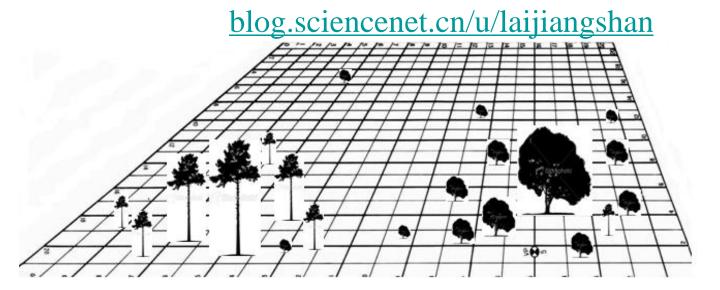
生态学数据空间分析 与R实现

赖江山

lai@ibcas.ac.cn

www.planta.cn



Daniel Borcard François Gillet Pierre Legendre 著 越江山,这



数量生态学

——R 语言的应用





Daniel Borcard 博士

加拿大蒙特利尔大学生物科学系高级研究员。长期 从事数量生态学、群落生态学和生物统计学方面的科研 和教学工作,曾获蒙特利尔大学优秀教学奖。



François Gillet 博士

法国弗朗什孔泰大学 (Université de Franche-Comté)
科学与技术学院教授。长期从事群落生态学、植被生态学、 数量生态学和生态模型方面的科研和教学工作。



Pierre Legendre 博士

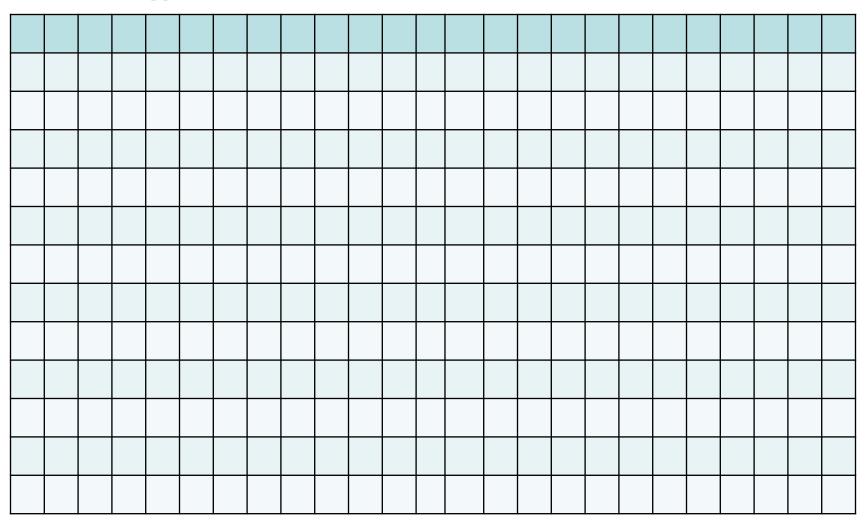
加拿大蒙特利尔大学生物科学系教授,加拿大皇家 学会会员。在群落生态学、数量生态学、统计生态学和 系统发育中的数量方法等领域具有很高的造诣,是国 际数量生态学界的权威,著有影响力极大的 Numerical Ecology 一书,发表论文 200 余篇。

主要内容

• 空间相关(Moran相关系数和Mantel空间相 关系数)

- 趋势面分析
- PCNM与变差分解(variation partitioning)

1.空间相关



1.空间相关

空间相关(spatial correlation)用来度量这样一种事实:空间接近的 两个点之间的值比随机抽取的两个点之间的值更相似(正相关)或更相异 (负相关)。这种由真正的自相关或空间依赖引起的空间结构对统计检验 有不利的影响。对于具有空间相关的响应变量, 如果已知样方的位置和生 物过程,至少在某种程度上可以通过其他样方的值预测目标样方的值。这 种相关关系意味着样方值之间彼此不是随机独立,这种情况违背了样本独 立性的统计假设。换句话说,每个新的样本并未带来一个新的自由度。因 此,在分析具有空间相关的数据时,参数检验的自由度往往被高估,导致 检验结果偏向"自由"的一边:即导致零假设经常被错误地拒绝。

两类空间相关

诱导性空间依赖 (induced spatial dependence)

$$y_j = \mu_y + f(\mathbf{X}_j) + \varepsilon_j$$

空间自相关 (spatial autocorrelation)

$$y_j = \mu_y + \sum f(y_i - \mu_y) + \varepsilon_j$$

空间相关系数

Moran's *I (Moran 1950*)(一元定量变量)

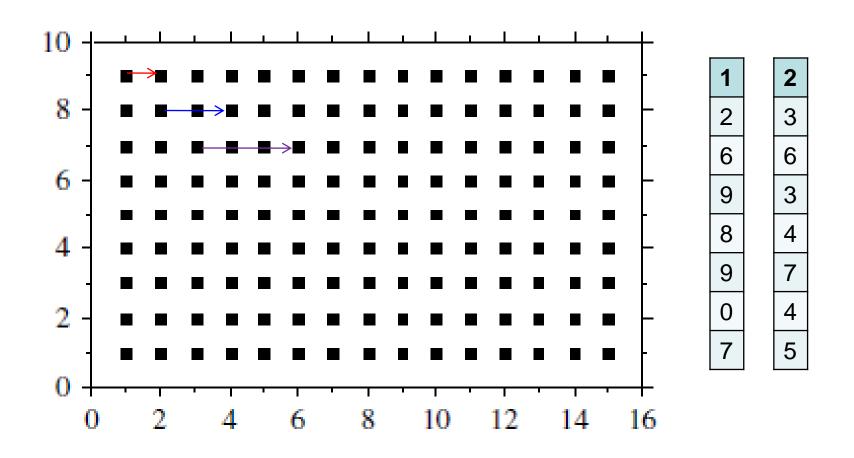
$$I(d) = \frac{\frac{1}{W} \sum_{h=1}^{n} \sum_{i=1}^{n} w_{hi} (y_h - \overline{y}) (y_i - \overline{y})}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} w_{hi} (y_i - \overline{y})^2} \quad \text{for } h \neq i$$
(7.3)

在没有空间相关时, Moran指数的期望值是:

$$E(I) = \frac{-1}{n-1} \tag{7.4}$$

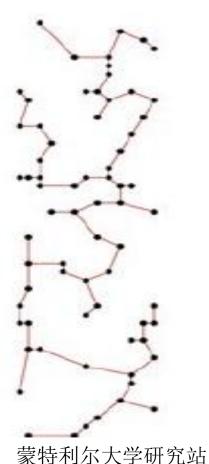
当Moran指数值小于E(I)表示负空间相关,大于E(I)表示正相关。当n(样本数)很大时,E(I)接近于0。

距离等级



经纬度坐标(有时可以简写为Lat/Lon或LatLon)可以通过 SoDA程序包内geoXY()函数转换为笛卡尔坐标

甲螨数据集



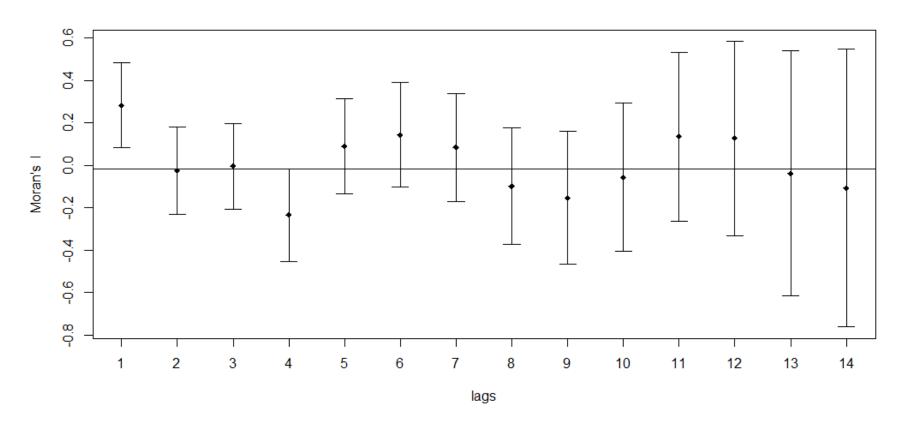
变量名称	代码	单位
基质密度(干物质)	SubsDens	g dm ⁻³
含水量	WatrCont	g dm ⁻³
土质	Substrate	7个无序的分类
灌丛	Shrub	3个有序的分类
微地形	Торо	平地-山丘

甲螨数据集也由三个文件构成,包含35个形态种多度数据、5个基 质和微地形数据和70个取样点笛卡尔坐标(x-y)。

```
#载入本章所用的程序包
library(ape)
library(spdep)
library(vegan)
library(ade4)
#以下几个程序包可以从https://r-forge.r-project.org/R/?group id=195下载
library(packfor)
library(spacemakeR)
library(AEM)
library(PCNM)
source("plot.links.R") # 脚本函数必须在当前工作文件夹中
source("sr.value.R") # 脚本函数必须在当前工作文件夹中
#导入数据
mite <- read.csv("mite.csv",header=T, row.names=1)
mite.env <- read.csv ("mite_env.csv",header=T, row.names=1)
mite.xy <- read.csv ("mite xy.csv",header=T, row.names=1)
mite.h <- decostand (mite, "hellinger")
mite.xy.c <- scale(mite.xy, center=TRUE, scale=FALSE) #不对坐标进行标准化
```

10

```
#空间相关图(基于Moran指数)
H ****************
#寻找距离在0.7m范围内的所有样方对,并计算样方对之间的滞后阶数
plot.links(mite.xy, thresh=0.7)
nb1 <- dnearneigh(as.matrix(mite.xy), 0, 0.7) #longlat = NULL
summary(nb1)
#基质密度的相关图
subs.dens <- mite.env[,1]</pre>
subs.correlog <- sp.correlogram(nb1, subs.dens, order=14, method="I",
zero.policy=TRUE)
print(subs.correlog, p.adj.method="holm")
plot(subs.correlog)
```



#基质密度的相关图只有一个显著的距离等级:在距离等级为1(即0.0-0.7m)显示正的空间相关。距离等级4似乎显示负的空间相关,但多重检验Holm(1979)校正后的p值表明这个距离等级下Moran指数并不显著。除此之外,没有识别到显著的空间相关,也就是说,当距离超过0.7m或更保守估计超过2.8m(超过第4距离等级)时,样方间的基质密度可以认为空间独立。

空间相关系数

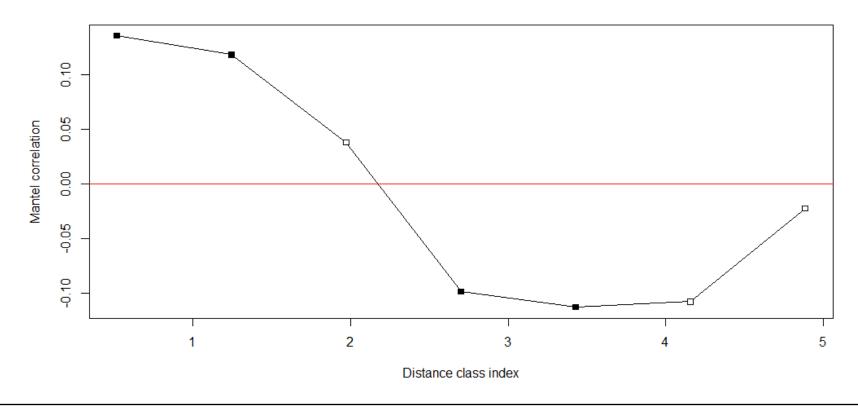
Mantel 相关系数(多元定量变量)

site	Spec01	Spec02	Spec03	Spec04	Spec05	Spec06	Sr
1	17	5	5	3	2	1	
2	2	7	16	0	6	0	
3	4	3	1	1	2	0	
4	23	7	10	2	2	0	
5	5	8	13	9	0	13	
6	19	7	5	9	3	2	
7	17	3	8	2	3	0	
8	5	4	8	2	1	2	
9	3	3	2	2	1	1	
10	22	4	5	3	0	0	
11	36	7	35	9	0	2	
12	28	2	12	13	0	0	
13	3	2	4	12	0	0	
14	41	5	12	0	2	0	
15	6	0	6	0	0	0	
16	7	2	3	2	0	0	
17	a	0	1	2	^	^	

site	x	y
1	0.2	0.1
	1	0.1
2	1.2	0.3
4	1.4	0.5
5	2.4	0.7
6	1.8	0.9
7	0.05	1.1
8	2	1.3
9	2	1.5
10	1.2	1.7
11	2.4	1.9
12	0.2	2.1
13	0.4	2.1
14	2	2.3
15	2.2	2.3
16	0.05	2.7
17	0.2	2.7
10	0.0	0.7

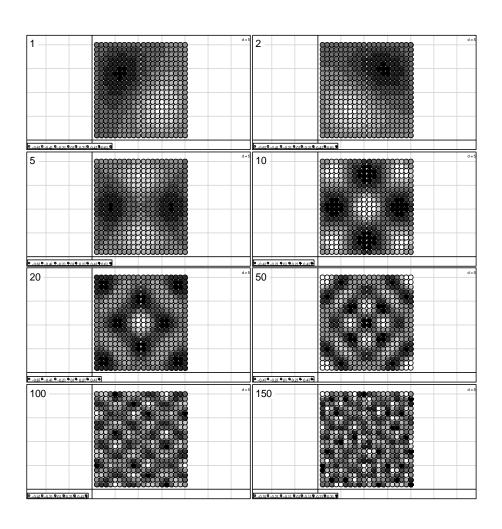
$$r = \frac{1}{(n-1)} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \frac{(x_{ij} - \overline{x})}{s_x} \cdot \frac{(y_{ij} - \overline{y})}{s_y}$$

```
#甲螨数据Mantel相关图
mite.h.det <- resid(lm(as.matrix(mite.h) ~ ., data=mite.xy))
mite.h.D1 <- dist(mite.h.det)
(mite.correlog <- mantel.correlog(mite.h.D1, XY=mite.xy, nperm=999))
summary(mite.correlog)
plot(mite.correlog)
```



结果表明前两个距离等级有显著的正空间相关(即0.15-1.61m区间),第4至第6个等级(2.34-4.52m区间)显著负相关。查看环境变量可能会提供群落结构空间相关的生态解释。距离接近的样方显示相似的群落组成,原因是土壤条件相似。但是,如果距离超过2.7m(第4距离等级),则可能落入另外一个具有对照意义的土壤斑块,这也解释为什么超过2.7m之后甲螨群落产生差异

模拟空间结构 (建模导向modelling-oriented)



2.多元趋势面分析(模拟空间结构)

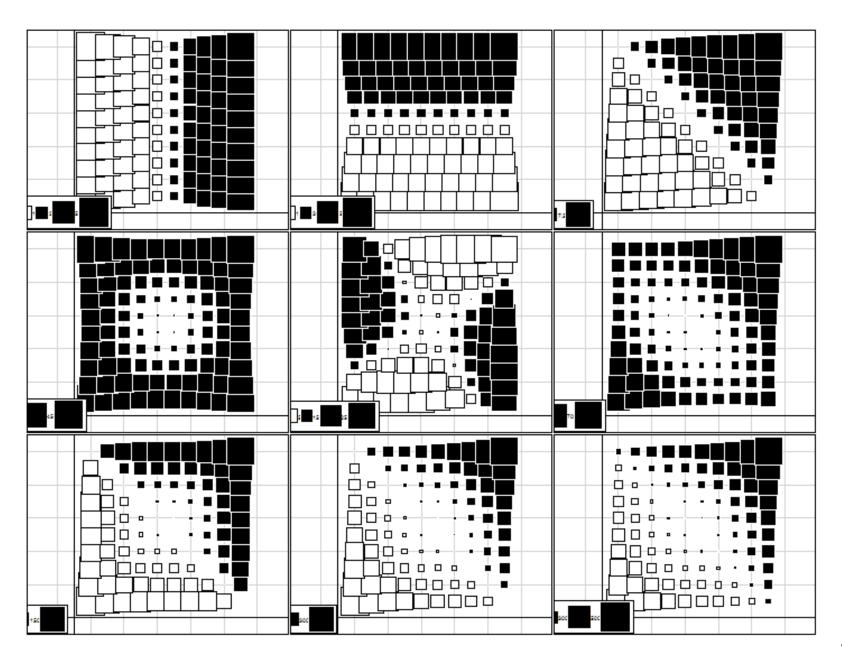
很多生态学数据取样于地理表面,因此,最原始的空间建模方式是建立响应变量与取样点的空间X-Y坐标之间的回归关系。

$$\hat{z} = f(X, y) = b_0 + b_1 X + b_2 Y \tag{7.6}$$

$$\hat{z} = f(X, y) = b_0 + b_1 X + b_2 Y + b_3 X^2 + b_4 X Y + b_5 Y^2$$
(7.7)

$$\hat{z} = f(X, y) = b_0 + b_1 X + b_2 Y + b_3 X^2 + b_4 XY + b_5 Y^2 + b_6 X^3 + b_7 X^2 Y + b_8 XY^2 + b_9 Y^3$$

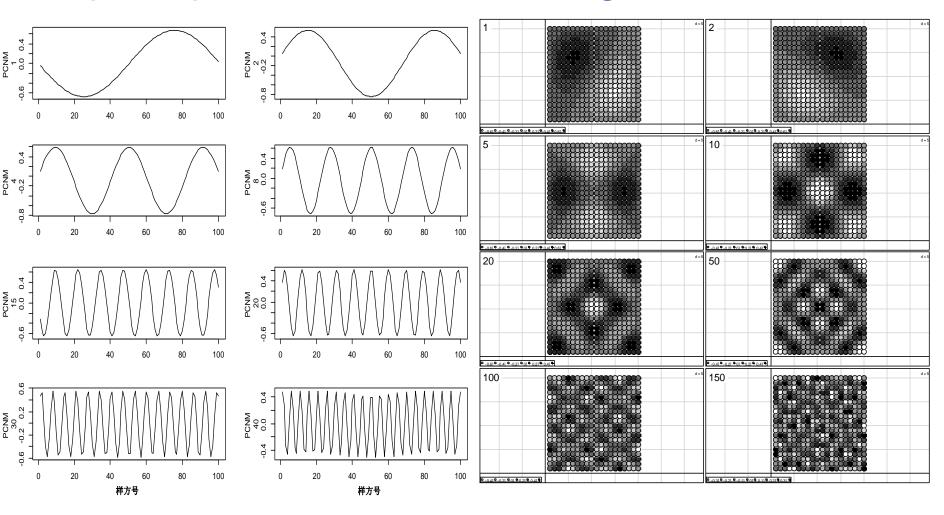
(7.8)



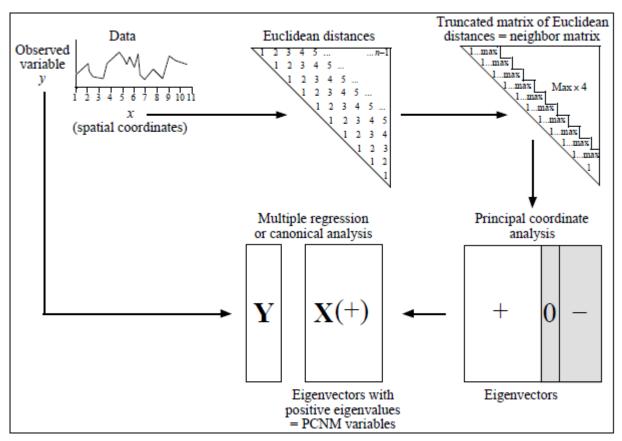
```
#趋势面分析
# ******
# 从规则的正方形表面取样的简单模型
#构建一个10×10的栅格样区
xygrid <- expand.grid(1:10, 1:10)</pre>
plot(xygrid)
xygrid.c <- scale(xygrid, scale=FALSE) # 中心化
X <- xygrid.c[,1]
Y \leftarrow xygrid.c[,2]
#绘制X和Y的一阶、二阶和三阶函数
par(mfrow=c(3,3))
s.value(xygrid,(X))
s.value(xygrid,(Y))
s.value(xygrid,(X+Y))
s.value(xygrid,(X^2+Y^2))
s.value(xygrid,(X^2-X^*Y-Y^2))
s.value(xygrid,(X+Y+X^2+X^*Y+Y^2))
s.value(xygrid,(X^3+Y^3))
s.value(xygrid,(X^3+X^2*Y+X*Y^2+Y^3))
s.value(xygrid,(X+Y+X^2+X^*Y+Y^2+X^3+X^2*Y+X^*Y^2+Y^3))
```

```
#甲螨数据趋势面分析
# 构建中心化甲螨数据X-Y坐标标准(非正交)的三阶多项式函数
mite.poly <- poly(as.matrix(mite.xy.c), degree=3, raw=TRUE)
colnames(mite.poly) <- c("X","X2","X3","Y","XY","X2Y","Y2","XY2","Y3")
#基于9个多项式项的RDA
mite.trend.rda <- rda(mite.h ~ ., data=as.data.frame(mite.poly))
# 计算校正R^2
(R2adj.poly <- RsquareAdj(mite.trend.rda)$adj.r.squared)
#基于地理坐标正交的三阶项RDA
mite.poly.ortho <- poly(as.matrix(mite.xy), degree=3)
colnames(mite.poly.ortho) <- c("X","X2","X3","Y","XY","X2Y","Y2","XY2","Y3")
mite.trend.rda.ortho <- rda(mite.h~., data=as.data.frame(mite.poly.ortho))
(R2adj.poly <- RsquareAdj(mite.trend.rda.ortho)$adj.r.squared)
anova.cca(mite.trend.rda, step=1000)
anova.cca(mite.trend.rda, step=1000, by="axis")
```

PCNM(邻体矩阵主坐标分析) principal coordinates of neighbour matrices



PCNM的计算步骤



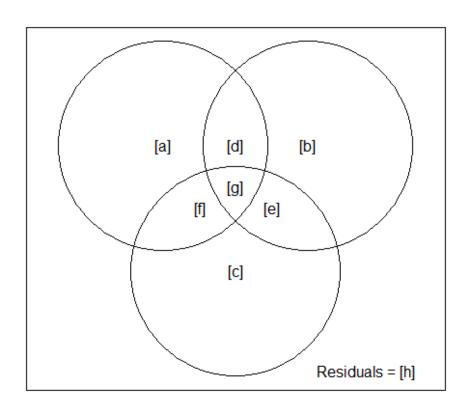
Borcard, D. and Legendre, P. 2002. All-scale spatial analysis of ecological data by means of principal coordinates of neighbour matrices. *Ecological Modelling* 153: 51-68.

Borcard, D., P. Legendre, Avois-Jacquet, C. & Tuomisto, H. 2004. Dissecting the spatial structures of ecologial data at all scales. *Ecology* 85(7): 1826-1832.

22

组合PCNM分析和变差分解

环境变量



X-Y坐标

PCNM变量

```
#1b....或自动构建PCNM变量
# library(PCNM) # 如果还未加载PCNM程序包
xy.d1 <- dist(mite.xy)
mite.PCNM.auto <- PCNM(xy.d1)
summary(mite.PCNM.auto)
# PCNM变量Moran指数(由第一距离等级0到削减阈值);也见PCNM()函数
#产生的图(此处无显示图)
# Moran指数的期望值(代表无空间相关)
mite.PCNM.auto$expected Moran
mite.PCNM.auto$Moran I
#正空间相关的特征函数
(select <- which(mite.PCNM.auto$Moran I$Positive == TRUE))
length(select) # I > E(I)条件下PCNM变量的数量
mite.PCNM.pos <- as.data.frame(mite.PCNM.auto$vectors)[,select]
```

```
#甲螨-趋势-环境-PCNM变差分解
# **************
#1.检验趋势,如果显著,对坐标进行前向选择
mite.XY.rda <- rda(mite.h, mite.xy)
anova.cca(mite.XY.rda)
(mite.XY.R2a <- RsquareAdj(mite.XY.rda)$adj.r.squared)
(mite.XY.fwd <- forward.sel(mite.h, as.matrix(mite.xy),
adjR2thresh=mite.XY.R2a))
XY.sign <- sort(mite.XY.fwd$order)
#将显著的坐标变量赋予新的对象
XY.red <- mite.xy[,c(XY.sign)]
```

```
# 2. 环境变量检验和前向选择
#将环境变量3-5重新编码成二元变量
substrate <- model.matrix(~mite.env[,3])[,-1]
shrubs <- model.matrix(~mite.env[,4])[,-1]
topo <- model.matrix(~mite.env[,5])[,-1]
mite.env2 <- cbind(mite.env[,1:2], substrate, shrubs, topo)
#环境变量的前向选择
mite.env.rda <- rda(mite.h, mite.env2)
(mite.env.R2a <- RsquareAdj(mite.env.rda)$adj.r.squared)
mite.env.fwd <- forward.sel(mite.h, mite.env2, adjR2thresh=mite.env.R2a,nperm=9999)
env.sign <- sort(mite.env.fwd$order)</pre>
env.red <- mite.env2[,c(env.sign)]
colnames(env.red)
                                                                                    26
```

```
#3. PCNM变量的前向选择
```

#运行未去趋势甲螨数据的全模型PCNM分析

mite.undet.PCNM.rda <- rda(mite.h, mite.PCNM.pos)

anova.cca(mite.undet.PCNM.rda)

#如果分析表明显著,计算校正R²和运行PCNM变量前向选择

(mite.undet.PCNM.R2a <- RsquareAdj(mite.undet.PCNM.rda)\$adj.r.squared)

(mite.undet.PCNM.fwd <- forward.sel(mite.h, as.matrix(mite.PCNM.pos),

adjR2thresh=mite.undet.PCNM.R2a))

#根据R2a准则,如果保留12个PCNM变量,获得的校正R2已经稍大于全模

#型的校正R2。但这个"稍微超过"也是可行,并不一定很严格。

(nb.sig.PCNM <- nrow(mite.undet.PCNM.fwd)) # 显著的PCNM变量的数量

#按顺序排列显著的PCNM变量

(PCNM.sign <- sort(mite.undet.PCNM.fwd\$order))

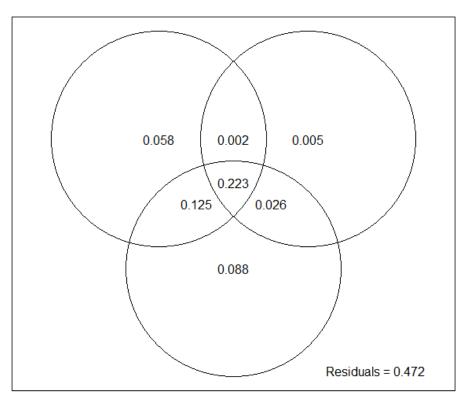
#赋予所有显著PCNM变量一个新的对象

PCNM.red <- mite.PCNM.pos[,c(PCNM.sign)]

```
# 5. 甲螨-环境-趋势-PCNM变差分解
(mite.varpart <- varpart(mite.h, env.red, XY.red, PCNM.red))
par(mfrow=c(1,2))
showvarparts(3)
plot(mite.varpart, digits=2)
# 检验单独解释部分[a], [b], [c] 和 [d]
#[a]部分,环境变量单独解释部分
anova.cca(rda(mite.h, env.red, cbind(XY.red, PCNM.red)))
#[b]部分,趋势单独解释部分
anova.cca(rda(mite.h, XY.red, cbind(env.red, PCNM.red)))
#[c]部分, 宽尺度空间变量单独解释部分
anova.cca(rda(mite.h, PCNM.red, cbind(env.red, XY.red)))
#仅有环境变量和宽尺度空间变量单独解释部分显著。
```

组合PCNM分析和变差分解

环境变量



X-Y坐标

PCNM变量

All=52.8%;环境变量(结果输出的X1矩阵)能够解释40.8%变差,但只有5.8%与空间变量无关([a]部分)。[a]部分也代表与局部环境条件相关的物种-环境关系。[g](解释12.5%变差)是环境变量和PCNM变量共同解释的部分,[l]是(23.0%)是环境变量、Y坐标和宽尺度PCNM变量共同解释的部分,这两部分比例较大,表明是典型的"诱导性空间变差(induced spatial variation)",即环境变量空间变化引起响应变量产生类似的空间变化。

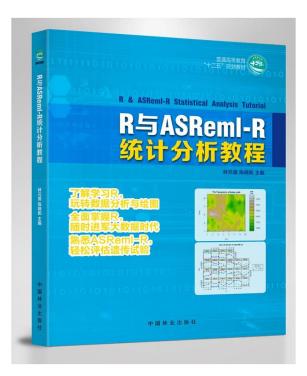
2014年暑期R语言与数据分析培训班通知

(8月23-27日北京林业大学)

(<u>moqinsmile@163.com</u> 手机: 13121612257)

http://www.planta.cn/forum/viewtopic.php?t=36839





致谢!



Daniel Borcard



Fran çois Gillet



Pierre Legendre

感谢高等教育出版社!