 1   
## Calamagrostis\_stricta Carnegiea\_gigantea   
## 1 1   
## Carya\_ovata Casearia\_stenophylla   
## 1 1   
## Casimiroa\_greggii Cassiope\_tetragona   
## 1 1   
## Ceanothus\_greggii Cecropia\_obtusifolia   
## 1 1   
## Chionochloa\_pallens Cirsium\_vulgare   
## 1 1   
## Cistus\_salvifolius Clidemia\_sericea   
## 1 1   
## Coprosma\_robusta Corema\_conradi   
## 1 1   
## Cornus\_sp Corylus\_avellana   
## 1 1   
## Corymbia\_maculata Crassula\_rupestris   
## 1 1   
## Cupaniopsis\_anacardioides Cyathocalyx\_insularis   
## 1 1   
## Decaspermum\_cryptanthum Dicksonia\_antarctica   
## 1 1   
## Diospyros\_borneensis Diospyros\_gillespiei   
## 1 1   
## Dombeya\_ciliata Duguetia\_surinamensis   
## 1 1   
## Elaeocarpus\_pyriformis Elateriospermum\_tapos   
## 1 1   
## Elatostema\_nemorosum Eleusine\_aegyptica   
## 1 1   
## Empetrum\_nigrum Englerophytum\_natalense   
## 1 1   
## Eragrostis\_dielsii Eremophila\_forrestii   
## 1 1   
## Erigeron\_glaucus Erucastrum\_gallicum   
## 1 1   
## Eucalyptus\_gillenii Eucalyptus\_miniata   
## 1 1   
## Eucalyptus\_oblongifolia Eucalyptus\_socialis   
## 1 1   
## Eucalyptus\_sp2 Eucalyptus\_sp4   
## 1 1   
## Eucalyptus\_sp5 Euphorbia\_characias   
## 1 1   
## Fagus\_crenata Fagus\_sylvatica   
## 1 1   
## Ferocactus\_cylindraceus Festuca\_gracillima   
## 1 1   
## Festuca\_novae-zealandiae Gardenia\_actinocarpa   
## 1 1   
## Gentiana\_campestris Gentiana\_cruciata   
## 1 1   
## Hakea\_rostrata Heliconia\_acuminata   
## 1 1   
## Heteropogon\_triticeus Hibiscus\_tiliaceus   
## 1 1   
## Hirtella\_triandra Homalium\_betulifolium   
## 1 1   
## Hybanthus\_prunifolius Impatiens\_capensis   
## 1 1   
## Ipomopsis\_aggregata Ischaemum\_nativitatis   
## 1 1   
## Juniperus\_virginiana Larix\_olgensis   
## 1 1   
## Larrea\_tridentata Lepechinia\_calycina   
## 1 1   
## Lepironia\_articulata Leptospermum\_continentale   
## 1 1   
## Leucadendron\_corymbosum Leucadendron\_meridianum   
## 1 1   
## Leucadendron\_sp Leucopogon\_septentrionalis   
## 1 1   
## Linanthus\_sp Ludwigia\_leptocarpa   
## 1 1   
## Maesa\_tongensis Mallotus\_japonicus   
## 1 1   
## Maranthes\_glabra Melicytus\_fasciger   
## 1 1   
## Melochia\_longepetiolata Morus\_boninensis   
## 1 1   
## Myristica\_macrantha Ocotea\_meziana   
## 1 1   
## Opuntia\_acanthocarpa Opuntia\_aurantiaca   
## 1 1   
## Panicum\_sp Paraneurachne\_muelleri   
## 1 1   
## Paraserianthes\_toona Parashorea\_malaanonan   
## 1 1   
## Pedicularis\_hirsuta Pedicularis\_lapponica   
## 1 1   
## Persoonia\_lanceolata Phaleria\_ixoroides   
## 1 1   
## Phlox\_bifida Phyllostylon\_rhamnoides   
## 1 1   
## Picea\_mariana Pinus\_ponderosa   
## 1 1   
## Piranhea\_sp Planchonia\_careya   
## 1 1   
## Polygonum\_lapathifolium Potentilla\_nivea   
## 1 1   
## Pourouma\_minor Premna\_serratifolia   
## 1 1   
## Pseudotsuga\_menziesii Psychotria\_carthagenensis   
## 1 1   
## Pteridium\_esculentum Pteronia\_pallens   
## 1 1   
## Pullea\_perryana Pultenaea\_microphylla   
## 1 1   
## Quararibea\_cordata Quercus\_calliprinos   
## 1 1   
## Ratibida\_columnifera Retama\_sphaerocarpa   
## 1 1   
## Rhizophora\_mucronata Rhododendron\_macrophyllum   
## 1 1   
## Richella\_monosperma Rosa\_acicularis   
## 1 1   
## Rubus\_chamaemorus Rumex\_acetosa   
## 1 1   
## Salix\_lapponum Sarcopoterium\_spinosum   
## 1 1   
## Sclerolobium\_paniculatum Senecio\_filaginoides   
## 1 1   
## Sesbania\_grandiflora Sorbus\_aucuparia   
## 1 1   
## Sorocea\_pileata Spirostachys\_africanus   
## 1 1   
## Stipa\_sp Stipa\_speciosa   
## 1 1   
## Syncarpia\_glomulifera Syzygium\_brackenridgei   
## 1 1   
## Tachigali\_sp Tapeinosperma\_grande   
## 1 1   
## Thalictrum\_thalictroides Themeda\_triandra   
## 1 1   
## Triglochin\_palustre Vaccinium\_vitis-idaea   
## 1 1   
## Viola\_magellanica Vulpia\_microstachys   
## 1 1   
## Weinmannia\_richii Xanthium\_occidentale   
## 1 1   
## Xanthorrhoea\_preissii   
## 1   
##   
## $Family  
##   
## Annonaceae Asteraceae Atherospermataceae Balsaminaceae   
## 3 7 1 1   
## Betulaceae Brassicaceae Bruniaceae Cactaceae   
## 4 2 1 4   
## Casuarinaceae Chloranthaceae Chrysobalanaceae Cistaceae   
## 1 1 2 1   
## Cornaceae Crassulaceae Cunoniaceae Cupressaceae   
## 1 1 2 2   
## Cyperaceae Dennstaedtiaceae Dicksoniaceae Dipterocarpaceae   
## 1 1 1 1   
## Ebenaceae Elaeocarpaceae Ericaceae Euphorbiaceae   
## 2 1 6 5   
## Fabaceae - C Fabaceae - M Fabaceae - P Fagaceae   
## 3 3 4 3   
## Gentianaceae Heliconiaceae Juglandaceae Juncaginaceae   
## 2 1 1 1   
## Lamiaceae Lauraceae Lecythidaceae Maesaceae   
## 2 1 1 1   
## Malvaceae Melastomataceae Moraceae Myristicaceae   
## 4 2 2 1   
## Myrsinaceae Myrtaceae NA Ochnaceae   
## 2 13 1 1   
## Onagraceae Orobanchaceae Phyllanthaceae Picrodendraceae   
## 1 2 2 1   
## Pinaceae Poaceae Polemoniaceae Polygonaceae   
## 5 19 3 2   
## Proteaceae Ranunculaceae Rhamnaceae Rhizophoraceae   
## 9 2 1 1   
## Rosaceae Rubiaceae Rutaceae Salicaceae   
## 6 3 1 3   
## Sapindaceae Sapotaceae Scrophulariaceae Thymelaeaceae   
## 3 1 1 1   
## Ulmaceae Urticaceae Violaceae Xanthorrhoeaceae   
## 2 3 3 1   
## Zygophyllaceae   
## 1   
##   
## $growthform  
##   
## Fern Herb Herb/Shrub NA Shrub Shrub/Tree Tree   
## 1 44 1 10 49 12 61   
##   
## $height  
##   
## 0.0322 0.04 0.05 0.07 0.08 0.11   
## 1 1 2 1 3 1   
## 0.14 0.15 0.158 0.2 0.22 0.233   
## 1 1 1 6 1 1   
## 0.239 0.246 0.25 0.28 0.3 0.35   
## 1 1 1 1 2 1   
## 0.4 0.45 0.5 0.55 0.6 0.7   
## 1 1 9 2 4 1   
## 0.707 0.72 0.75 0.8 0.81 1   
## 1 1 1 3 1 3   
## 1.05 1.15 1.5 1.584893192 1.6 1.68   
## 1 1 3 1 2 1   
## 1.7 1.71 1.8 1.94 2 2.02   
## 4 1 1 1 4 1   
## 2.4 2.5 2.8 2.9 3 3.5   
## 1 2 1 2 7 2   
## 3.8 4 4.5 5 6 7   
## 1 4 2 4 5 6   
## 8 9 9.67 10 11 12   
## 3 2 1 6 1 3   
## 12.4 12.5 13 13.5 14.8 15   
## 1 1 1 1 1 6   
## 16 18 18.1 19 20 23.5   
## 4 1 1 2 5 1   
## 24 25 26.6 28 29.3 30   
## 1 2 1 2 1 6   
## 32 34 35 39 39.6 40   
## 3 1 2 1 1 1   
## 41 61   
## 1 1   
##   
## $loght  
##   
## -1.492144128 -1.397940009 -1.301029996 -1.15490196 -1.096910013 -0.958607315   
## 1 1 2 1 3 1   
## -0.853871964 -0.823908741 -0.801342913 -0.698970004 -0.657577319 -0.632644079   
## 1 1 1 6 1 1   
## -0.621602099 -0.609064893 -0.602059991 -0.552841969 -0.522878745 -0.455931956   
## 1 1 1 1 2 1   
## -0.397940009 -0.346787486 -0.301029996 -0.259637311 -0.22184875 -0.15490196   
## 1 1 9 2 4 1   
## -0.150580586 -0.142667504 -0.124938737 -0.096910013 -0.091514981 0   
## 1 1 1 3 1 3   
## 0.021189299 0.06069784 0.176091259 0.2 0.204119983 0.225309282   
## 1 1 3 1 2 1   
## 0.230448921 0.23299611 0.255272505 0.28780173 0.301029996 0.305351369   
## 4 1 1 1 4 1   
## 0.380211242 0.397940009 0.447158031 0.462397998 0.477121255 0.544068044   
## 1 2 1 2 7 2   
## 0.579783597 0.602059991 0.653212514 0.698970004 0.77815125 0.84509804   
## 1 4 2 4 5 6   
## 0.903089987 0.954242509 0.985426474 1 1.041392685 1.079181246   
## 3 2 1 6 1 3   
## 1.093421685 1.096910013 1.113943352 1.130333768 1.170261715 1.176091259   
## 1 1 1 1 1 6   
## 1.204119983 1.255272505 1.257678575 1.278753601 1.301029996 1.371067862   
## 4 1 1 2 5 1   
## 1.380211242 1.397940009 1.424881637 1.447158031 1.46686762 1.477121255   
## 1 2 1 2 1 6   
## 1.505149978 1.531478917 1.544068044 1.591064607 1.597695186 1.602059991   
## 3 1 2 1 1 1   
## 1.612783857 1.785329835   
## 1 1   
##   
## $Country  
##   
## Argentina Australia Brazil Brunei   
## 8 35 2 1   
## Canada China Costa Rica Estonia   
## 2 2 1 1   
## Fiji Finland France? Germany   
## 23 2 1 1   
## Greenland Israel Japan Liberia   
## 5 3 5 1   
## Malaysia Mexico Micronesia NA   
## 2 4 1 14   
## Netherlands New Caledonia New Zealand Norway   
## 1 1 3 2   
## Panama Papua New Guinea Peru Republic of Congo   
## 2 1 6 1   
## Rhode Island South Africa Spain Sweden   
## 1 9 2 4   
## Sweeden Switzerland Tanzania USA   
## 1 1 1 25   
## Western Oregon Zambia   
## 1 2   
##   
## $Site  
##   
## a-ngau ab   
## 1 1   
## Abisko - forest Abisko - Paddus   
## 1 1   
## abk abkngau   
## 1 1   
## abko abkt   
## 1 1   
## abngau abo   
## 1 1   
## abot abrambi   
## 1 1   
## abt Adelaide - Brookfield Chenopod   
## 1 1   
## Adelaide - Brookfield Mallee Adelaide - Cox's scrub   
## 1 1   
## Adelaide - ferries Adulam   
## 1 1   
## ak ako   
## 1 1   
## Alaska - 12 Mile Alaska - Bonanza   
## 1 1   
## Alaska campus Alaska, Yukon delta   
## 1 1   
## Alice - the gap ao   
## 1 1   
## aot Armidale - Goonoowigal   
## 1 1   
## at atngau   
## 1 1   
## b Bariloche   
## 1 1   
## Barvaria BCI   
## 1 1   
## bt Bunyip - Melbourne   
## 1 1   
## Cairns - Daintree canopy crane California   
## 1 2   
## Canterbury Cape York   
## 1 1   
## Central Australia Chajul   
## 1 1   
## Chamela Christmas Island   
## 1 1   
## Colorado Congo - bai   
## 3 1   
## Darwin - East point disko island   
## 1 1   
## Duke Forest, Durham, NC fulanga   
## 1 1   
## Green's Bush - Melbourne Hanadiv   
## 1 1   
## Howard Springs, Darwin Huon Rd, Tasmania   
## 2 1   
## Indiana Dunes Jasper Ridge - Chaparral   
## 1 1   
## Jasper Ridge - Oak forest Jasper Ridge - Serpentine   
## 1 1   
## k Kangerlussuaq - dry   
## 1 1   
## Kangerlussuaq - wet Kansas   
## 1 1   
## Kunoth Paddock - Alice Springs Kuringai - Challenger   
## 2 1   
## Kuringai - Diatreme Kuringai Chase, Sydney   
## 1 1   
## Lehavim Linares - Puenta Viejo   
## 1 1   
## Linares - thornscrub Los Amigos - Bamboo   
## 1 1   
## Los Amigos - successional Los Amigos -terrace   
## 1 1   
## Los Amigos floodplain Manu   
## 1 2   
## Marshall Islands Melville Island   
## 1 1   
## Mendoza - Payunia Motupore Island   
## 1 1   
## Mt Field, Tasmania NA   
## 1 45   
## Nelson Norway   
## 1 1   
## Nova Scotia Oregon   
## 1 1   
## Oregon - McDun Oregon - Yaquina Head   
## 1 1   
## Panama - BCI Patagonia   
## 1 1   
## Perth - Darling Scarp Perth - Melaleuca Park   
## 1 1   
## Puerto Madryn - dune Puerto Madryn - steppe   
## 1 1   
## Quebec Queensland   
## 1 1   
## Reunion Island Rio Turbio - heath   
## 1 1   
## Rio Turbio - Nothofagus Rockies   
## 1 1   
## Serengeti, Naabi hill Sodermanland   
## 1 1   
## South Carolina Stellenbosch - fynbos   
## 1 1   
## Stellenbosch - Karoo Stellenbosch - renosterveld   
## 1 1   
## Stockholm t   
## 1 1   
## Tasmania Toowoomba   
## 1 1   
## Townsville savanna Townsville Vine Thicket   
## 1 1   
## Tucson Tucson - Sonoran desert   
## 1 1   
## Tucuman - Yungas North Tucuman - Yungas South   
## 1 1   
## Twin springs, Virginia Umea   
## 1 1   
## USA Viti Levu   
## 1 1   
## WA Western Australia   
## 1 1   
## Yap Zackenberg - hill   
## 1 1   
## Zackenberg - salix Zambia - Mateshi   
## 1 1   
## Zambia - miombo Zululand - forest   
## 1 1   
## Zululand - ledube Zululand - Mbuzane   
## 1 1   
##   
## $lat  
##   
## 2.16 2.5 2.983 3 3.217 4.083 4.5 4.967 5.5 9 9.15   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 9.167 9.5 10.417 10.433 10.983 11.5 12.183 12.406 12.494 12.552 12.566   
## 1 2 1 1 1 1 2 1 2 1 2   
## 12.567 13.249 13.253 14.967 15.933 16.1 16.103 16.106 16.583 16.721 16.858   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 16.956 17 17.081 17.231 17.329 17.356 17.447 17.472 17.552 17.564 17.667   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 17.742 17.758 17.783 17.8 17.846 17.917 18.15 18.383 18.583 18.967 19.133   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 19.332 19.337 19.5 21 21.5 21.96 23.533 23.747 23.795 23.8 24.65   
## 1 1 1 1 1 1 2 1 1 1 1   
## 24.749 24.786 26.65 26.763 28.072 28.085 28.221 28.234 29.567 29.815 29.867   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 30.167 30.333 30.517 31.356 31.5 31.689 32.02 32.31 32.555 32.6 33.167   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 33.2 33.217 33.383 33.448 33.578 33.595 33.609 33.633 33.65 33.992 34.317   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 34.32 34.347 34.55 34.583 34.935 35.235 35.341 35.35 35.8 35.967 36.083   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 36.25 36.817 36.917 37.133 37.4 38.01 38.217 38.43 38.75 38.867 38.966   
## 1 1 1 1 3 1 1 1 1 2 1   
## 39.083 40.817 41.242 41.417 41.617 41.667 42 42.333 42.679 42.683 42.769   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 42.79 42.921 43 43.033 43.533 44 44.217 44.6 44.667 44.683 45.417   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 45.817 46.5 47.533 49.867 51.575 51.578 52.8 58.5 58.867 58.953 59.333   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 60 61.25 61.6 62 63.817 64.769 64.86 65.391 66.973 68.324 68.329   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 2 1 1   
## 68.606 69.25 74.474 74.476   
## 1 1 1 1   
##   
## $long  
##   
## -178.567 -165.5 -148.283 -147.862 -145.854 -124.072 -123.334 -122.417   
## 1 1 1 1 1 1 1 1   
## -122.236 -122.233 -122.224 -122 -121.95 -116.883 -116.4 -116   
## 1 2 1 1 1 1 1 1   
## -111.233 -110.739 -107.783 -106.987 -106.967 -105.043 -99.799 -99.515   
## 1 1 1 1 1 1 1 1   
## -96.583 -95.117 -90.987 -89.9 -89 -86.95 -83.983 -82.464   
## 2 1 1 1 1 1 1 1   
## -81.75 -79.85 -79.849 -79 -76.15 -72.315 -72.312 -71.425   
## 1 1 1 1 1 1 1 1   
## -71.25 -70.917 -70.55 -70.111 -70.105 -70.099 -70.093 -70   
## 1 1 1 1 1 1 1 1   
## -68.824 -65.717 -65.333 -64.854 -64.101 -64.092 -63.117 -61.7   
## 1 1 1 1 1 1 1 1   
## -60 -53.6 -52.667 -50.569 -50.568 -47.883 -20.629 -20.536   
## 1 1 1 1 1 1 1 1   
## -7.5 -2.367 2.1 4.333 7 7.5 10.45 16.153   
## 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 16.85 17.606 17.61 18.836 18.843 18.975 19.048 19.457   
## 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 19.917 20.267 22.283 25 26.367 27 30.047 30.28   
## 2 1 1 2 1 2 1 1   
## 31.794 32.017 32.039 34.835 34.935 34.938 35.1 35.483   
## 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 55.65 101.2 102.3 102.333 105.667 113.7 115.167 115.233   
## 1 1 1 1 1 1 1 2   
## 115.25 115.886 116.044 117.8 130.4 130.82 130.967 131.108   
## 1 1 1 1 1 1 1 2   
## 133.55 133.748 133.833 133.863 135.5 138.167 138.35 138.74   
## 1 2 1 1 1 1 1 1   
## 139.132 139.503 139.517 140.833 142.133 142.417 143.583 144.922   
## 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 145.133 145.367 145.446 145.62 146.35 146.669 146.755 146.773   
## 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 147.267 147.275 151.121 151.2 151.276 151.292 151.729 165.5   
## 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 168 171.55 171.75 173 178 178.142 178.167 178.283   
## 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 178.356 178.392 178.508 178.577 178.65 178.675 178.706 178.847   
## 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 178.873 178.917 178.983 178.998 179.069 179.089 179.242 179.604   
## 1 1 1 1 2 1 1 1   
## 179.967   
## 1   
##   
## $entered.by  
##   
## Angela Laura Michelle Nate   
## 144 28 4 2   
##   
## $alt  
##   
## -71 0 1 2 3 4 5 6 7 8 10 11 12 13 15 17   
## 1 1 3 5 2 1 1 1 1 1 1 1 1 2 1 1   
## 21 26 28 30 33 37 38 41 44 47 50 52 54 60 65 66   
## 1 2 1 3 1 1 1 2 3 1 1 1 1 1 1 1   
## 71 72 74 75 76 79 83 84 85 89 94 95 97 99 106 111   
## 2 1 1 3 1 2 1 1 1 1 2 2 1 3 1 1   
## 114 115 116 134 150 151 152 157 161 164 165 174 177 179 188 191   
## 1 1 1 1 2 1 1 1 1 1 3 1 1 2 1 1   
## 200 209 214 217 227 228 230 237 256 263 265 267 274 280 289 312   
## 1 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 314 324 346 350 354 355 357 358 366 371 379 382 386 387 394 403   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 407 415 500 501 521 530 550 553 554 587 611 614 643 646 648 686   
## 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 688 690 701 702 704 713 732 736 737 740 747 749 840 860 867 900   
## 1 1 1 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 920 935 966 971 1039 1070 1100 1108 1388 1446 1502 1506 1520 1550 1608 1650   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 1 1 1 1 1 1   
## 2090 2177 2698 2966   
## 1 1 1 1   
##   
## $temp  
##   
## -11.1 -10.5 -6.4 -5.7 -5.1 -4.3 -2.9 -2.1 -1.2 -1 -0.7 0.2 1.2   
## 1 1 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 1.3 2.4 2.7 3.4 3.5 3.7 4.2 4.3 4.5 4.8 4.9 5 5.1   
## 1 1 1 1 1 2 1 1 1 1 1 2 1   
## 5.4 6.2 6.4 7 7.5 7.8 7.9 8 8.5 9 9.1 9.4 9.5   
## 1 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 9.6 9.7 9.9 10.1 10.6 10.8 10.9 12 12.1 12.4 12.7 13 13.5   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 3 2   
## 13.6 13.7 13.8 14.9 15.3 15.5 15.6 15.7 16.2 16.4 16.5 16.6 16.7   
## 1 2 2 2 3 1 1 2 2 1 1 1 3   
## 16.8 16.9 17 17.5 17.9 18.1 18.2 18.3 18.6 18.9 19.1 19.3 19.4   
## 2 1 3 1 1 1 1 1 2 2 1 1 1   
## 19.8 19.9 20.1 20.2 20.4 20.5 20.7 20.8 20.9 21 21.2 22.3 22.5   
## 1 2 1 1 2 2 1 1 2 2 1 1 1   
## 22.6 22.7 22.9 23 23.4 23.5 23.9 24.1 24.3 24.5 24.6 24.8 24.9   
## 2 2 1 1 1 1 3 1 1 1 2 9 5   
## 25 25.1 25.2 25.3 25.4 25.5 25.8 25.9 26 26.2 26.3 26.4 26.5   
## 3 1 2 1 2 1 1 2 4 1 1 1 3   
## 26.8 27 27.1 27.2 27.3 27.5 27.7   
## 1 1 1 1 2 1 1   
##   
## $diurn.temp  
##   
## 4.6 4.8 5 5.4 5.5 6.1 6.2 6.3 6.4 6.5 6.6 6.7 6.8 7 7.1 7.3   
## 2 1 1 1 1 2 10 15 1 1 2 2 3 5 2 2   
## 7.4 7.5 7.7 8 8.2 8.3 8.4 8.5 8.6 8.7 8.8 8.9 9 9.1 9.4 9.5   
## 1 2 2 1 2 3 1 4 1 2 6 1 1 1 3 2   
## 9.6 9.7 9.8 9.9 10 10.1 10.2 10.3 10.5 10.6 10.7 10.8 10.9 11 11.1 11.2   
## 1 4 1 2 3 1 3 1 8 1 3 3 2 1 1 5   
## 11.3 11.4 11.5 11.6 11.7 11.8 11.9 12 12.4 12.5 12.7 12.8 12.9 13 13.3 13.4   
## 2 2 2 2 2 1 1 1 2 2 2 4 1 1 2 2   
## 13.5 13.6 13.7 13.8 13.9 14 14.3 14.5 15 15.3 15.7 16 16.3 16.6 16.9 17.2   
## 2 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1 2 3 2 2 1   
## 17.4 17.9   
## 1 1   
##   
## $isotherm  
##   
## 1.8 2 2.1 2.2 2.3 2.4 2.5 2.6 2.7 2.8 2.9 3 3.1 3.2 3.8 3.9 4 4.1 4.2 4.4   
## 1 1 6 4 3 4 2 3 1 4 2 3 3 2 2 3 2 2 1 3   
## 4.5 4.6 4.7 4.8 4.9 5 5.1 5.2 5.3 5.4 5.5 5.6 5.7 5.8 5.9 6 6.1 6.2 6.3 6.4   
## 5 8 4 12 5 3 8 5 5 2 5 2 1 3 5 4 2 3 7 6   
## 6.5 6.6 6.7 6.9 7 7.2 7.3 7.4 7.5 7.6 8 8.3 8.5 8.8 8.9 9 9.1   
## 4 1 1 1 1 2 5 4 1 3 1 1 2 1 1 1 1   
##   
## $temp.seas  
##   
## 0.2 0.3 0.4 0.5 0.6 0.7 0.8 0.9 1 1.1 1.2 1.3 1.4 1.5 1.6 1.7   
## 3 1 2 2 2 3 3 2 5 6 6 7 4 4 1 2   
## 1.8 2 2.1 2.2 2.3 2.4 2.5 2.6 2.8 3 3.1 3.2 3.3 3.4 3.5 3.6   
## 1 1 2 1 3 2 1 1 2 2 3 2 4 1 2 4   
## 3.7 3.8 3.9 4 4.1 4.2 4.3 4.4 4.5 4.6 4.7 4.8 4.9 5 5.1 5.2   
## 3 3 3 3 2 4 2 1 2 2 1 2 1 1 1 1   
## 5.3 5.4 5.5 5.7 5.9 6 6.1 6.2 6.6 6.7 6.9 7.1 7.3 7.4 7.5 7.6   
## 4 1 2 2 1 4 4 1 1 1 2 3 1 2 1 1   
## 7.8 8 8.1 8.2 8.3 8.4 8.6 8.7 8.9 9 9.3 9.7 9.9 10 13.9 14.1   
## 1 2 1 2 3 1 3 2 1 3 3 1 1 3 1 1   
## 15.1   
## 1   
##   
## $temp.max.warm  
##   
## 6 6.5 8.3 10 13.8 14 14.1 14.5 14.6 14.8 16.5 17.5 18.2 18.5 18.9 19   
## 1 1 1 1 1 2 2 1 1 2 1 1 1 1 1 1   
## 19.1 19.6 19.9 20.3 20.4 20.6 20.7 20.9 21 21.2 21.3 21.5 21.7 21.8 22.4 22.5   
## 1 1 1 1 2 1 1 1 1 2 1 1 1 2 1 1   
## 22.6 22.8 22.9 23.5 23.6 24.1 24.2 24.4 24.5 25 25.3 25.4 25.7 25.8 25.9 26   
## 1 1 1 2 1 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 26.1 26.7 27 27.2 27.3 27.4 27.6 27.7 27.8 27.9 28.4 28.5 28.6 28.7 28.9 29   
## 2 1 1 2 1 2 1 4 1 1 1 1 1 1 2 1   
## 29.1 29.3 29.5 29.6 29.8 29.9 30 30.1 30.2 30.3 30.4 30.5 30.6 30.7 31 31.1   
## 1 4 2 2 3 2 3 8 6 2 3 2 2 5 1 1   
## 31.2 31.4 31.5 31.6 31.7 31.8 31.9 32.2 32.3 32.4 32.5 32.8 32.9 33.2 33.4 33.6   
## 3 6 2 2 2 2 2 2 1 1 3 1 2 1 1 1   
## 33.8 33.9 34 34.4 34.6 35 35.1 35.2 36.2 36.3 36.9 37 39.2 41.7   
## 1 1 1 1 2 1 1 2 1 4 1 2 1 1   
##   
## $temp.min.cold  
##   
## -31.4 -27.1 -26.7 -26.5 -25.8 -21.2 -20.9 -20.8 -20.7 -15.5 -15.3 -14.2 -14.1   
## 1 1 1 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1   
## -13.8 -13.7 -12.2 -11.7 -10.5 -10.2 -9.5 -9.2 -9.1 -9 -7.9 -7.3 -6.6   
## 1 1 1 1 1 2 4 1 1 2 1 2 1   
## -6.5 -5.7 -5.6 -4.8 -4.5 -4.4 -4.1 -3.6 -2.6 -2.4 -2 -1.6 -1.3   
## 1 1 2 1 1 1 1 1 2 2 1 1 1   
## -0.3 0 0.1 0.3 0.4 0.5 0.6 1.5 2.2 2.5 2.6 2.7 2.8   
## 1 1 3 1 1 1 1 1 1 1 3 1 1   
## 2.9 3.1 3.5 3.6 4 4.2 4.4 4.5 4.6 4.8 4.9 5 5.2   
## 1 2 1 3 3 1 1 1 1 2 1 1 1   
## 5.5 5.7 5.8 5.9 6 6.2 6.3 6.4 6.9 7.2 7.3 7.5 7.6   
## 1 2 1 1 1 3 1 2 1 2 2 1 1   
## 7.7 8.4 8.5 8.7 9 10.3 10.7 10.8 11 11.8 12.8 12.9 13   
## 1 1 2 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 14.6 15.1 15.2 15.4 15.5 15.7 16 16.4 16.7 16.8 17.2 17.3 17.4   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 5 1 1   
## 17.8 18.3 18.5 18.7 18.8 19.1 19.6 19.7 19.9 20 20.1 20.3 20.4   
## 2 1 3 1 1 1 1 1 1 1 6 1 4   
## 20.5 20.6 20.7 20.8 20.9 21 21.1 21.6 21.9 22.1 22.2 22.5 23.2   
## 1 1 1 1 2 1 2 1 1 1 2 1 1   
## 23.7 25.2   
## 1 1   
##   
## $temp.ann.range  
##   
## 5.4 6.7 7.4 8.6 9.1 9.2 9.3 9.4 9.5 9.6 9.7 9.8 9.9 10 10.1 10.2   
## 1 1 2 1 1 2 2 1 2 1 3 3 1 3 1 1   
## 10.3 10.7 10.9 11.1 11.5 11.7 11.8 11.9 13.1 13.5 14.1 14.2 14.3 14.4 14.5 14.7   
## 3 2 1 2 1 1 1 1 1 2 3 3 1 1 1 1   
## 14.8 15.2 15.4 15.7 15.9 16.1 16.2 16.5 16.6 16.9 17.4 17.5 17.6 18.2 18.6 18.8   
## 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1 4 1 1 1 1 2   
## 19.2 19.4 19.5 19.6 19.8 20 20.1 20.2 20.3 20.4 20.5 20.6 21 21.5 21.7 21.8   
## 1 1 1 2 1 1 1 2 1 1 2 1 1 1 1 4   
## 22 22.1 22.8 22.9 23 23.2 23.8 23.9 24 24.2 24.4 24.5 25.1 25.2 25.3 25.4   
## 3 1 2 1 1 1 1 1 2 1 1 1 1 1 1 2   
## 25.7 25.9 26 26.5 26.6 26.7 27 28.3 28.5 28.6 28.7 29 29.1 29.2 30.1 30.2   
## 1 2 1 2 2 2 2 1 1 1 1 1 1 1 1 2   
## 30.6 30.8 31.3 31.5 32 32.3 32.5 32.8 33.2 33.4 33.8 33.9 34.1 34.2 34.5 34.8   
## 1 3 1 1 3 2 1 1 3 3 1 1 1 1 1 1   
## 35.3 35.5 36.5 36.6 37.1 37.2 38.1 41.4 42.1 43.2 44.5 48.1 49.1 52   
## 2 1 1 1 1 1 1 2 1 1 1 1 1 1   
##   
## $temp.mean.wetqr  
##   
## -10.6 -4.9 -4.3 -4.1 -3.7 -1.8 -1.5 -0.8 -0.1 1.2 1.7 1.8 2.9   
## 1 1 1 1 1 1 2 1 1 1 1 1 1   
## 3.4 3.5 3.9 4 4.2 4.9 5.5 6 6.1 6.3 6.5 7.5 7.6   
## 1 2 1 1 1 1 1 1 1 2 3 1 1   
## 8.1 8.3 8.8 9.1 9.3 9.6 9.8 9.9 10.2 10.3 10.5 10.6 10.9   
## 1 1 1 1 1 3 1 1 2 1 2 2 1   
## 11.1 11.3 11.7 12 12.1 12.2 12.3 12.7 13 13.1 13.2 13.3 13.5   
## 2 1 1 1 1 1 1 1 1 2 3 1 2   
## 13.6 13.7 14.7 14.8 15.3 15.5 15.6 15.7 16.3 16.5 17.3 18.2 18.8   
## 1 2 3 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 19.9 20.2 20.6 20.9 21.1 21.2 21.3 21.4 21.6 21.8 22.1 22.5 22.6   
## 1 1 2 1 1 1 2 1 1 1 3 1 1   
## 22.9 23.4 23.5 23.6 23.8 23.9 24.4 24.6 24.8 25.1 25.2 25.3 25.4   
## 1 3 2 1 1 3 1 1 1 2 1 1 3   
## 25.5 25.6 25.7 25.8 25.9 26 26.1 26.2 26.4 26.5 26.6 26.7 26.8   
## 1 4 2 1 2 2 5 3 1 7 6 1 4   
## 27 27.1 27.2 27.5 27.7 27.8 27.9 28.1 28.2 29.5   
## 1 2 4 1 2 1 1 4 1 1   
##   
## $temp.mean.dryqr  
##   
## -16.2 -15 -13.7 -12.1 -10.5 -8.7 -8.6 -7.4 -7.3 -6.8 -6.7 -6.4 -6   
## 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## -5.7 -4.2 -3.6 -3.3 -3 -1.8 -1.6 -1.4 -1.3 -0.6 0.1 0.2 0.5   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 1 1.4 2.3 4 4.2 4.6 5.6 6.9 8.2 8.9 9.9 10.2 10.5   
## 1 1 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 10.6 11.2 11.4 11.8 12 12.2 12.3 12.4 12.5 12.6 13 13.1 13.4   
## 1 1 1 1 1 2 1 2 1 1 1 3 2   
## 13.6 13.8 14 14.2 14.4 14.6 14.8 15 15.1 15.2 15.6 16.5 16.8   
## 1 1 1 2 1 1 2 1 1 1 2 1 1   
## 17 17.2 17.4 17.5 17.6 17.7 18 18.3 18.4 18.5 18.6 19.3 20   
## 2 1 3 1 1 3 1 1 1 1 1 2 1   
## 20.1 20.2 20.3 20.4 20.5 21 21.4 21.5 21.7 21.8 21.9 22.2 22.3   
## 1 3 1 2 1 1 2 2 1 1 1 2 1   
## 22.6 22.7 22.8 22.9 23 23.1 23.2 23.3 23.4 23.5 23.6 23.8 23.9   
## 1 1 3 2 2 2 7 8 2 2 2 2 3   
## 24 24.7 24.8 25.2 25.3 25.4 25.7 25.8 25.9 26 26.4 26.6 26.8   
## 2 3 2 2 1 1 5 1 1 2 2 2 1   
## 27.2 27.4 27.5   
## 1 1 1   
##   
## $temp.mean.warmqr  
##   
## 1.7 2.3 4.3 5.2 8 8.1 8.9 9.1 9.3 9.6 11 11.1 11.4 12 12.4 12.6   
## 1 1 1 1 2 2 1 1 1 2 1 1 1 1 1 2   
## 12.7 13.1 13.2 13.3 13.6 13.8 14.4 14.5 14.7 14.8 15.2 15.6 15.7 15.8 15.9 16.1   
## 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 2 1 2 2   
## 16.4 16.5 16.9 17.6 18 18.1 18.3 18.4 18.6 19.3 20.1 20.2 20.3 20.5 20.6 20.7   
## 1 2 1 2 3 1 2 1 1 1 1 2 2 1 1 1   
## 20.9 21.1 21.4 21.5 21.6 21.7 21.8 22 22.1 22.4 22.6 22.9 23.1 23.2 23.4 23.6   
## 2 1 4 1 1 2 1 2 1 2 1 2 2 1 1 1   
## 23.7 23.8 23.9 24.2 24.3 24.5 24.6 24.7 24.9 25.1 25.3 25.4 25.6 25.7 25.9 26   
## 1 2 2 1 1 2 1 1 1 1 2 5 5 3 2 1   
## 26.1 26.3 26.4 26.5 26.6 26.8 27.1 27.2 27.3 27.4 27.5 27.6 27.7 27.9 28 28.1   
## 3 4 6 7 2 3 3 2 3 1 6 3 2 2 1 2   
## 28.4 28.5 29.1 29.2 30 31.9   
## 1 2 1 2 1 1   
##   
## $temp.mean.coldqr  
##   
## -25.5 -21.9 -21.4 -21 -20.7 -16.6 -16.2 -11.1 -10.8 -10.6 -10.1 -9.7 -8.6   
## 1 1 1 1 1 2 1 1 1 1 1 1 2   
## -8.5 -8.1 -7.3 -6.6 -6.3 -6.2 -5.4 -5.1 -5 -4.1 -3.9 -3.8 -3.3   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## -2.8 -2.1 -1.7 -1.4 -1.3 -1.2 -0.8 -0.7 1.7 2.3 2.4 2.6 2.9   
## 1 2 1 1 1 3 1 2 1 2 1 1 1   
## 3.3 3.6 3.7 3.8 4.3 4.5 4.8 5.9 6.5 7.2 7.4 7.5 8.1   
## 1 1 1 2 1 1 1 1 1 1 2 1 1   
## 8.2 8.6 8.8 8.9 9.5 9.6 9.8 10.4 10.5 10.6 10.9 11.2 11.3   
## 2 1 1 2 1 3 1 2 3 1 1 1 1   
## 11.4 11.5 11.7 11.9 12 12.1 12.4 12.5 12.7 12.8 12.9 13.1 13.2   
## 1 2 3 1 1 4 1 1 1 1 1 1 1   
## 13.5 13.6 13.9 14.4 14.5 14.7 15 15.1 15.2 15.6 16.1 16.2 17   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 17.2 17.3 17.4 17.9 18 18.5 19 19.3 19.4 19.7 20 21 21.4   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 1 1   
## 21.7 22.2 22.3 22.7 22.8 22.9 23 23.1 23.2 23.3 23.4 23.5 23.6   
## 1 1 1 2 1 1 5 1 4 4 1 1 2   
## 23.7 23.8 23.9 24 24.1 24.3 24.7 24.8 25.1 25.2 25.4 25.5 25.6   
## 1 1 3 1 1 1 2 2 2 1 1 2 2   
## 25.7 25.8 26.5 26.9 27.5   
## 2 1 1 1 1   
##   
## $rain  
##   
## 73 174 208 212 214 216 236 244 252 257 272 276 278 281 290 293   
## 1 1 1 1 2 1 1 1 1 2 1 1 2 1 1 1   
## 296 301 305 310 338 354 355 374 380 384 420 422 436 475 484 500   
## 1 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2   
## 501 508 520 526 539 546 564 572 583 597 598 599 603 630 637 656   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 2 1 1 2 1 1   
## 657 664 682 691 692 703 706 723 762 780 781 788 790 793 803 834   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 859 867 872 882 915 926 964 972 976 977 996 1003 1016 1019 1027 1036   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 1037 1052 1085 1099 1117 1121 1150 1156 1165 1176 1184 1208 1211 1262 1263 1283   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 1307 1313 1315 1327 1379 1387 1397 1418 1427 1476 1505 1545 1555 1649 1661 1663   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 2 1 2 1 1 1 1 1   
## 1664 1698 1704 1720 1741 1831 1936 1974 1975 2012 2043 2087 2110 2142 2314 2315   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 2319 2421 2444 2462 2494 2542 2561 2567 2576 2585 2598 2607 2616 2660 2662 2664   
## 1 1 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 2674 2726 2731 2767 2770 2803 2814 2835 2865 2920 2993 3015 3031 3042 3048 3191   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 3269 3273 3283 3329 3612 3991   
## 1 1 2 1 1 1   
##   
## $rain.wetm  
##   
## 12 23 26 27 28 30 31 34 36 37 38 41 43 44 45 46 50 53 54 57   
## 1 2 1 1 2 1 3 1 1 3 1 2 1 1 2 1 1 1 1 4   
## 59 60 61 63 64 66 69 70 71 73 77 78 80 84 85 87 88 92 94 95   
## 1 1 1 1 1 1 1 2 1 1 2 2 1 1 1 1 1 2 1 1   
## 96 101 103 104 105 107 108 110 113 115 116 117 120 121 123 127 129 132 133 137   
## 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 4 2 1 1 1 2 1 2 1   
## 139 149 151 154 155 157 159 160 162 175 181 182 184 192 201 204 213 214 215 216   
## 1 2 2 1 1 1 3 3 1 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 217 224 235 246 247 251 253 254 255 261 265 270 275 278 287 288 290 299 300 301   
## 1 1 1 2 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 303 309 315 316 343 345 351 355 356 362 365 368 371 372 375 378 379 381 382 383   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 2 2 1 1 2 1 1 1 2 1 1 2   
## 384 386 390 394 397 401 412 416 428 458 459 470 471 472 481 503 506 515 521   
## 1 1 3 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 1 1 1 1 1 1   
##   
## $rain.drym  
##   
## 0 1 2 4 5 6 7 8 9 10 11 13 14 15 16 17 18 19 20 21   
## 7 5 7 1 2 2 5 3 7 2 6 3 3 2 3 1 2 1 5 1   
## 22 23 24 25 26 27 28 29 30 31 32 33 34 37 41 42 43 44 45 49   
## 1 3 3 1 3 4 4 2 2 1 4 2 3 2 1 1 2 1 1 1   
## 50 52 53 54 56 57 59 62 63 64 65 66 71 72 76 78 81 82 83 84   
## 1 2 1 2 1 1 1 1 4 2 1 1 3 1 1 1 2 1 1 1   
## 88 91 95 96 99 100 102 103 105 108 109 111 112 113 116 117 118 119 126 131   
## 2 1 1 1 2 2 2 4 1 1 1 1 2 4 1 1 1 1 1 1   
## 132 137 144 147 150 160 162 238   
## 1 1 1 1 1 1 1 1   
##   
## $rain.seas  
##   
## 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 22 23 24 25 26 27 28 29 30   
## 1 1 3 2 2 3 3 2 3 1 3 2 5 1 3 3 2 4 7 5   
## 31 32 33 34 35 36 37 38 39 40 41 42 43 44 45 46 47 49 50 51   
## 3 1 3 5 5 1 4 2 3 4 4 6 3 4 6 3 3 2 1 3   
## 56 57 59 60 61 62 63 65 66 68 69 71 73 74 78 82 83 84 85 86   
## 3 3 2 3 2 1 1 2 4 2 1 2 1 1 1 1 3 2 1 3   
## 87 88 89 93 100 101 104 106 110 113 115 118   
## 1 1 1 1 1 2 2 3 1 1 1 2   
##   
## $rain.wetqr  
##   
## 31 65 73 76 77 83 84 92 97 106 109 116 121 122 127 129   
## 1 2 1 1 2 1 1 3 1 2 2 1 3 1 2 1   
## 143 144 148 152 157 166 168 171 172 176 186 189 197 216 217 218   
## 1 1 1 2 1 1 1 1 2 2 1 1 2 1 1 1   
## 220 221 225 253 256 258 259 260 265 267 271 272 275 287 289 292   
## 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 299 308 311 313 321 322 325 328 332 333 338 339 347 355 358 372   
## 1 1 2 3 1 1 2 1 1 1 2 1 2 1 1 1   
## 382 408 409 414 426 432 438 443 446 450 451 455 458 468 469 472   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 1 1 1 1   
## 506 530 546 556 566 582 600 601 603 616 650 668 674 692 704 710   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 3 1 1   
## 719 721 724 735 753 759 767 778 790 803 806 836 853 870 885 900   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 943 970 989 994 1003 1004 1006 1007 1008 1009 1011 1012 1017 1023 1025 1026   
## 1 2 1 1 3 1 1 1 1 1 2 2 1 1 1 2   
## 1027 1031 1032 1050 1055 1091 1110 1117 1125 1136 1177 1245 1248 1278 1281 1294   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 1308 1310 1312 1313 1422   
## 1 1 1 1 1   
##   
## $rain.dryqr  
##   
## 0 4 5 7 9 10 11 12 16 20 22 24 25 27 28 29 31 33 34 35   
## 5 1 1 2 4 1 1 2 1 1 1 1 1 2 2 2 1 6 1 2   
## 36 40 44 48 49 50 52 54 55 59 62 64 65 67 68 71 73 75 77 81   
## 3 5 1 2 2 1 1 1 1 1 1 1 1 3 2 1 1 1 1 2   
## 84 85 90 92 95 97 98 99 100 102 104 105 106 111 112 117 125 132 133 137   
## 1 1 3 3 1 1 1 1 1 1 2 1 6 1 1 1 1 3 2 1   
## 138 139 143 150 162 163 165 176 177 186 195 196 198 200 201 204 205 208 212 213   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 1 1 2 1 1 1 1 1 1   
## 217 220 240 244 249 252 256 257 259 280 284 288 294 298 304 305 324 325 327 331   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 1 1 2 1 1 1   
## 335 336 339 340 345 349 350 352 359 365 372 374 379 380 381 383 385 388 389 391   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 1 1 1 1   
## 413 414 436 468 495 502 512 521 581 761   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
##   
## $rain.warmqr  
##   
## 0 2 10 11 13 19 25 30 32 33 37 38 39 48 50 51   
## 2 1 1 1 3 1 1 1 1 1 2 1 1 2 2 1   
## 54 57 60 61 71 75 77 84 87 89 93 98 100 102 106 109   
## 2 1 2 1 1 2 1 2 1 1 1 1 1 1 3 2   
## 117 120 121 122 123 134 142 144 150 157 158 160 162 168 176 184   
## 1 2 2 1 1 2 1 2 1 1 1 1 2 1 1 1   
## 185 188 191 197 200 202 205 209 213 218 222 256 258 262 266 268   
## 1 1 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2   
## 271 280 285 287 296 299 309 310 319 325 326 328 337 344 352 358   
## 1 1 1 1 1 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 371 375 382 383 385 388 391 392 394 397 403 407 408 415 428 439   
## 1 1 1 2 2 1 1 1 1 1 1 1 2 1 1 1   
## 451 453 458 463 472 486 501 506 515 524 537 600 616 626 631 650   
## 1 1 1 1 2 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 659 680 689 706 724 741 834 837 855 868 881 885 891 925 928 969   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 989 994 1001 1003 1004 1005 1007 1008 1009 1011 1012 1013 1019 1023 1027 1031   
## 1 1 2 3 2 1 1 1 1 2 2 1 1 1 1 1   
## 1110 1136   
## 1 1   
##   
## $rain.coldqr  
##   
## 0 7 10 12 13 20 29 30 34 38 41 42 43 44 45 46   
## 2 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 3 1 1 2 2   
## 47 49 52 54 55 57 63 68 71 73 77 79 80 84 85 89   
## 2 1 1 1 3 1 1 3 1 2 1 1 1 1 1 1   
## 90 95 97 98 104 105 106 108 111 112 114 116 120 122 123 126   
## 1 1 2 1 2 1 1 2 1 1 1 2 1 2 1 1   
## 127 128 129 133 134 135 137 144 155 162 165 166 171 172 176 184   
## 1 1 1 1 1 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 186 193 195 196 204 212 213 239 253 256 259 265 266 267 270 272   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 1 1 1 1   
## 275 277 279 280 283 284 287 288 292 296 297 298 304 311 313 322   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 1 2 1 1   
## 324 325 326 328 333 335 339 345 349 350 359 371 374 381 383 384   
## 1 2 1 1 1 1 1 1 2 2 1 2 1 2 2 1   
## 391 393 397 398 399 400 405 408 413 426 431 438 443 459 469 483   
## 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 489 495 504 523 542 560 566 580 633 642 652 670 705 718 838 848   
## 1 2 1 1 1 1 1 2 1 2 1 1 1 1 1 1   
## 975 1054 1206 1214   
## 1 1 1 1   
##   
## $LAI  
##   
## 0.51 1.01 1.24 1.26 1.29 1.32 1.46 1.51 1.67 1.76 1.89 1.93 1.99 2.01 2.07 2.14   
## 1 10 2 8 2 2 1 10 2 2 1 1 1 1 4 6   
## 2.15 2.17 2.24 2.26 2.42 2.51 2.6 2.71 2.76 2.79 2.82 2.96 3.07 3.14 3.26 3.35   
## 1 1 2 4 2 6 2 1 3 3 2 2 2 2 7 4   
## 3.39 3.46 3.48 3.57 4.03 4.04 4.07 4.14 4.26 4.5 4.51 6.99 NA   
## 1 1 1 2 2 5 6 7 17 9 22 1 6   
##   
## $NPP  
##   
## 1012 1023 1044 1102 1106 1119 1127 1131 1180 1209 121 1225 1266 1272 1274 1325   
## 2 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1   
## 1335 1405 1414 1415 1435 1461 1475 1552 1563 1648 1692 1761 1795 1800 1809 1857   
## 1 1 1 1 3 1 4 1 1 1 1 1 3 9 1 1   
## 1864 1886 1896 192 204 2132 2146 223 2246 2270 2296 2337 255 261 279 30   
## 8 3 1 1 1 1 2 3 1 2 1 1 1 1 1 3   
## 305 317 32 339 349 359 363 386 4 404 41 411 414 415 45 464   
## 2 1 1 2 1 1 1 1 2 2 1 1 1 1 1 1   
## 474 476 477 478 490 492 502 505 517 522 525 533 536 557 572 575   
## 1 1 2 2 1 1 1 1 1 1 3 1 1 1 2 1   
## 579 595 596 605 61 615 633 643 65 652 661 684 690 691 695 698   
## 1 1 1 2 2 1 1 2 2 1 1 1 1 1 1 1   
## 708 711 733 743 75 751 756 773 793 811 825 826 827 844 855 907   
## 1 1 1 1 2 1 2 2 1 1 2 1 1 1 1 1   
## 908 932 933 956 969 972 991 NA   
## 2 1 1 3 1 1 2 6   
##   
## $hemisphere  
##   
## -1 1   
## 96 82

### Abans de continuar anem a canviar els charters NA per NA's   
df.plantes[df.plantes=="NA"]<-NA  
any(is.na(df.plantes)) # Hi han valors perduts?

## [1] TRUE

### Encara que growthform tingui que ser factor no puc passar-la perque  
### després la necessite sense ser-ho i el mateix passa amb hemisphere  
  
df.plantes$entered.by<-as.factor(df.plantes$entered.by)  
df.plantes$LAI<-as.numeric(df.plantes$LAI)  
df.plantes$NPP<-as.numeric(df.plantes$NPP)  
  
sapply(df.plantes,class) # es confirmen els canvis

## sort\_number site Genus\_species Family   
## "numeric" "numeric" "character" "character"   
## growthform height loght Country   
## "character" "numeric" "numeric" "character"   
## Site lat long entered.by   
## "character" "numeric" "numeric" "factor"   
## alt temp diurn.temp isotherm   
## "numeric" "numeric" "numeric" "numeric"   
## temp.seas temp.max.warm temp.min.cold temp.ann.range   
## "numeric" "numeric" "numeric" "numeric"   
## temp.mean.wetqr temp.mean.dryqr temp.mean.warmqr temp.mean.coldqr   
## "numeric" "numeric" "numeric" "numeric"   
## rain rain.wetm rain.drym rain.seas   
## "numeric" "numeric" "numeric" "numeric"   
## rain.wetqr rain.dryqr rain.warmqr rain.coldqr   
## "numeric" "numeric" "numeric" "numeric"   
## LAI NPP hemisphere   
## "numeric" "numeric" "numeric"

## (b)  
rownames(df.plantes)<-paste(df.plantes$site,df.plantes$Family,sep="\_")  
df.plantes[1:3,] # confirma l'assignació

## sort\_number site Genus\_species Family growthform  
## 193\_Sapindaceae 1402 193 Acer\_macryophyllum Sapindaceae Tree  
## 103\_Malvaceae 25246 103 Quararibea\_cordata Malvaceae Tree  
## 54\_Poaceae 11648 54 Eragrostis\_dielsii Poaceae Herb  
## height loght Country Site lat long  
## 193\_Sapindaceae 28.0 1.4471580 USA Oregon - McDun 44.600 -123.334  
## 103\_Malvaceae 26.6 1.4248816 Peru Manu 12.183 -70.550  
## 54\_Poaceae 0.3 -0.5228787 Australia Central Australia 23.800 133.833  
## entered.by alt temp diurn.temp isotherm temp.seas temp.max.warm  
## 193\_Sapindaceae Angela 179 10.8 11.8 4.4 5.2 27.0  
## 103\_Malvaceae Angela 386 24.5 10.8 7.4 0.9 31.2  
## 54\_Poaceae Michelle 553 20.9 16.3 4.8 6.0 37.0  
## temp.min.cold temp.ann.range temp.mean.wetqr temp.mean.dryqr  
## 193\_Sapindaceae 0.3 26.7 4.9 17.4  
## 103\_Malvaceae 16.7 14.5 25.1 23.2  
## 54\_Poaceae 3.6 33.4 28.1 14.8  
## temp.mean.warmqr temp.mean.coldqr rain rain.wetm rain.drym  
## 193\_Sapindaceae 17.6 4.5 1208 217 13  
## 103\_Malvaceae 25.3 23.1 3015 416 99  
## 54\_Poaceae 28.1 12.8 278 37 9  
## rain.seas rain.wetqr rain.dryqr rain.warmqr rain.coldqr LAI  
## 193\_Sapindaceae 69 601 68 75 560 2.51  
## 103\_Malvaceae 45 1177 340 928 359 4.26  
## 54\_Poaceae 42 109 35 109 42 1.32  
## NPP hemisphere  
## 193\_Sapindaceae 572 1  
## 103\_Malvaceae 1405 -1  
## 54\_Poaceae 756 -1

## (c)  
df.plantes<-df.plantes[apply(df.plantes,1, function(x) sum(is.na(x)))<=6,]  
  
## (d)  
df.plantes<-df.plantes[,apply(df.plantes,2, function(x) sum(is.na(x)))<=15]  
  
## (e)  
  
### Quants valors perduts té la variable growthform?  
sum(is.na(df.plantes$growthform))

## [1] 10

table(df.plantes$growthform, useNA="always")

##   
## Fern Herb Herb/Shrub Shrub Shrub/Tree Tree <NA>   
## 1 44 1 49 12 61 10

var.estudi<-names(table(df.plantes$growthform, useNA="always"))[table(df.plantes$growthform, useNA="always")>2]  
var.estudi<-var.estudi[!is.na(var.estudi)]  
  
df.grwNA<-subset(df.plantes, is.na(df.plantes$growthform), select = c(growthform, height)); df.grwNA

## growthform height  
## 113\_Phyllanthaceae <NA> 14.80  
## 34\_Asteraceae <NA> 0.50  
## 104\_Lecythidaceae <NA> 10.00  
## 60\_Malvaceae <NA> 15.00  
## 130\_Melastomataceae <NA> 0.80  
## 102\_NA <NA> 2.50  
## 25\_Bruniaceae <NA> 3.00  
## 88\_Fabaceae - C <NA> 3.80  
## 172\_Polemoniaceae <NA> 0.81  
## 177\_Euphorbiaceae <NA> 1.00

df.singrNA<-subset(df.plantes, !is.na(df.plantes$growthform) & df.plantes$growthform%in%var.estudi, select = c(growthform, height)); head(df.singrNA)

## growthform height  
## 193\_Sapindaceae Tree 28.0  
## 103\_Malvaceae Tree 26.6  
## 54\_Poaceae Herb 0.3  
## 144\_Cistaceae Shrub 1.6  
## 178\_Polemoniaceae Herb 0.2  
## 59\_Salicaceae Shrub 1.7

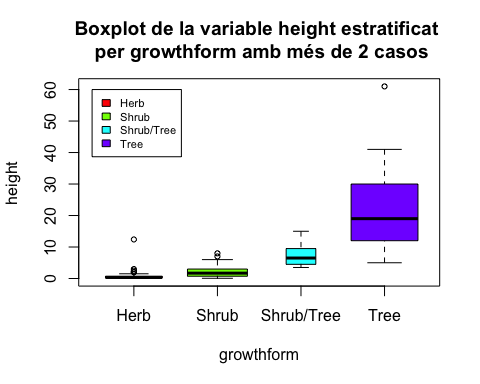
unique(df.singrNA$growthform) # Es comprova que no té els que només presenten 1 o 2 casos com "Fern"

## [1] "Tree" "Herb" "Shrub" "Shrub/Tree"

attach(df.singrNA)  
by(height,growthform,function(x) list(mean=mean(x),sd=sd(x),median=median(x),quantile=quantile(x)))

## growthform: Herb  
## $mean  
## [1] 0.8892545  
##   
## $sd  
## [1] 1.907728  
##   
## $median  
## [1] 0.325  
##   
## $quantile  
## 0% 25% 50% 75% 100%   
## 0.03220 0.20000 0.32500 0.71775 12.40000   
##   
## ------------------------------------------------------------   
## growthform: Shrub  
## $mean  
## [1] 2.324345  
##   
## $sd  
## [1] 1.907467  
##   
## $median  
## [1] 1.7  
##   
## $quantile  
## 0% 25% 50% 75% 100%   
## 0.07 0.72 1.70 3.00 8.00   
##   
## ------------------------------------------------------------   
## growthform: Shrub/Tree  
## $mean  
## [1] 7.375  
##   
## $sd  
## [1] 3.52346  
##   
## $median  
## [1] 6.5  
##   
## $quantile  
## 0% 25% 50% 75% 100%   
## 3.50 4.75 6.50 9.25 15.00   
##   
## ------------------------------------------------------------   
## growthform: Tree  
## $mean  
## [1] 21.12738  
##   
## $sd  
## [1] 11.23814  
##   
## $median  
## [1] 19  
##   
## $quantile  
## 0% 25% 50% 75% 100%   
## 5 12 19 30 61

boxplot(height~growthform, col=rainbow(4), varwidth=TRUE, main="Boxplot de la variable height estratificat \n per growthform amb més de 2 casos", cex=0.7)  
legend(0.5,60,legend=var.estudi,cex=0.7, fill = rainbow(4))



detach(df.singrNA)  
  
### En vista de la informació obtinguda és clasificaran per growthform en funció  
### de si estan dins de les caixes (i.e, si les altures dels NA's estàn entre el   
### primer i tercer quartil)  
  
for(i in 1:nrow(df.grwNA)){  
 if(df.grwNA$height[i]<0.72){df.grwNA$growthform[i]<-"Herb"; next}  
 if(df.grwNA$height[i]<4){df.grwNA$growthform[i]<-"Shrub"; next}  
 if(df.grwNA$height[i]<11){df.grwNA$growthform[i]<-"Shrub/Tree"; next}  
 else {df.grwNA$growthform[i]<-"Tree"}  
}  
df.grwNA

## growthform height  
## 113\_Phyllanthaceae Tree 14.80  
## 34\_Asteraceae Herb 0.50  
## 104\_Lecythidaceae Shrub/Tree 10.00  
## 60\_Malvaceae Tree 15.00  
## 130\_Melastomataceae Shrub 0.80  
## 102\_NA Shrub 2.50  
## 25\_Bruniaceae Shrub 3.00  
## 88\_Fabaceae - C Shrub 3.80  
## 172\_Polemoniaceae Shrub 0.81  
## 177\_Euphorbiaceae Shrub 1.00

df.plantes$growthform[is.na(df.plantes$growthform)]<-df.grwNA$growthform  
df.plantes["130\_Melastomataceae","growthform"] # Es corfirma que els casos s'han assignat de la manera correcta

## [1] "Shrub"

## (f)  
  
### Quants valors perduts té la variable LAI?  
sum(is.na(df.plantes$LAI))

## [1] 6

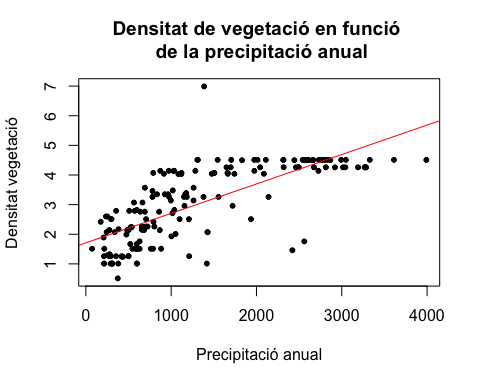
df.laiNA<-subset(df.plantes, is.na(df.plantes$LAI), select=c(LAI, rain)); df.laiNA

## LAI rain  
## 118\_Rhizophoraceae NA 2585  
## 123\_Lamiaceae NA 3031  
## 139\_Moraceae NA 1315  
## 180\_Pinaceae NA 1327  
## 60\_Malvaceae NA 1397  
## 198\_Ericaceae NA 977

df.sinlaiNA<-subset(df.plantes, !is.na(df.plantes$LAI), select=c(LAI, rain)); head(df.sinlaiNA)

## LAI rain  
## 193\_Sapindaceae 2.51 1208  
## 103\_Malvaceae 4.26 3015  
## 54\_Poaceae 1.32 278  
## 144\_Cistaceae 1.01 598  
## 178\_Polemoniaceae 3.26 976  
## 59\_Salicaceae 6.99 1387

attach(df.sinlaiNA) # utilitzem un data.frame sense els NA's de LAI  
plot(LAI~rain, pch=20, main="Densitat de vegetació en funció \n de la precipitació anual",   
 xlab="Precipitació anual", ylab="Densitat vegetació")  
abline(lm(LAI~rain), col="red")



model.densitat<-lm(LAI~rain)  
summary(model.densitat) # r^2=0.557 relació lineal positiva moderada

##   
## Call:  
## lm(formula = LAI ~ rain)  
##   
## Residuals:  
## Min 1Q Median 3Q Max   
## -2.6565 -0.6702 0.0484 0.5450 3.9006   
##   
## Coefficients:  
## Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)   
## (Intercept) 1.712e+00 1.112e-01 15.40 <2e-16 \*\*\*  
## rain 9.933e-04 6.794e-05 14.62 <2e-16 \*\*\*  
## ---  
## Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1  
##   
## Residual standard error: 0.8507 on 170 degrees of freedom  
## Multiple R-squared: 0.557, Adjusted R-squared: 0.5544   
## F-statistic: 213.8 on 1 and 170 DF, p-value: < 2.2e-16

coef<-model.densitat$coefficients; coef

## (Intercept) rain   
## 1.7117756518 0.0009932623

den<-function(x){  
 return(coef[1]+coef[2]\*x)  
}  
  
detach(df.sinlaiNA)  
  
df.laiNA$LAI<-den(df.laiNA$rain); df.laiNA

## LAI rain  
## 118\_Rhizophoraceae 4.279359 2585  
## 123\_Lamiaceae 4.722354 3031  
## 139\_Moraceae 3.017916 1315  
## 180\_Pinaceae 3.029835 1327  
## 60\_Malvaceae 3.099363 1397  
## 198\_Ericaceae 2.682193 977

df.plantes$LAI[is.na(df.plantes$LAI)]<-df.laiNA$LAI  
df.plantes["180\_Pinaceae","LAI"] # Comprovació

## [1] 3.029835

## (g)  
  
### Quants valors perduts té la variable LAI?  
sum(is.na(df.plantes$NPP))

## [1] 6

df.nppNA<-subset(df.plantes, is.na(df.plantes$NPP), select=c(NPP, rain)); df.nppNA

## NPP rain  
## 118\_Rhizophoraceae NA 2585  
## 123\_Lamiaceae NA 3031  
## 139\_Moraceae NA 1315  
## 180\_Pinaceae NA 1327  
## 60\_Malvaceae NA 1397  
## 198\_Ericaceae NA 977

df.sinppNA<-subset(df.plantes, !is.na(df.plantes$NPP), select=c(NPP, rain)); head(df.sinppNA)

## NPP rain  
## 193\_Sapindaceae 572 1208  
## 103\_Malvaceae 1405 3015  
## 54\_Poaceae 756 278  
## 144\_Cistaceae 359 598  
## 178\_Polemoniaceae 1131 976  
## 59\_Salicaceae 1552 1387

attach(df.sinppNA)   
  
plot(NPP~rain, pch=20, main="Grau acum. de CO2 en funció \n de la precipitació anual", xlab="Precipitació anual", ylab="Grau acum. CO2")  
abline(lm(NPP~rain), col="red")  
  
model.co2<-lm(NPP~rain)  
summary(model.co2) # r^2=0.6208 relació lineal positiva moderada

##   
## Call:  
## lm(formula = NPP ~ rain)  
##   
## Residuals:  
## Min 1Q Median 3Q Max   
## -1477.71 -220.61 10.14 213.03 1146.81   
##   
## Coefficients:  
## Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)   
## (Intercept) 270.97724 50.55436 5.36 2.68e-07 \*\*\*  
## rain 0.51538 0.03089 16.68 < 2e-16 \*\*\*  
## ---  
## Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1  
##   
## Residual standard error: 386.8 on 170 degrees of freedom  
## Multiple R-squared: 0.6208, Adjusted R-squared: 0.6186   
## F-statistic: 278.4 on 1 and 170 DF, p-value: < 2.2e-16

coef2<-model.co2$coefficients; coef2

## (Intercept) rain   
## 270.9772393 0.5153807

fco2<-function(x){  
 return(coef2[1]+coef2[2]\*x)  
}  
  
detach(df.sinppNA)  
  
df.nppNA$NPP<-fco2(df.nppNA$rain); df.nppNA

## NPP rain  
## 118\_Rhizophoraceae 1603.2364 2585  
## 123\_Lamiaceae 1833.0962 3031  
## 139\_Moraceae 948.7029 1315  
## 180\_Pinaceae 954.8874 1327  
## 60\_Malvaceae 990.9641 1397  
## 198\_Ericaceae 774.5042 977

df.plantes$NPP[is.na(df.plantes$NPP)]<-df.nppNA$NPP  
df.plantes["180\_Pinaceae","NPP"] # Comprovació

## [1] 954.8874

## (h)  
  
### Abans de que es perdin els signe de nort i sud es crearà una nova   
### variable que puga facilitar les operacions en l'apartat següent  
  
df.plantes$tropic<-df.plantes$lat\*df.plantes$hemisphere  
df.plantes$hemisphere<- factor(df.plantes$hemisphere, levels=c(-1,1), labels=c("South","North"))  
head(df.plantes["hemisphere"])

## hemisphere  
## 193\_Sapindaceae North  
## 103\_Malvaceae South  
## 54\_Poaceae South  
## 144\_Cistaceae North  
## 178\_Polemoniaceae North  
## 59\_Salicaceae South

## (i)  
  
attach(df.plantes)  
df.plantes$tropic<-cut(tropic, breaks=c(min(tropic),-23.27,23.27,max(tropic)), labels = c("Capricorn","Tropical","Cancer"), include.lowest=T)  
detach(df.plantes)  
head(df.plantes["tropic"])

## tropic  
## 193\_Sapindaceae Cancer  
## 103\_Malvaceae Tropical  
## 54\_Poaceae Capricorn  
## 144\_Cistaceae Cancer  
## 178\_Polemoniaceae Cancer  
## 59\_Salicaceae Tropical

# Pas(4): Anàlisi  
df.plantes$logheight<-log(df.plantes$height) # es necessitarà més avant  
df.plantsi<-subset(df.plantes, select = c(height,logheight,growthform,LAI,rain,temp,hemisphere,  
 diurn.temp,NPP,tropic))  
head(df.plantsi)

## height logheight growthform LAI rain temp hemisphere  
## 193\_Sapindaceae 28.0 3.3322045 Tree 2.51 1208 10.8 North  
## 103\_Malvaceae 26.6 3.2809112 Tree 4.26 3015 24.5 South  
## 54\_Poaceae 0.3 -1.2039728 Herb 1.32 278 20.9 South  
## 144\_Cistaceae 1.6 0.4700036 Shrub 1.01 598 19.9 North  
## 178\_Polemoniaceae 0.2 -1.6094379 Herb 3.26 976 9.7 North  
## 59\_Salicaceae 1.7 0.5306283 Shrub 6.99 1387 22.6 South  
## diurn.temp NPP tropic  
## 193\_Sapindaceae 11.8 572 Cancer  
## 103\_Malvaceae 10.8 1405 Tropical  
## 54\_Poaceae 16.3 756 Capricorn  
## 144\_Cistaceae 9.7 359 Cancer  
## 178\_Polemoniaceae 10.7 1131 Cancer  
## 59\_Salicaceae 7.4 1552 Tropical

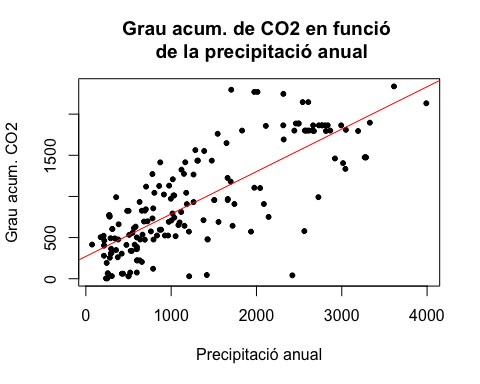
## (a)  
  
### Les variables escollides són:  
names(df.plantsi)

## [1] "height" "logheight" "growthform" "LAI" "rain"   
## [6] "temp" "hemisphere" "diurn.temp" "NPP" "tropic"

### De quin tipus són?  
sapply(df.plantsi,class)

## height logheight growthform LAI rain temp   
## "numeric" "numeric" "character" "numeric" "numeric" "numeric"   
## hemisphere diurn.temp NPP tropic   
## "factor" "numeric" "numeric" "factor"

### Estudi univariant:  
  
library(psych)



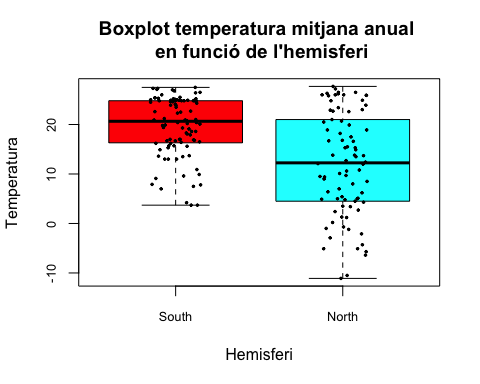
describe(df.plantsi[!(names(df.plantsi)%in%c("growthform","hemisphere","tropic"))]) # per a vars numèriques

## vars n mean sd median trimmed mad min max  
## height 1 178 8.91 11.32 3.25 6.83 4.51 0.03 61.00  
## logheight 2 178 1.06 1.81 1.18 1.16 2.26 -3.44 4.11  
## LAI 3 178 3.05 1.26 3.12 3.09 1.69 0.51 6.99  
## rain 4 178 1344.14 954.79 1044.50 1260.56 915.51 73.00 3991.00  
## temp 5 178 16.13 9.20 18.00 17.11 10.08 -11.10 27.70  
## diurn.temp 6 178 9.91 3.14 9.75 9.66 3.93 4.60 17.90  
## NPP 7 178 963.72 621.16 825.50 942.29 638.26 4.00 2337.00  
## range skew kurtosis se  
## height 60.97 1.61 2.37 0.85  
## logheight 7.55 -0.41 -0.79 0.14  
## LAI 6.48 -0.09 -1.01 0.09  
## rain 3918.00 0.69 -0.72 71.56  
## temp 38.80 -0.81 -0.16 0.69  
## diurn.temp 13.30 0.50 -0.49 0.24  
## NPP 2333.00 0.41 -0.94 46.56

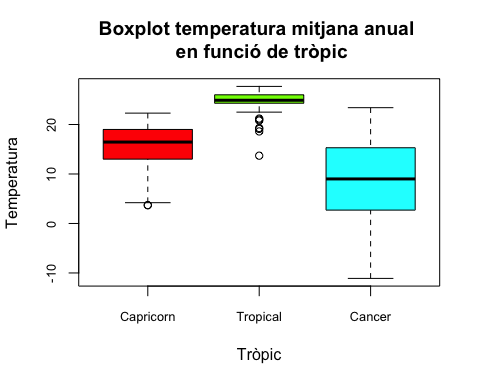
sapply(df.plantsi[c("growthform","hemisphere","tropic")], table, useNA="always") # ver a factors

## $growthform  
##   
## Fern Herb Herb/Shrub Shrub Shrub/Tree Tree <NA>   
## 1 45 1 55 13 63 0   
##   
## $hemisphere  
##   
## South North <NA>   
## 96 82 0   
##   
## $tropic  
##   
## Capricorn Tropical Cancer <NA>   
## 48 65 65 0

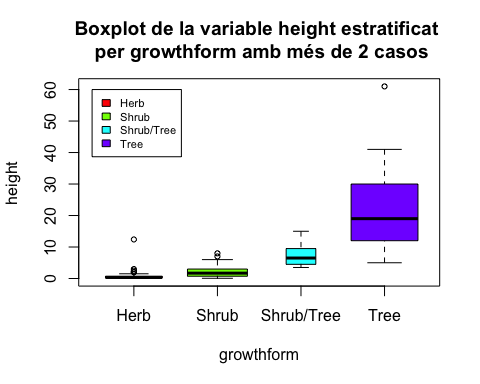
## (b)  
  
boxplot(df.plantsi$temp~df.plantsi$hemisphere,col=rainbow(4)[c(1,3)],xlab="Hemisferi",ylab="Temperatura",cex.axis=0.8,   
 main="Boxplot temperatura mitjana anual \n en funció de l'hemisferi")  
frequencies<-as.vector(table(df.plantsi$hemisphere))   
desvia1<-jitter(rep(1,frequencies[1]),amount=0.15)   
points(desvia1,df.plantsi$temp[df.plantsi$hemisphere=="South"],cex=0.5,pch=20)   
desvia2<-jitter(rep(2,frequencies[2]),amount=0.15)   
points(desvia2,df.plantsi$temp[df.plantsi$hemisphere=="North"],cex=0.5,pch=20)



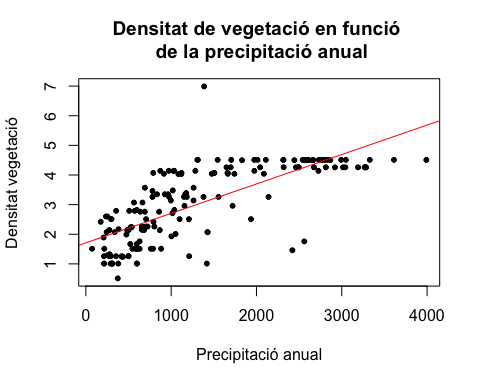
#### S' observa de les gràfiques que, en general, les temperatures en l'hemisferi sud  
#### són molt meés altes que en el Nord. Això s'observa en que el registre de temperatura  
#### més baixa del sud és superior al 25% de registres del nord. A més, el 50% aprox. dels  
#### registres de temperatures a l'hemisferi sud són superior al 75% de les del nord.  
  
boxplot(df.plantsi$temp~df.plantsi$tropic,col=rainbow(4)[1:3],xlab="Tròpic",ylab="Temperatura",cex.axis=0.8,   
 main="Boxplot temperatura mitjana anual \n en funció de tròpic")



#### Clarament, del gràfic s'interpretar que sense dubte la zona més calida és  
#### la Tropical (les seues temperatures són superiors al 100% de les temperatures  
#### de les altres dos zones i la més freda és Cancer)  
  
## (c)  
  
attach(df.singrNA)  
boxplot(height~growthform, col=rainbow(4), varwidth=TRUE, main="Boxplot de la variable height estratificat \n per growthform amb més de 2 casos", cex=0.7)  
legend(0.5,60,legend=var.estudi,cex=0.7, fill = rainbow(4))



detach(df.singrNA)  
  
#### En l'apartat (e) anterior, s'han classificat les plantes amb growthform NA segons la altura   
#### que presentaven i tenin en compte les altures dels altres growthforms.   
#### Aquesta classificació no és una mala estimació, ja que suposant que aquestes plantes  
#### que presenten NA's no formen part dels 50% percent dels extrems (es a dir segueixen al mitja)   
#### la estimació no és del tot incorrecta. Però mai serà correcta. Si es suposa que aquestes plantes   
#### es comporte com la mitjana de les plantes de la classificació de growthform, aleshores   
#### la classificació donada és més que correcta. Encara que aquesta informació ignora certes variables   
#### que hagueren ajudat a afinar les estimaciones com, per exemple, la quantitat de plutja que soperten  
#### la zona on es troben, les temperatures (major temperatures menor creixement, més o menys), la seua NPP,  
#### entre altres.  
  
## (d)  
  
attach(df.sinlaiNA) # utilitzem un data.frame sense els NA's de LAI  
plot(LAI~rain, pch=20, main="Densitat de vegetació en funció \n de la precipitació anual",   
 xlab="Precipitació anual", ylab="Densitat vegetació")  
abline(lm(LAI~rain), col="red")



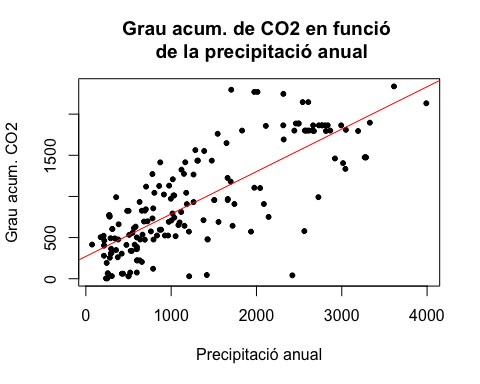
model.densitat<-lm(LAI~rain)  
summary(model.densitat) # r^2=0.557 relació lineal positiva moderada

##   
## Call:  
## lm(formula = LAI ~ rain)  
##   
## Residuals:  
## Min 1Q Median 3Q Max   
## -2.6565 -0.6702 0.0484 0.5450 3.9006   
##   
## Coefficients:  
## Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)   
## (Intercept) 1.712e+00 1.112e-01 15.40 <2e-16 \*\*\*  
## rain 9.933e-04 6.794e-05 14.62 <2e-16 \*\*\*  
## ---  
## Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1  
##   
## Residual standard error: 0.8507 on 170 degrees of freedom  
## Multiple R-squared: 0.557, Adjusted R-squared: 0.5544   
## F-statistic: 213.8 on 1 and 170 DF, p-value: < 2.2e-16

coef<-model.densitat$coefficients; coef

## (Intercept) rain   
## 1.7117756518 0.0009932623

den<-function(x){  
 return(coef[1]+coef[2]\*x)  
}  
detach(df.sinlaiNA)  
  
attach(df.sinppNA)   
plot(NPP~rain, pch=20, main="Grau acum. de CO2 en funció \n de la precipitació anual",   
 xlab="Precipitació anual", ylab="Grau acum. CO2")  
abline(lm(NPP~rain), col="red")



model.co2<-lm(NPP~rain)  
summary(model.co2) # r^2=0.6208 relació lineal positiva moderada

##   
## Call:  
## lm(formula = NPP ~ rain)  
##   
## Residuals:  
## Min 1Q Median 3Q Max   
## -1477.71 -220.61 10.14 213.03 1146.81   
##   
## Coefficients:  
## Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)   
## (Intercept) 270.97724 50.55436 5.36 2.68e-07 \*\*\*  
## rain 0.51538 0.03089 16.68 < 2e-16 \*\*\*  
## ---  
## Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1  
##   
## Residual standard error: 386.8 on 170 degrees of freedom  
## Multiple R-squared: 0.6208, Adjusted R-squared: 0.6186   
## F-statistic: 278.4 on 1 and 170 DF, p-value: < 2.2e-16

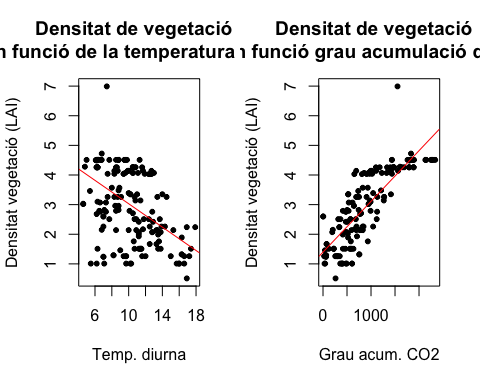
coef2<-model.co2$coefficients; coef2

## (Intercept) rain   
## 270.9772393 0.5153807

fco2<-function(x){  
 return(coef2[1]+coef2[2]\*x)  
}  
detach(df.sinppNA)  
  
#### En els dos casos, les aproximaciones es fan per ajust de mínims quadrats a una recta  
#### i observant el coeficient de regressió al quadrat en els dos casos, els ajust presenten  
#### una relació lienal moderada. Per tant, una estimació dels valors de LAI i NPP en funció  
#### de la precipitació anual soportada per la planta és una bona estimació encara que no  
#### del tot correcta però es una estimació que fa minim els errors respecte dels dades sense NA's  
  
## (e)  
estudivarsnum<-function(x){  
 quartils<-quantile(x, na.rm=T)  
 minim<-quartils[1]  
 maxim<-quartils[5]  
 q1<-quartils[2]  
 Md<-quartils[3]  
 q3<-quartils[4]  
 rang<-max(x)-min(x)  
 R.I<- q3-q1  
 mitjana<-mean(x)  
 desv<-sqrt(mean((x-mean(x))^2))  
 desv.med<-mean(abs(x-median(x)))  
 CV<-desv/mitjana  
 alpha.sim<-((q3-Md)-(Md-q1))/R.I  
 mu4<-mean((x-mean(x))^4)  
 Kurtosis<-mu4/desv^4  
 llista<-list(min=minim,Q1=q1,mediana=Md,mitjana=mitjana,  
 Q3=q3,max=maxim,rang=rang,R.I=R.I,desv=desv,desv.med=desv.med,  
 CV=CV,alpha=alpha.sim,curtosi=Kurtosis)  
 lapply(llista,round,2)  
}  
  
estudiconj<-function(x){  
 list(Estudi\_univariant=t(sapply(x, estudivarsnum)),Covaciancia=cov(x), Correlacio=cor(x), Correlacio2=cor(x)^2)  
}  
  
estudiconj(df.plantes[,c("LAI","diurn.temp","NPP")])

## $Estudi\_univariant  
## min Q1 mediana mitjana Q3 max rang R.I desv desv.med  
## LAI 0.51 2.07 3.12 3.05 4.26 6.99 6.48 2.19 1.26 1.11   
## diurn.temp 4.6 7 9.75 9.91 11.7 17.9 13.3 4.7 3.13 2.57   
## NPP 4 490.5 825.5 963.72 1471.5 2337 2333 981 619.41 514.3   
## CV alpha curtosi  
## LAI 0.41 0.04 2.01   
## diurn.temp 0.32 -0.17 2.53   
## NPP 0.64 0.32 2.08   
##   
## $Covaciancia  
## LAI diurn.temp NPP  
## LAI 1.594442 -1.948258 660.6522  
## diurn.temp -1.948258 9.877274 -767.7566  
## NPP 660.652173 -767.756560 385838.8657  
##   
## $Correlacio  
## LAI diurn.temp NPP  
## LAI 1.0000000 -0.4909345 0.8422976  
## diurn.temp -0.4909345 1.0000000 -0.3932801  
## NPP 0.8422976 -0.3932801 1.0000000  
##   
## $Correlacio2  
## LAI diurn.temp NPP  
## LAI 1.0000000 0.2410167 0.7094652  
## diurn.temp 0.2410167 1.0000000 0.1546693  
## NPP 0.7094652 0.1546693 1.0000000

attach(df.plantsi)  
layout(matrix(c(1,2),nrow=1))  
plot(LAI~diurn.temp, pch=20, xlab="Temp. diurna", ylab="Densitat vegetació (LAI)",  
 main="Densitat de vegetació \n en funció de la temperatura diurna")  
abline(lm(LAI~diurn.temp), col="red")  
  
plot(LAI~NPP, pch=20, xlab="Grau acum. CO2", ylab="Densitat vegetació (LAI)",  
 main="Densitat de vegetació \n en funció grau acumulació de CO2")  
abline(lm(LAI~NPP), col="red")



layout(1)  
  
#### Es poden extraure les següents conclusions:  
#### La relació lineal entre LAI i NPP és gairebé forta, en canvi, la relació  
#### entre LAI i diurn.temp es feble. Encara així, es pot concloure que una   
#### una planta que acumula major cantitat de CO2 sol ser perte té una major densitat  
#### vegetal i per altra banda, encara que no del tot fiable, es té que una temp. diurna  
#### alta sol anar relacionat aun una menor quantitat de densitat (totalment intuitiu).  
  
## (f)  
  
### Es té 3 variables categòriques: growthform, hemisphere i tropic  
  
attach(df.plantsi)

## The following objects are masked from df.plantsi (pos = 3):  
##   
## diurn.temp, growthform, height, hemisphere, LAI, logheight, NPP,  
## rain, temp, tropic

describeBy(LAI,growthform)

##   
## Descriptive statistics by group   
## group: Fern  
## vars n mean sd median trimmed mad min max range skew kurtosis se  
## X1 1 1 4.04 NA 4.04 4.04 0 4.04 4.04 0 NA NA NA  
## ------------------------------------------------------------   
## group: Herb  
## vars n mean sd median trimmed mad min max range skew kurtosis se  
## X1 1 45 2.59 1.19 2.51 2.57 1.56 0.51 4.51 4 0.07 -1.38 0.18  
## ------------------------------------------------------------   
## group: Herb/Shrub  
## vars n mean sd median trimmed mad min max range skew kurtosis se  
## X1 1 1 3.35 NA 3.35 3.35 0 3.35 3.35 0 NA NA NA  
## ------------------------------------------------------------   
## group: Shrub  
## vars n mean sd median trimmed mad min max range skew kurtosis se  
## X1 1 55 2.44 1.28 2.14 2.31 0.96 1.01 6.99 5.98 1.15 1.15 0.17  
## ------------------------------------------------------------   
## group: Shrub/Tree  
## vars n mean sd median trimmed mad min max range skew kurtosis se  
## X1 1 13 3.95 1.08 4.26 4.15 0.36 1.01 4.72 3.71 -1.78 1.79 0.3  
## ------------------------------------------------------------   
## group: Tree  
## vars n mean sd median trimmed mad min max range skew kurtosis se  
## X1 1 63 3.7 0.9 4.07 3.82 0.65 1.51 4.51 3 -0.87 -0.53 0.11

describeBy(LAI,hemisphere)

##   
## Descriptive statistics by group   
## group: South  
## vars n mean sd median trimmed mad min max range skew kurtosis se  
## X1 1 96 3.26 1.29 4.04 3.33 0.7 1.01 6.99 5.98 -0.23 -0.92 0.13  
## ------------------------------------------------------------   
## group: North  
## vars n mean sd median trimmed mad min max range skew kurtosis se  
## X1 1 82 2.79 1.18 2.78 2.8 1.69 0.51 4.72 4.21 0 -1.19 0.13

describeBy(LAI,tropic)

##   
## Descriptive statistics by group   
## group: Capricorn  
## vars n mean sd median trimmed mad min max range skew kurtosis se  
## X1 1 48 2.26 1 2.1 2.18 0.93 1.01 4.51 3.5 0.79 -0.43 0.15  
## ------------------------------------------------------------   
## group: Tropical  
## vars n mean sd median trimmed mad min max range skew kurtosis se  
## X1 1 65 4.31 0.5 4.26 4.34 0.36 2.51 6.99 4.48 1.27 13.63 0.06  
## ------------------------------------------------------------   
## group: Cancer  
## vars n mean sd median trimmed mad min max range skew kurtosis se  
## X1 1 65 2.37 0.94 2.51 2.35 1.11 0.51 4.26 3.75 0.01 -0.99 0.12

detach(df.plantsi)  
  
library(vioplot)

## Loading required package: sm

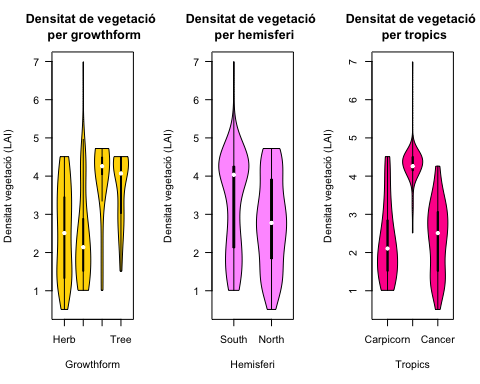
## Package 'sm', version 2.2-5.7: type help(sm) for summary information

## Loading required package: zoo

##   
## Attaching package: 'zoo'

## The following objects are masked from 'package:base':  
##   
## as.Date, as.Date.numeric

layout(matrix(c(1,2,3), nrow=1))  
x1<-df.plantsi$LAI[df.plantsi$growthform=="Fern"] # no posem aquest casos perque només hi ha un  
x2<-df.plantsi$LAI[df.plantsi$growthform=="Herb"]  
x3<-df.plantsi$LAI[df.plantsi$growthform=="Herb/Shrub"] #només hi ha un cas  
x4<-df.plantsi$LAI[df.plantsi$growthform=="Shrub"]  
x5<-df.plantsi$LAI[df.plantsi$growthform=="Shrub/Tree"]  
x6<-df.plantsi$LAI[df.plantsi$growthform=="Tree"]  
vioplot(x2, x4, x5, x6, names=c("Herb","Shrub","Shrub/Tree","Tree"), col="gold",  
 ylab="Densitat vegetació (LAI)",xlab="Growthform",   
 main="Densitat de vegetació \n per growthform", las=1) # no es gràfiquen els casos   
  
  
y1<-df.plantsi$LAI[df.plantsi$hemisphere=="South"]  
y2<-df.plantsi$LAI[df.plantsi$hemisphere=="North"]  
vioplot(y1,y2,names=c("South","North"), ylab="Densitat vegetació (LAI)", xlab="Hemisferi",  
 col=cm.colors(8)[7],las=1, main="Densitat de vegetació \n per hemisferi")  
  
z1<-df.plantsi$LAI[df.plantsi$tropic=="Capricorn"]  
z2<-df.plantsi$LAI[df.plantsi$tropic=="Tropical"]  
z3<-df.plantsi$LAI[df.plantsi$tropic=="Cancer"]  
vioplot(z1,z2,z3,names=c("Carpicorn","Tropical","Cancer"), col=rainbow(10)[10],  
 ylab="Densitat vegetació (LAI)", xlab="Tropics",  
 main="Densitat de vegetació \n per tropics")



layout(1)  
  
  
#### Conclusion: De mediana el growthform amb major LAI es Shrub/Tree, per  
#### en hemisferi Sud i en el zona Tropical.  
  
## (g)  
  
estudiconj(df.plantes[,c("height","diurn.temp","NPP")])

## $Estudi\_univariant  
## min Q1 mediana mitjana Q3 max rang R.I desv desv.med  
## height 0.03 0.7 3.25 8.91 14.48 61 60.97 13.77 11.29 7.84   
## diurn.temp 4.6 7 9.75 9.91 11.7 17.9 13.3 4.7 3.13 2.57   
## NPP 4 490.5 825.5 963.72 1471.5 2337 2333 981 619.41 514.3   
## CV alpha curtosi  
## height 1.27 0.63 5.43   
## diurn.temp 0.32 -0.17 2.53   
## NPP 0.64 0.32 2.08   
##   
## $Covaciancia  
## height diurn.temp NPP  
## height 128.134911 -3.214315 2313.9590  
## diurn.temp -3.214315 9.877274 -767.7566  
## NPP 2313.958965 -767.756560 385838.8657  
##   
## $Correlacio  
## height diurn.temp NPP  
## height 1.00000000 -0.09035167 0.3290932  
## diurn.temp -0.09035167 1.00000000 -0.3932801  
## NPP 0.32909322 -0.39328012 1.0000000  
##   
## $Correlacio2  
## height diurn.temp NPP  
## height 1.000000000 0.008163424 0.1083023  
## diurn.temp 0.008163424 1.000000000 0.1546693  
## NPP 0.108302346 0.154669254 1.0000000

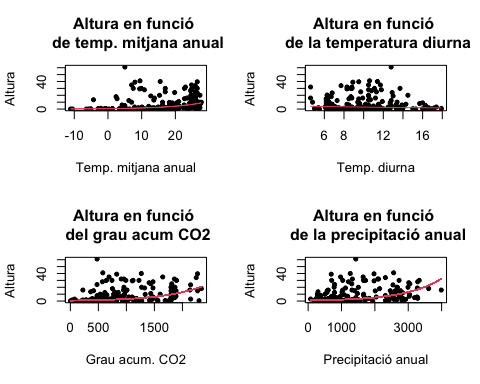
#### NO està la variable logheight  
df.plantes$logheight<-log(df.plantes$height) # ara sí  
  
estudiconj(df.plantes[,c("height","logheight","diurn.temp","NPP", "rain","temp")])

## $Estudi\_univariant  
## min Q1 mediana mitjana Q3 max rang R.I desv   
## height 0.03 0.7 3.25 8.91 14.48 61 60.97 13.77 11.29   
## logheight -3.44 -0.35 1.18 1.06 2.67 4.11 7.55 3.03 1.81   
## diurn.temp 4.6 7 9.75 9.91 11.7 17.9 13.3 4.7 3.13   
## NPP 4 490.5 825.5 963.72 1471.5 2337 2333 981 619.41  
## rain 73 574.75 1044.5 1344.14 2076 3991 3918 1501.25 952.1   
## temp -11.1 9.75 18 16.13 24.75 27.7 38.8 15 9.18   
## desv.med CV alpha curtosi  
## height 7.84 1.27 0.63 5.43   
## logheight 1.52 1.71 -0.01 2.23   
## diurn.temp 2.57 0.32 -0.17 2.53   
## NPP 514.3 0.64 0.32 2.08   
## rain 774.86 0.71 0.37 2.31   
## temp 7.42 0.57 -0.1 2.88   
##   
## $Covaciancia  
## height logheight diurn.temp NPP rain  
## height 128.134911 16.3699678 -3.2143152 2313.9590 4043.7474  
## logheight 16.369968 3.2802069 -0.6554674 558.1226 833.1051  
## diurn.temp -3.214315 -0.6554674 9.8772742 -767.7566 -1512.5214  
## NPP 2313.958965 558.1226046 -767.7565602 385838.8657 469831.5827  
## rain 4043.747408 833.1051004 -1512.5213610 469831.5827 911620.4265  
## temp 23.700174 8.2711969 -1.0997772 3992.1573 4846.3247  
## temp  
## height 23.700174  
## logheight 8.271197  
## diurn.temp -1.099777  
## NPP 3992.157254  
## rain 4846.324678  
## temp 84.692973  
##   
## $Correlacio  
## height logheight diurn.temp NPP rain temp  
## height 1.00000000 0.7984790 -0.09035167 0.3290932 0.3741479 0.22750666  
## logheight 0.79847895 1.0000000 -0.11515476 0.4961077 0.4817727 0.49624261  
## diurn.temp -0.09035167 -0.1151548 1.00000000 -0.3932801 -0.5040527 -0.03802441  
## NPP 0.32909322 0.4961077 -0.39328012 1.0000000 0.7921952 0.69836259  
## rain 0.37414786 0.4817727 -0.50405269 0.7921952 1.0000000 0.55154607  
## temp 0.22750666 0.4962426 -0.03802441 0.6983626 0.5515461 1.00000000  
##   
## $Correlacio2  
## height logheight diurn.temp NPP rain temp  
## height 1.000000000 0.63756863 0.008163424 0.1083023 0.1399866 0.051759281  
## logheight 0.637568635 1.00000000 0.013260619 0.2461229 0.2321049 0.246256728  
## diurn.temp 0.008163424 0.01326062 1.000000000 0.1546693 0.2540691 0.001445856  
## NPP 0.108302346 0.24612290 0.154669254 1.0000000 0.6275732 0.487710302  
## rain 0.139986618 0.23210490 0.254069116 0.6275732 1.0000000 0.304203065  
## temp 0.051759281 0.24625673 0.001445856 0.4877103 0.3042031 1.000000000

### Observant la taula de Correlacio2, aquesta és més alta si es pren la   
### variable logheight. Aleshores, es treballarà amb logheight  
  
#### Per a VARS NUMÈRIQUES:  
attach(df.plantsi)

## The following objects are masked from df.plantsi (pos = 6):  
##   
## diurn.temp, growthform, height, hemisphere, LAI, logheight, NPP,  
## rain, temp, tropic

layout(matrix(c(1,2,3,4),nrow=2, byrow=T))  
logmod4<-lm(logheight~temp)  
heigcoef4<-logmod4$coefficients  
plot(height~temp, pch=20, xlab="Temp. mitjana anual", ylab="Altura",  
 main="Altura en funció \n de temp. mitjana anual")  
x<-seq(min(temp,na.rm=TRUE),max(temp,na.rm=TRUE),by=0.05)  
points(x,exp(heigcoef4[1]+heigcoef4[2]\*x),type="l",col=2)  
  
logmod<-lm(logheight~diurn.temp)  
heigcoef<-logmod$coefficients  
plot(height~diurn.temp, pch=20, xlab="Temp. diurna", ylab="Altura",  
 main="Altura en funció \n de la temperatura diurna")  
x<-seq(min(diurn.temp,na.rm=TRUE),max(diurn.temp,na.rm=TRUE),by=0.05)  
points(x,exp(heigcoef[1]+heigcoef[2]\*x),type="l",col=2)  
  
logmod2<-lm(logheight~NPP)  
heigcoef2<-logmod2$coefficients  
plot(height~NPP, pch=20, xlab="Grau acum. CO2", ylab="Altura",  
 main="Altura en funció \n del grau acum CO2")  
x<-seq(min(NPP,na.rm=TRUE),max(NPP,na.rm=TRUE),by=0.05)  
points(x,exp(heigcoef2[1]+heigcoef2[2]\*x),type="l",col=2)  
  
logmod3<-lm(logheight~rain)  
heigcoef3<-logmod3$coefficients  
plot(height~rain, pch=20, xlab="Precipitació anual", ylab="Altura",  
 main="Altura en funció \n de la precipitació anual")  
x<-seq(min(rain,na.rm=TRUE),max(rain,na.rm=TRUE),by=0.05)  
points(x,exp(heigcoef3[1]+heigcoef3[2]\*x),type="l",col=2)



layout(1)  
detach(df.plantsi)  
  
#### Per a VARS CATEGÒRIQUES:  
  
attach(df.plantsi)

## The following objects are masked from df.plantsi (pos = 6):  
##   
## diurn.temp, growthform, height, hemisphere, LAI, logheight, NPP,  
## rain, temp, tropic

describeBy(height,growthform)

##   
## Descriptive statistics by group   
## group: Fern  
## vars n mean sd median trimmed mad min max range skew kurtosis se  
## X1 1 1 1.8 NA 1.8 1.8 0 1.8 1.8 0 NA NA NA  
## ------------------------------------------------------------   
## group: Herb  
## vars n mean sd median trimmed mad min max range skew kurtosis se  
## X1 1 45 0.88 1.89 0.35 0.53 0.3 0.03 12.4 12.37 5.09 27.94 0.28  
## ------------------------------------------------------------   
## group: Herb/Shrub  
## vars n mean sd median trimmed mad min max range skew kurtosis se  
## X1 1 1 1.5 NA 1.5 1.5 0 1.5 1.5 0 NA NA NA  
## ------------------------------------------------------------   
## group: Shrub  
## vars n mean sd median trimmed mad min max range skew kurtosis se  
## X1 1 55 2.29 1.84 1.7 2.07 1.78 0.07 8 7.93 1.05 0.65 0.25  
## ------------------------------------------------------------   
## group: Shrub/Tree  
## vars n mean sd median trimmed mad min max range skew kurtosis se  
## X1 1 13 7.58 3.45 7 7.27 4.45 3.5 15 11.5 0.64 -0.75 0.96  
## ------------------------------------------------------------   
## group: Tree  
## vars n mean sd median trimmed mad min max range skew kurtosis se  
## X1 1 63 20.93 11.11 19 20.06 13.34 5 61 56 0.88 0.88 1.4

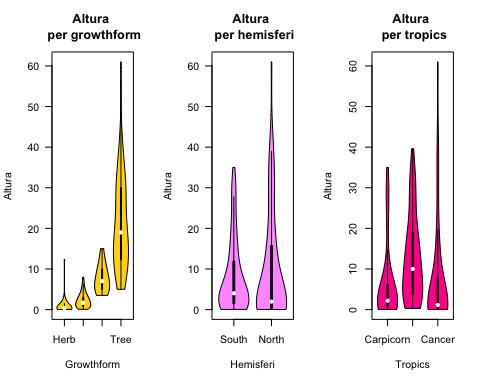
describeBy(height,hemisphere)

##   
## Descriptive statistics by group   
## group: South  
## vars n mean sd median trimmed mad min max range skew kurtosis se  
## X1 1 96 8.1 9.13 4 6.52 5.19 0.05 35 34.95 1.3 0.63 0.93  
## ------------------------------------------------------------   
## group: North  
## vars n mean sd median trimmed mad min max range skew kurtosis se  
## X1 1 82 9.85 13.43 1.97 7.36 2.8 0.03 61 60.97 1.5 1.62 1.48

describeBy(height,tropic)

##   
## Descriptive statistics by group   
## group: Capricorn  
## vars n mean sd median trimmed mad min max range skew kurtosis se  
## X1 1 48 6.41 9.48 2.21 4.55 2.54 0.05 35 34.95 1.78 1.83 1.37  
## ------------------------------------------------------------   
## group: Tropical  
## vars n mean sd median trimmed mad min max range skew kurtosis se  
## X1 1 65 12.5 10.5 10 11.45 10.38 0.3 39.6 39.3 0.77 -0.46 1.3  
## ------------------------------------------------------------   
## group: Cancer  
## vars n mean sd median trimmed mad min max range skew kurtosis se  
## X1 1 65 7.17 12.53 1.15 4.21 1.48 0.03 61 60.97 2.27 5 1.55

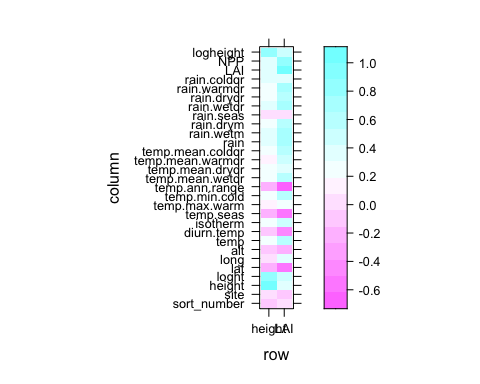
detach(df.plantsi)  
  
layout(matrix(c(1,2,3), nrow=1))  
x1<-df.plantsi$height[df.plantsi$growthform=="Fern"] # no posem aquest casos perque només hi ha un  
x2<-df.plantsi$height[df.plantsi$growthform=="Herb"]  
x3<-df.plantsi$height[df.plantsi$growthform=="Herb/Shrub"] #només hi ha un cas  
x4<-df.plantsi$height[df.plantsi$growthform=="Shrub"]  
x5<-df.plantsi$height[df.plantsi$growthform=="Shrub/Tree"]  
x6<-df.plantsi$height[df.plantsi$growthform=="Tree"]  
vioplot(x2, x4, x5, x6, names=c("Herb","Shrub","Shrub/Tree","Tree"), col="gold",  
 ylab="Altura",xlab="Growthform",   
 main="Altura \n per growthform", las=1) # no es gràfiquen els casos   
  
  
y1<-df.plantsi$height[df.plantsi$hemisphere=="South"]  
y2<-df.plantsi$height[df.plantsi$hemisphere=="North"]  
vioplot(y1,y2,names=c("South","North"), ylab="Altura", xlab="Hemisferi",  
 col=cm.colors(8)[7],las=1, main="Altura \n per hemisferi")  
  
z1<-df.plantsi$height[df.plantsi$tropic=="Capricorn"]  
z2<-df.plantsi$height[df.plantsi$tropic=="Tropical"]  
z3<-df.plantsi$height[df.plantsi$tropic=="Cancer"]  
vioplot(z1,z2,z3,names=c("Carpicorn","Tropical","Cancer"), col=rainbow(10)[10],  
 ylab="Altura", xlab="Tropics",  
 main="Altura \n per tropics")



layout(1)  
  
## Pas (5): Preguntes  
  
### Material per justificar les respostes  
  
#### 4.  
estudiconj(df.plantes[sapply(df.plantes,class)=="numeric"])[[4]][,c(3,29)]

## height logheight  
## sort\_number 4.695708e-03 0.008568792  
## site 1.997387e-05 0.038536741  
## height 1.000000e+00 0.637568635  
## loght 6.375686e-01 1.000000000  
## lat 6.991375e-02 0.232861619  
## long 1.480303e-03 0.068086167  
## alt 2.025622e-03 0.021413144  
## temp 5.175928e-02 0.246256728  
## diurn.temp 8.163424e-03 0.013260619  
## isotherm 6.371390e-02 0.168321113  
## temp.seas 5.846390e-02 0.175351028  
## temp.max.warm 2.296288e-02 0.157361750  
## temp.min.cold 6.466340e-02 0.248611934  
## temp.ann.range 5.380870e-02 0.152212957  
## temp.mean.wetqr 3.770351e-02 0.189257034  
## temp.mean.dryqr 4.792880e-02 0.192718518  
## temp.mean.warmqr 3.154319e-02 0.206091376  
## temp.mean.coldqr 5.848625e-02 0.242563786  
## rain 1.399866e-01 0.232104897  
## rain.wetm 1.425375e-01 0.239967854  
## rain.drym 5.558071e-02 0.106260453  
## rain.seas 4.394345e-05 0.004773842  
## rain.wetqr 1.440045e-01 0.239501116  
## rain.dryqr 6.976081e-02 0.119004191  
## rain.warmqr 5.204321e-02 0.173362358  
## rain.coldqr 1.514664e-01 0.099983772  
## LAI 1.117157e-01 0.224972841  
## NPP 1.083023e-01 0.246122896  
## logheight 6.375686e-01 1.000000000

#### 5.  
library(stats)  
cormat<-round(cor(df.plantes[sapply(df.plantes,class)=="numeric"]),2)  
library(lattice)  
levelplot(t(cormat[,c(3,27)]))



Preguntes

L’objectiu és descobrir quines varaibles geogràfiques i climàtiques influeixen més en el creixement (altura) de les plantes.

1. *Influeix la latitud en el creixement de la planta?*

Al llarg del informa elaborar en el script de R es poden extraure les següents conclusions. La variable latitud ha siguit codificada conjuntament per les variables hemisphere i tropic, ja que lat és el valor absolut de la latitud. Però, en qualsevol cas, s’observa que sí que influeix la latitud, que es pot corroborar amb els següents gràfics:

Gráfico, Histograma

Descripción generada automáticamente

Observeu que els dos darrers gràfics mostren la distribució de la variable altura (height) estratificada per cada un dels grups de les variables factors hemisphere i tropic, respectivament.

Doncs, si la variable latitud (lat) no influeix en l’altura, les gràfics de violí en l’ultim gràfics deurien de ser semblants per cada un dels tropics. Com que no són semblants, açò significa que el comportament de la variable altura no es homogeni per a la latitud, i.e., la variable altura és condicionada per lloc geogràfic d’on estigui la planta. Per exemple, un planta en la zona tropical, que es equivalent a que és trobi amb latitud en aquest interval (-23’27,23’27), presentar de mediana una altura superior a la de la resta de les zones, en particular, el 50% de les altures de les plantes en la zona tropical són superior al 75% de les altures de les plantes de qualsevol de les altres zones. I consideix també amb la que té la mediana més alta i major disperció de la mostra.

Per tant, l’altura sí es influida per la latitud.

1. *Hi ha diferències de creixement entre els dos hemisferis?*

Utilitzant el gràfic aportat en l’apartat anterior, s’observen diferències entre les altures de les plantes dels diferents hemisferis però aun unes diferències suavitzades. És a dir, no son tan marcades com en el cas anterior, ja que encara que la mediana de l’hemisferi sud és més alta que la de l’hemisferi nord, aquest hemisferi concentra major quantitat de plantes altes.

A partir del gràfic es pot extraure que el seu comportament és similar en la zona tropical (-23’27,0) i (0,23.27), però un cap s’hagui atravesat els tropics de Cancer i de Capricorn, el comportament de els dos hemisferis es diferent hi haguen valor extrems en la zona de Cancer fent que les altures del nort sigui més altes de mijtana.

Açò es resumeix pensant en que sí que hi ha diferències entre els dos hemisferis però que aquestes diferències s’aprecien forma de la zona tropical de cadascun, mostran així un comportament gairebé diferent en aquestes zones (si no forma aixina deurien de ser els gràfics de violí dels tropics de Cancer i Capricorn iguals, com que no ho són fan que els gràfics de violí de nord i sud siguen diferents).

1. *Què és més determianant per al creixement? la pluja? la temperatura?*

Fent un estudi del coeficient de correlació de Pearson (r i ) de totes les variables de Plant\_height.excel, es pot veure que les variables determinen o que major coeficient de Pearson presenten amb la variable height (o amb logheight) són la temperatura, la densitat de vegetació (LAI), el grau d’acumulació de CO2 (NPP) i la pluja (rain). D’aquestes la que millor explica el creixement, per tindre un coeficient major, és el grau d’acumulació de CO2.

Diagrama

Descripción generada automáticamente con confianza media

Observant el gràfic, es mostra les relacions exponencial (per que lineals feen ajust amb més petits) entre l’atura i algunes de les variables mencionades abans. En efecte, l’altura té un determinació feble i roïn per a tots aquests casos però encara així s’observen certes propietat.

Per exemple, a major capacitat de acumulació de CO2 de l’atmosfera major és l’altura, i viceversa. El mateix passa amb l’altura i la pluja, ja que en zones on les plantes recibeixen poca precipitació, la seua altura sol ser més petita (concepte que en spot fer reflexionar sobre que l’aigua és un bé fomantal en les plantes i que per tant está totalment relacionat amb el seu creixement però es constrasta amb que un excés de pluja no favoreix del tot amb el creixement). O, per una altra banda, unes temperatura més calides de mitjana fan que les plantes siguen més grans.

1. *Amb quina o quines variables està relacionada la variables LAI?*

Elaborant un heatmap d’aquesta variable amb la resta es pot veure amb quines variables està més relacionada

Imagen que contiene Gráfico

Descripción generada automáticamente

Està fortament relacionada amb el grau d’acumulació de CO2 tal i com s’ha indicat a l’informe. A més, també presenta relacions fortes amb altres variables com lat, rain, temp seas entre altre. I una relació feble amb la tempreratura nocturna, el creixement entre altres.

Tal i com s’indica anteriorment, existeix una relació positiva forta entre la variable LAI i NPP que indica que quant major és el grau d’acumulació de CO2 per part de la plante, més gran serà la seua densitat vegetal.