H1-T1: zona H1 (hybrid) del transecto 1.

José Carlos Del Valle

11/11/2021

Índice

1. Introducción	1
2. Importando y limpiando el dataset	1
3. Obteniendo los promedios de las dos mediciones hechas en las partes basal y apical de la flor	2
3.1. Primer test con un dataset reducido	2
3.2. Opción 1: para hacerlo de la forma que lo he hecho anteriormente (si no comprendes algún paso, arriba se explica paso a paso para qué se hace cada cosa)	6
3.2. Opción 2: para hacerlo más fino, tendría que crear un loop como el que describo abajo, pero no me termina de correr bien No lo incluyo en los chunks porque no me interesa correrlo ahora. Lo dejo como texto normal por si en un futuro soy capaz de solucionarlo	10
4. Cálculo de variables colorimétricas	10
5. Modelos de visión	10
5.1. Modelo de visión de las ABEJAS.	10

1. Introducción.

En este script voy a analizar cómo ven las flores de *Erysimum merxmuelleri* y *E. lagascae* los principales grupos de polinizadores de la zona: dípteros, coleópteros, lepidópteros e himenópteros. Este script será un poco más largo porque es la primera zona con la que trabajo y he hecho varios test que no tengo que repetir en los siguientes scripts. Cada zona la anlizaré en scripts separados porque si no va a ser demasiado largo y un poco caótico

2. Importando y limpiando el dataset.

Los datos de reflectancia de la zona T1-H1 están en la carpeta "T1_Hibrida_101-178". En esa carpeta encontraremos dos mediciones: una hecha para la parte distal y otra para la parte apical. Nosotros utilizaremos el promedio de ambas mediciones, obteniendo tan solo una medición por flor.

Lo primero que haremos será cargar la librería pavo. Luego, cargaremos los datos (seleccionar el directorio apropiado) y crearemos el objeto **plotH1**.

```
library(pavo)
H1 <- "/Users/delValle/Dropbox/UGR/T1_Hibrida_101-178"
plotH1<-getspec(H1)</pre>
```

Ahora hay que pulir un poco los espectros en bruto que se obtienen del espectrofotómetro. Para ello utilizaremos las funciones "procspec" contenidas en el paquete pavo.

Lo primero que voy a hacer es eliminar posibles valores negativos de los espectros añadiendo el valor absoluto del valor negativo más alto a todo el espectro. A continuación, suavizo un poco los espectros.

```
plotH1.fix <- procspec(plotH1, fixneg = "addmin")

## processing options applied:
## Negative value correction: added min to all reflectance

plotH1.sm <- procspec(plotH1.fix, opt = "smooth", span = 0.2)

## processing options applied:
## smoothing spectra with a span of 0.2

is.rspec(plotH1.sm)</pre>
```

[1] TRUE

Ahora voy a plotear los dos espectros del individuo 101 (101a = parte apical del pétalo, 101b = parte basal del pétalo).

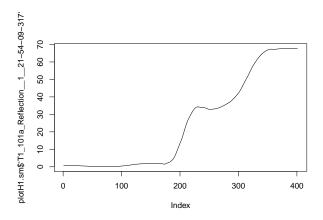


Figura 1: Parte apical de la flor del individuo 101.

Después de ver los espectros, no tengo demasiado claro si es buena idea mezclar las mediciones. Difieren demasiado entre ellos. De todas formas, voy a continuar así y calcularé el promedio de ambos espectros por individuo.

3. Obteniendo los promedios de las dos mediciones hechas en las partes basal y apical de la flor.

3.1. Primer test con un dataset reducido.

Para promediar los espectros de las partes basal y apical de una flor, hay que calcular el promedio de dos columnas contiguas en plot H1.sm de cada muestra. Voy a hacer primero un pequeño test de forma manual utilizando varias columnas continuas, lo que me servirá como referencia más adelante para verificar que lo que estoy haciendo está bien

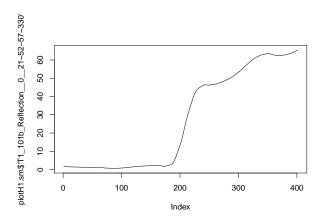


Figura 2: Parte basal de la flor del individuo 101.

```
plotH1.sm_manual <- plotH1.sm$wl
plotH1.sm_manual <- as.data.frame(plotH1.sm_manual)
plotH1.sm_manual$T1_101 <- apply(plotH1.sm[,c(2,3)], 1, mean, na.rm = TRUE)
plotH1.sm_manual$T1_102 <- apply(plotH1.sm[,c(4,5)], 1, mean, na.rm = TRUE)
plotH1.sm_manual$T1_103 <- apply(plotH1.sm[,c(6,7)], 1, mean, na.rm = TRUE)
plotH1.sm_manual$T1_104 <- apply(plotH1.sm[,c(8,9)], 1, mean, na.rm = TRUE)</pre>
```

Lo primero que he hecho ha sido crear una primera columna con las longitudes de onda. He transformado el objeto plotH1.sm_manual a data frame y a continuación he ido añadiendo columnas (una por individuo) con los promedios de ambas mediciones. Con una simple comprobación, vemos que el objeto plotH1.sm_manual es reconocido correctamente como un objeto rspec (formato de pavo):

```
plotH1.sm_manual <- as.rspec(plotH1.sm_manual)
```

wavelengths found in column 1

```
is.rspec(plotH1.sm_manual)
```

[1] TRUE

Estos serían los cinco primeros valores que he obtenido para las muestras 101 a 104:

```
head(plotH1.sm_manual, n=5)
```

```
## wl T1_101 T1_102 T1_103 T1_104

## 1 300 1.177922 1.302502 1.022938 0.6922963

## 2 301 1.171390 1.296603 1.026394 0.7040755

## 3 302 1.164755 1.290602 1.029493 0.7153003

## 4 303 1.158008 1.284509 1.032242 0.7259692

## 5 304 1.151145 1.278331 1.034647 0.7360804
```

Como es inviable hacerlo manualmente, voy a crear un loop para que automáticamente me calcule el promedio cada dos columnas. Primero voy a correr un primer test con los promedios desde la columna 2 a la 11:

```
test0 <- plotH1.sm$wl
test0 <- as.data.frame(test0)
colnames(test0) <- c("wl")
head(test0)

## wl
## 1 300
## 2 301
## 3 302
## 4 303
## 5 304
## 6 305

for(i in 2:11) {
  test0[, i] <- apply(plotH1.sm[, c(i, i+1)], 1, mean, na.rm=TRUE)
}</pre>
```

Al comparar los resultados con los obtenidos de forma manual (ver objeto $plotH1.sm_manual$), veo que me ha sumado las columnas contiguas (ej: columna 2 + columna 3, columna 3 + columna 4, columna 4 + columna 5):

```
test0[1:5, 1:8]
                        VЗ
##
               ٧2
                                 ۷4
                                          ۷5
                                                    ۷6
                                                              ۷7
                                                                        ٧8
      wl
## 1 300 1.177922 1.606348 1.302502 1.052695 1.022938 0.8655964 0.6922963
## 2 301 1.171390 1.594218 1.296603 1.053359 1.026394 0.8749099 0.7040755
## 3 302 1.164755 1.582198 1.290602 1.053727 1.029493 0.8837075 0.7153003
## 4 303 1.158008 1.570291 1.284509 1.053809 1.032242 0.8920017 0.7259692
## 5 304 1.151145 1.558501 1.278331 1.053614 1.034647 0.8998051 0.7360804
plotH1.sm_manual[1:5, 1:5]
##
           T1_101
                    T1_102
                             T1_103
                                       T1 104
      wl
## 1 300 1.177922 1.302502 1.022938 0.6922963
## 2 301 1.171390 1.296603 1.026394 0.7040755
## 3 302 1.164755 1.290602 1.029493 0.7153003
## 4 303 1.158008 1.284509 1.032242 0.7259692
## 5 304 1.151145 1.278331 1.034647 0.7360804
```

Al sumar las columnas contiguas, únicamente las columnas pares (V2, V4, V6, etc.) son las correctas. Es decir, V2 equivale a T1_101, V4 equivale a T1_102, V6 equivale a T1_103 y V8 equivale a T1_104.

Voy a probar a eliminar las columnas impares y a retener las pares, pero antes tengo que quitar la primera columna, que es la que tiene las longitudes de onda.

```
test1 <- test0[ , -c(1)]
col_odd <- seq_len(ncol(test1)) %% 2
test1 <- test1[ , col_odd == 1]
rm(col_odd)</pre>
```

Ahora que solo tengo las columnas pares (las que tienen los promedios que estoy buscando), vuelvo a añadir la columna con las longitudes de onda (columna wl) que había eliminado. Ahora sí que me coinciden los resultados:

```
test1$wl <- test0$wl
library(dplyr)
test1 <- test1 %>%
  select(wl, everything())
```

Ahora sí que me coinciden los resultados:

```
plotH1.sm_manual[1:5, 1:5]
##
      wl
           T1_101
                    T1_102
                             T1_103
                                       T1 104
## 1 300 1.177922 1.302502 1.022938 0.6922963
## 2 301 1.171390 1.296603 1.026394 0.7040755
## 3 302 1.164755 1.290602 1.029493 0.7153003
## 4 303 1.158008 1.284509 1.032242 0.7259692
## 5 304 1.151145 1.278331 1.034647 0.7360804
test1[1:5, 1:5]
##
      wl
               ٧2
                        ۷4
                                 ۷6
                                            V8
## 1 300 1.177922 1.302502 1.022938 0.6922963
## 2 301 1.171390 1.296603 1.026394 0.7040755
## 3 302 1.164755 1.290602 1.029493 0.7153003
## 4 303 1.158008 1.284509 1.032242 0.7259692
## 5 304 1.151145 1.278331 1.034647 0.7360804
rm(test0)
```

Ahora solo me faltaría cambiar el nombre de las variables y ya estaría listo:

```
x0 <- c("wl")

x1 <- 101:125

x2 <- 127:150

x3 <- 152:158

x4 <- 160:178
```

Como faltan algunas muestras (ej: 126), las secuencias no van del 101 al 178 directamente, sino que he creado objetos x con una numeración acorde al nombre de las muestras. Solo tengo que unificar estos objetos y añadirle al nombre de cada individuo (i.e. el nombre de cada columna) el prefijo "T1_" correspondiente al transecto

```
x_sum <- c(x1, x2, x3, x4)
x_sum <- paste("T1", x_sum, sep="_")
head(x_sum)</pre>
```

```
## [1] "T1_101" "T1_102" "T1_103" "T1_104" "T1_105" "T1_106"
```

Todo esto que he hecho serviría para tener los nombres de todas las muestras, pero para este pequeño test solo necesito los nombres desde el T_101 hasta el T1_105:

```
x_sum_test1 <- c(x_sum[1:5])
names_test1 <- c(x0,x_sum_test1)
names_test1</pre>
```

```
## [1] "wl" "T1_101" "T1_102" "T1_103" "T1_104" "T1_105"
```

Ya tengo listo el vector con los nombres de las columnas del dataframe test1

```
colnames(test1) <- names_test1
head(test1, n=5)</pre>
```

```
## wl T1_101 T1_102 T1_103 T1_104 T1_105

## 1 300 1.177922 1.302502 1.022938 0.6922963 1.303106

## 2 301 1.171390 1.296603 1.026394 0.7040755 1.315932

## 3 302 1.164755 1.290602 1.029493 0.7153003 1.328119

## 4 303 1.158008 1.284509 1.032242 0.7259692 1.339655

## 5 304 1.151145 1.278331 1.034647 0.7360804 1.350528
```

Así es como consigo obtener los valores promedios de cada muestra (T1_101, T1_102, etc.) con su correspondiente nomenclatura; con esto podría trabajar ya y extrapolarlo al conjunto completo de datos.

Elimino todo aquello que ya no necesito antes de crear un data frame con todos los datos del transecto 1 de la zona híbrida H1.

```
rm(x1)
rm(x2)
rm(x3)
rm(x4)
rm(x0)
rm(x_sum)
rm(x_sum_test1)
rm(test1)
rm(test1)
rm(names_test1)
rm(i)
```

3.2. Opción 1: para hacerlo de la forma que lo he hecho anteriormente (si no comprendes algún paso, arriba se explica paso a paso para qué se hace cada cosa).

```
plotH1_average <- plotH1.sm$wl
plotH1_average <- as.data.frame(plotH1_average)
colnames(plotH1_average) <- c("wl")
head(plotH1_average)</pre>
```

```
## w1 300
## 2 301
## 3 302
## 4 303
## 5 304
## 6 305
```

```
for(i in 2:150) {
  plotH1_average[ , i] <- apply(plotH1.sm[ , c(i, i+1)], 1, mean, na.rm=TRUE)</pre>
plotH1_average[1:5,1:5]
##
               ٧2
                         VЗ
                                   ۷4
                                            V5
      ωŢ
## 1 300 1.177922 1.606348 1.302502 1.052695
## 2 301 1.171390 1.594218 1.296603 1.053359
## 3 302 1.164755 1.582198 1.290602 1.053727
## 4 303 1.158008 1.570291 1.284509 1.053809
## 5 304 1.151145 1.558501 1.278331 1.053614
plotH1_average[1:5,145:150]
         V145
                  V146
                            V147
                                      V148
                                               V149
                                                          V150
##
## 1 1.567030 3.450058 3.926525 2.167462 1.556768 0.7105921
## 2 1.564825 3.435370 3.912730 2.169318 1.557202 0.7169350
## 3 1.562205 3.420320 3.898625 2.170780 1.557302 0.7227992
## 4 1.559153 3.404901 3.884223 2.171847 1.557066 0.7281846
## 5 1.555651 3.389105 3.869535 2.172519 1.556487 0.7330916
plotH1_average2 <- plotH1_average[ , -c(1)]</pre>
col_odd <- seq_len(ncol(plotH1_average2)) %% 2</pre>
plotH1_average2 <- plotH1_average2[ , col_odd == 1]</pre>
rm(col odd)
plotH1_average2$wl <- plotH1_average$wl</pre>
library(dplyr)
plotH1_average2 <- plotH1_average2 %>%
  select(wl, everything())
plotH1_average2[1:4,1:5]
               ٧2
                         ۷4
                                  ۷6
##
      wl
                                             ٧8
## 1 300 1.177922 1.302502 1.022938 0.6922963
## 2 301 1.171390 1.296603 1.026394 0.7040755
## 3 302 1.164755 1.290602 1.029493 0.7153003
## 4 303 1.158008 1.284509 1.032242 0.7259692
x0 \leftarrow c("wl")
x1 <- 101:125
x2 <- 127:150
x3 <- 152:158
x4 <- 160:178
x_{sum} \leftarrow c(x1, x2, x3, x4)
x_sum <- paste("T1", x_sum, sep="_")</pre>
head(x_sum)
```

```
names_H1 \leftarrow c(x0,x_sum)
names_H1
    [1] "wl"
                 "T1_101" "T1_102" "T1_103" "T1_104" "T1_105" "T1_106" "T1_107"
##
    [9] "T1 108" "T1 109" "T1 110" "T1 111" "T1 112" "T1 113" "T1 114" "T1 115"
## [17] "T1_116" "T1_117" "T1_118" "T1_119" "T1_120" "T1_121" "T1_122" "T1_123"
## [25] "T1_124" "T1_125" "T1_127" "T1_128" "T1_129" "T1_130" "T1_131" "T1_132"
## [33] "T1_133" "T1_134" "T1_135" "T1_136" "T1_137" "T1_138" "T1_139" "T1_140"
## [41] "T1_141" "T1_142" "T1_143" "T1_144" "T1_145" "T1_146" "T1_147" "T1_148"
## [49] "T1_149" "T1_150" "T1_152" "T1_153" "T1_154" "T1_155" "T1_156" "T1_157"
## [57] "T1_158" "T1_160" "T1_161" "T1_162" "T1_163" "T1_164" "T1_165" "T1_166"
## [65] "T1_167" "T1_168" "T1_169" "T1_170" "T1_171" "T1_172" "T1_173" "T1_174"
## [73] "T1_175" "T1_176" "T1_177" "T1_178"
colnames(plotH1 average2) <- names H1</pre>
dim(plotH1_average2)
```

[1] 401 76

Las dimensiones del objeto $plotH1_average2$ son correctas. Tiene 401 filas (el encabezado + 400nm) y 76 columnas (wl + 75 plantas).

```
head(plotH1_average2, n=5)
```

```
T1 103
                                       T1 104
                                                T1 105
                                                         T1 106
                                                                   T1 107
           T1 101
                    T1 102
                                                                             T1 108
## 1 300 1.177922 1.302502 1.022938 0.6922963 1.303106 1.111165 0.6805735 1.049051
## 2 301 1.171390 1.296603 1.026394 0.7040755 1.315932 1.126826 0.6778195 1.059807
## 3 302 1.164755 1.290602 1.029493 0.7153003 1.328119 1.141892 0.6750776 1.069984
## 4 303 1.158008 1.284509 1.032242 0.7259692 1.339655 1.156353 0.6723518 1.079580
## 5 304 1.151145 1.278331 1.034647 0.7360804 1.350528 1.170199 0.6696463 1.088595
        T1 109
                            T1_111
                                     T1_112
                                              T1_113
                                                       T1_{114}
                                                                T1_115
                  T1_110
## 1 0.6951392 0.9393013 0.8598050 1.193591 1.815666 1.543634 3.211835 2.066130
## 2 0.7030502 0.9477575 0.8596325 1.198291 1.813789 1.538387 3.195573 2.065815
## 3 0.7105574 0.9557559 0.8592762 1.202577 1.811728 1.533140 3.179492 2.065081
## 4 0.7176594 0.9632901 0.8587369 1.206450 1.809499 1.527897 3.163605 2.063917
## 5 0.7243551 0.9703539 0.8580152 1.209911 1.807115 1.522662 3.147928 2.062312
        T1 117
                 T1 118
                           T1 119
                                     T1 120
                                              T1 121
                                                       T1 122
## 1 0.6163769 1.170082 0.5742310 0.9751733 1.128549 1.135917 1.202241 1.265450
## 2 0.6237399 1.164253 0.5735592 0.9753116 1.134356 1.138705 1.213282 1.252913
## 3 0.6307063 1.158455 0.5727570 0.9752445 1.139811 1.141374 1.223758 1.240575
## 4 0.6372709 1.152685 0.5718290 0.9749603 1.144916 1.143922 1.233674 1.228439
## 5 0.6434286 1.146945 0.5707795 0.9744474 1.149673 1.146351 1.243037 1.216506
##
        T1 125
                 T1 127
                           T1 128
                                     T1_129
                                              T1 130
                                                       T1 131
                                                                 T1 132
                                                                           T1 133
## 1 0.7419735 1.971802 0.9656343 0.8741431 1.281989 1.415564 0.9023117 1.398973
## 2 0.7528430 1.971278 0.9606595 0.8840403 1.291282 1.407531 0.9089544 1.399520
## 3 0.7632717 1.970364 0.9555544 0.8934233 1.300068 1.399517 0.9151778 1.399876
## 4 0.7732540 1.969051 0.9503283 0.9022970 1.308355 1.391522 0.9209711 1.400039
## 5 0.7827843 1.967334 0.9449905 0.9106664 1.316148 1.383549 0.9263230 1.400008
                                     T1_137
       T1_134
                 T1_135
                           T1_136
                                              T1_138
                                                       T1_139
                                                                T1_{140}
## 1 2.116579 0.6915084 0.5532602 0.6905636 2.604496 2.531151 1.009144 0.8764612
## 2 2.108159 0.6988810 0.5670744 0.7017840 2.598581 2.519168 1.008649 0.8815723
```

```
## 3 2.099781 0.7058610 0.5803072 0.7125795 2.592402 2.507134 1.008017 0.8863190
## 4 2.091449 0.7124579 0.5929559 0.7229494 2.585962 2.495057 1.007241 0.8906949
## 5 2.083170 0.7186807 0.6050180 0.7328928 2.579264 2.482942 1.006313 0.8946936
##
                 T1_143
                          T1_144
                                             T1_146
        T1_142
                                    T1_145
                                                       T1_147
                                                                T1_148
                                                                         T1 149
## 1 0.8960364 1.485039 1.691036 0.4846095 1.914893 1.195676 1.229139 1.229258
## 2 0.9040141 1.486715 1.690417 0.4957352 1.912647 1.199611 1.235324 1.240328
## 3 0.9115291 1.488039 1.689754 0.5064356 1.910202 1.203182 1.241168 1.250989
## 4 0.9185812 1.489007 1.689054 0.5167225 1.907566 1.206378 1.246672 1.261230
## 5 0.9251700 1.489617 1.688322 0.5266076 1.904747 1.209186 1.251839 1.271037
##
       T1_150
                T1_152
                         T1_153
                                   T1_154
                                             T1_155
                                                        T1_156
                                                                 T1_{157}
## 1 1.935734 2.336883 1.270379 0.7658079 0.5256959 0.6141223 1.220436 1.498040
## 2 1.923138 2.326032 1.264073 0.7603560 0.5357716 0.6219688 1.219630 1.485949
## 3 1.910829 2.315192 1.257733 0.7548916 0.5453662 0.6295018 1.218729 1.474162
## 4 1.898810 2.304374 1.251352 0.7494088 0.5544733 0.6367201 1.217736 1.462684
## 5 1.887081 2.293584 1.244923 0.7439017 0.5630864 0.6436221 1.216653 1.451519
##
       T1_160
                T1_161
                          T1_162
                                   T1_163
                                              T1_164
                                                       T1_165
                                                                T1_166
## 1 2.030380 1.406037 0.5245388 1.538550 0.2780937 2.623936 2.380977 0.9350185
## 2 2.013655 1.399601 0.5316905 1.558147 0.2860468 2.611667 2.374888 0.9442331
## 3 1.997084 1.393240 0.5384727 1.577063 0.2937263 2.599264 2.368606 0.9529143
## 4 1.980657 1.386953 0.5448726 1.595289 0.3011160 2.586716 2.362130 0.9610562
## 5 1.964363 1.380739 0.5508773 1.612816 0.3081992 2.574014 2.355459 0.9686534
       T1 168
                 T1 169
                           T1_170
                                     T1_171
                                               T1_172
                                                        T1 173
                                                                 T1 174
## 1 1.463836 0.7604865 0.6090474 0.5345297 1.402610 1.079505 1.332258 1.289677
## 2 1.463481 0.7590971 0.6098860 0.5484804 1.411189 1.073245 1.342016 1.283073
## 3 1.462813 0.7576207 0.6105071 0.5617958 1.419202 1.066917 1.351244 1.276452
## 4 1.461823 0.7560570 0.6109124 0.5744683 1.426644 1.060533 1.359920 1.269821
## 5 1.460500 0.7544058 0.6111034 0.5864904 1.433509 1.054107 1.368023 1.263185
##
       T1_176
                T1_177
                          T1_178
## 1 3.450058 2.167462 0.7105921
## 2 3.435370 2.169318 0.7169350
## 3 3.420320 2.170780 0.7227992
## 4 3.404901 2.171847 0.7281846
## 5 3.389105 2.172519 0.7330916
plotH1_average2 <- as.rspec(plotH1_average2)</pre>
```

```
is.rspec(plotH1_average2)
```

[1] TRUE

Eliminamos todo aquello que ya no necesito. Importante: names_H1 me hará falta mas adelante, por eso no lo elimino todavía.

```
rm(x0)
rm(x1)
rm(x2)
rm(x3)
rm(x4)
rm(x_sum)
rm(i)
rm(i)
rm(plotH1_average)
```

3.2. Opción 2: para hacerlo más fino, tendría que crear un loop como el que describo abajo, pero no me termina de correr bien No lo incluyo en los chunks porque no me interesa correrlo ahora. Lo dejo como texto normal por si en un futuro soy capaz de solucionarlo.

```
plotH1_average <- plotH1.sm$wl
plotH1_average <- as.data.frame(plotH1_average)
colnames(plotH1_average) <- c("wl")
head(plotH1_average)
i_seq <- seq(from=2, to=151, by=2)
for(i in i_seq) {
  plotH1_average[ , i] <- apply(plotH1.sm[ , c(i, i+1)], 1, mean, na.rm=TRUE)
}
plotH1_average
plotH1_average[1:5,1:5]
plotH1_average[1:5,1:5]</pre>
```

4. Cálculo de variables colorimétricas.

Las variables colorimétricas que pueden incluirse en el paper, tales como hue, chroma, spectral purity, etc., se calculan con este sencillo comando:

```
colouremetric.variables.plotH1_average2 <- summary(plotH1_average2)
# write.csv2(colouremetric.variables.plotH1_average2,
# file="plotH1_average2_colourimetric_variables.csv", row.names = TRUE)</pre>
```

Se podría guardar en un c
sv los resultados, pero por el momento dejo las almohadillas porque no me interesa crear el archivo. Ahora voy a plotear los espectros de las 75 plantas de la zona H1. Además, la función colorea cada línea según la forma del espectro, tal y cómo se vería al ojo humano. Por último, voy a crear un objeto rgb con los colores de cada espectro, que utilizaré más adelante para colorear los puntos en los distintos modelos de visión.

```
plot(plotH1_average2, type = "o", col = spec2rgb(plotH1_average2))
```

```
rgb <- spec2rgb(plotH1_average2)
```

5. Modelos de visión.

5.1. Modelo de visión de las ABEJAS.

Para prevenir errores, voy a corregir posibles valores "cero" en nuestro dataset con la función procspec.

```
plotH1_average2 <- procspec(plotH1_average2, fixneg = "addmin")</pre>
```

Para representar las 75 flores provenientes de la zona H1 del transecto 1 en el hexágono de color (himenópteros), primero tengo que crear el modelo visual con los siguientes parámetros. He utilizado el "green" estándar como background, la iluminación D65, el quantum catch = Ei, el modelo visual de *Apis mellifera* y la correción de von kries.

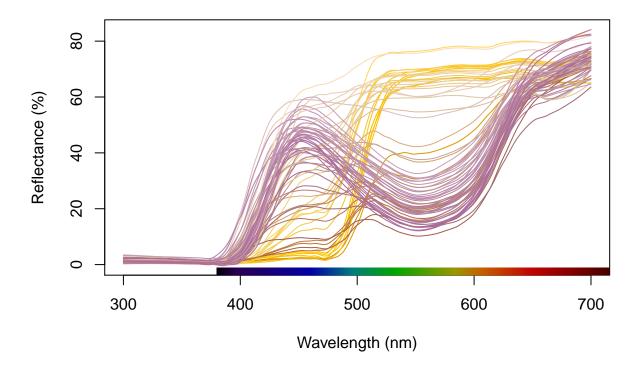


Figura 3: Espectros de todas las flores de la zona H1 del transecto 1.

Una vez creado el modelo visual vis. flowers. H1. bees, ya puedo plotear los puntos en el hexágono.

Hybrid Transect 1

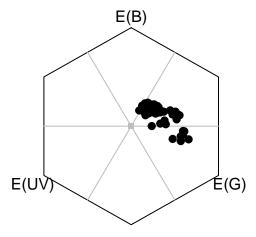


Figura 4: Hexágono de color con los datos en bruto.

Si quisiera guardar en un csv los valores obtenidos del hexágono, como por ejemplo la distancia al centro de cada punto, tendría que ejecutar el siguiente scrip:

```
# write.csv2(hexagon.H1.bees, file="hexagon.H1.bees.csv", row.names = TRUE)
```

Ahora voy a depurar el gráfico para poder exportarlo para la publicación, incluyendo los colores de cada flor tal y como se perciben al ojo humano. El gráfico lo exportaría en pdf a 7.5 x 5.5 pulgadas.

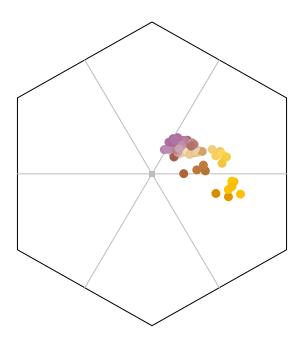


Figura 5: Hexágono de color con los color loci tal y como son percibidos por el ojo humano.