

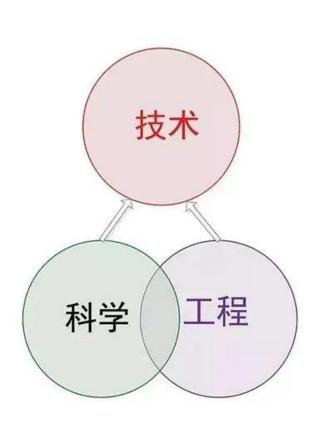
资源信息学

主讲:杨永均副教授

中国矿业大学环境与测绘学院

第三章 资源空间信息统计分析

- □工学思维与理学科研思维的差异。
- □大数据时代应当有数理统计思维。

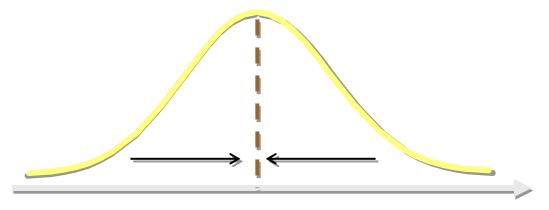




一、集中趋势

1、定义

- 一组数据向其中心值靠拢的倾向和程度
- 测度集中趋势就是寻找数据水平的代表值或中心值
- 不同类型的数据用不同的集中趋势测度值
- 低层次数据的测度值适用于高层次的测量数据,但高层次数据的测度值并不适用于低层次的测量数据





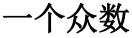
一、集中趋势

2、指标

(1) 分类数据: 众数。一组数据中出现次数最多的变量值。

无众数

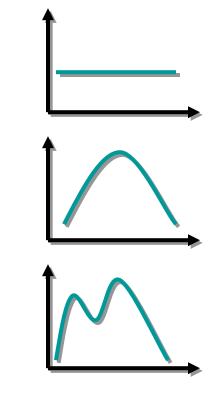
原始数据: 10 5 9 12 6 8



原始数据: 6 5 9 8 5 5

多于一个众数

原始数据: 耕地、耕地、园地、林地、园地



中国矿丑大學

一、集中趋势

2、指标

(2) 顺序数据: 中位数和分位数

排序后处于中间位置上的值

排序后处于25%和75%位置上的值



一、集中趋势

2、指标

(3) 数值型数据:简单、加权、几何平均数

设一组数据为: x_1 , x_2 , ..., x_n (总体数据 x_N)

简单平均数

$$\bar{x} = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{n} = \frac{\sum_{i=1}^{n} x_i}{n}$$

加权平均数

$$\bar{x} = \frac{M_1 f_1 + M_2 f_2 + \dots + M_k f_k}{f_1 + f_2 + \dots + f_k} = \frac{\sum_{i=1}^k M_i f_i}{n}$$

几何平均数

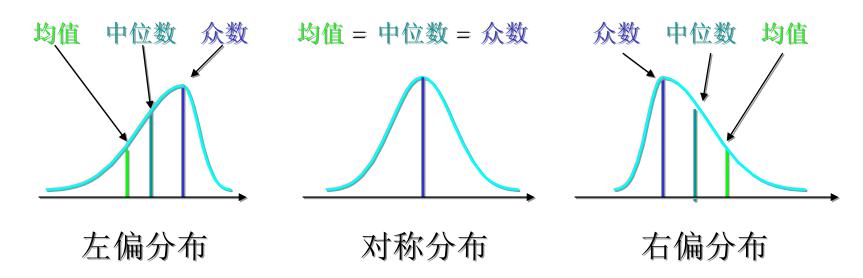
$$G_m = \sqrt[n]{x_1 \times x_2 \times \dots \times x_n} = \sqrt[n]{\prod_{i=1}^n x_i}$$



一、集中趋势

3、比较

学习重点!



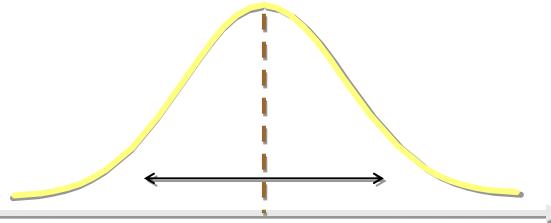
- 众数,不受极端值影响、具有不惟一性、数据分布偏斜程度较大且有明显峰值时应用
- 中位数、不受极端值影响、数据分布偏斜程度较大时应用,最稳健
- 平均数、易受极端值影响、数学性质优良、数据对称分布或接近对称 分布时应用,最不稳健



二、离散程度

1、定义

- 数据分布的另一个重要特征
- 反映各变量值远离其中心值的程度(离散程度)
- 从另一个侧面说明了集中趋势测度值的代表程度
- 不同类型的数据有不同的离散程度测度值



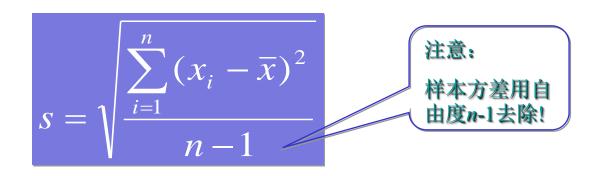


二、离散程度

2、指标

(1) 方差和标准差

$$s^{2} = \frac{\sum_{i=1}^{n} (x_{i} - \bar{x})^{2}}{n-1}$$



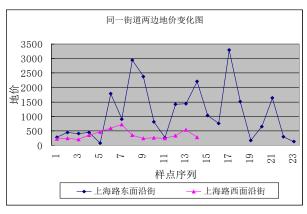
- 自由度是指数据个数与附加给独立的观测值的约束或限制的个数之差
- 从字面涵义来看,自由度是指一组数据中可以自由取值的个数
- 当样本数据的个数为n时,若样本平均数确定后,则附加给n个观测值的约束个数就是1个,因此只有n-1个数据可以自由取值,其中必有一个数据不能自由取值
- 按着这一逻辑,如果对n个观测值附加的约束个数为k个,自由度则为n-k

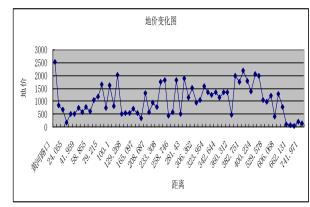


二、离散程度

2、指标

(1) 方差和标准差







- 上海路地价标准差为471元/平方米,变异系数达到35.1%
- 不同街道地价差异大,这相邻三条街道地价平均值的标准差为 403元/平米,变异系数为45%
- 上海路两侧差异很显著,平均值差异达到830元/平米;南京路、同昌路两侧地价差异很小;



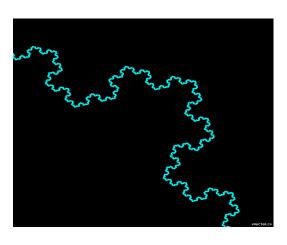
二、离散程度

2、指标

(2) 分形维数

分形:一个粗糙或零碎的几何形状,可以分成数个部分,且每一部分都(至少近似地)是整体缩小后的形状

分维: 反映了复杂形体占有空间的有效性, 它是复杂形体不规则性的量度。







一条海岸线的长度不是绝对的,它取决于你用什么样的尺子来测量。考虑到海岸线被冲刷成的不规则图形,你采用的测量仪器越精细,这条海岸线就越长。



二、离散程度

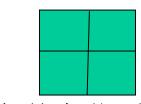
2、指标

(2) 分形维数



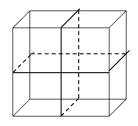
将长度为1的线段分为n等 分,每段长为r,则

$$\mathbf{n} \cdot \mathbf{r} = 1$$



将面积为1的正方形n等 分,每一个小正方形 的边长为r,则

$$n \cdot r^2 = 1$$



将体积为1的正方体n 等分,每一个小正方体 的边长为r,则

$$n \cdot r^3 = 1$$

上面的等式中可以看到,r 的幂次实际就是该几何体的空间维数,可以表示为: $n \cdot r^D = 1$ 。对上式两边取对数得: $D = -\ln n / \ln r$

显然,D具有维数的概念。



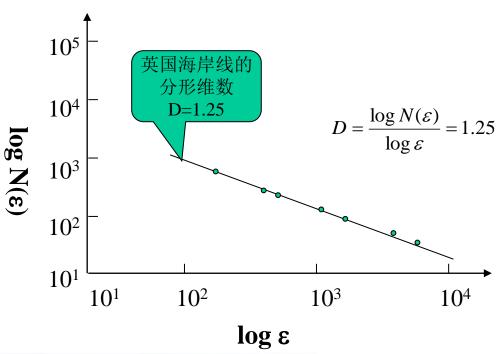
二、离散程度

2、指标

(2) 分形维数

挪威东南部海岸线分维数1.52;英国海岸线分维数为1.25,说明挪威海岸线更曲折一些。





二、离散程度

2、指标

(2) 分形维数

分维数可用来 较全面准确地 评价资源条件 因素的变化程 度 (2) 分维量测 按相同比例尺,将 1: 2000 的矿井开拓平面图上的正断层转绘在透明纸上,绘制成可供量测分维使用的断层迹线网络图(图 1). 采用网格覆盖法,用边长为 r 的正方形网格覆盖研究区(图 2(a)),记录含有断层迹线的网格数 N(r). 然后不断缩小网格尺寸,若为 r_1 , r_2 , …,则可得 $N(r_1)$, $N(r_2)$, …. 在 $\lg \epsilon = \lg N(r)$ 坐标系中($\epsilon = 1/r$), $\lg \epsilon = \lg N(r)$ 的最佳回归直线的斜率即是相似维(图 2 (b)). 若记录每一含有断层迹线的网格中的迹线长度 $l_1(r)$,并求得 $P_1(r) = l_2(r)/L$ (L 为研究区断层迹线的总长度),则在 $\lg \epsilon = \lg N(r)$ 坐标系中, $\lg \epsilon = \lg N(r)$ 的最佳回归直线的斜率即是信息维(图 2(c)).

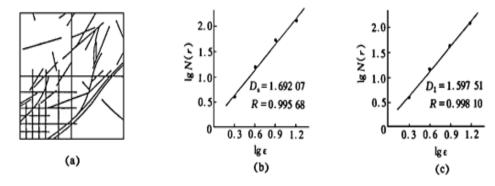


图 2 徐庄煤矿第 8 块段断层迹线及其分维

Fig. 2 The fault trace of the 8 th block and fractal dimension of Xuzhuang Coal M ine

在图1(a)和图1(b)上分别划分了33和26个正方形块段;取其边长为1,则r=1/2,1/4,1/8,1/16.最后采用计算机回归技术求得各块段的相似维(D.)和信息维(D.).



三、统计分布

1、定义

连续型随机变量可以取某一区间或整个实数轴上的任意一个值。

$$P(a < X \le b) = \int_{a}^{b} f(x) dx$$

分布函数

$$F(x) = P(X \le x) = \int_{-\infty}^{x} f(t) dt \qquad (-\infty < x < +\infty)$$

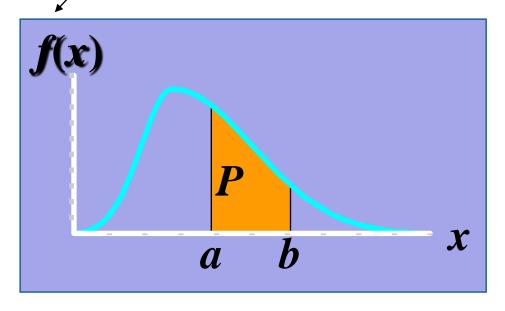
数学期望

$$E(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} x f(x) dx = \mu$$

方差

$$D(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} [x - E(X)] f(x) dx = \sigma^2$$

概率密度函数,表示X的所有取值x及其频数f(x)





三、统计分布

2、类型

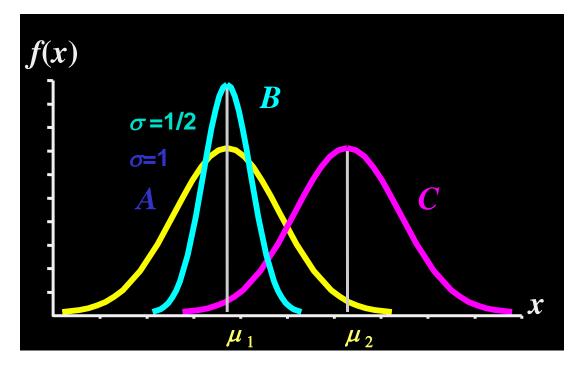
(1) 正态分布

•f(x) = 随机变量 X 的频数 μ = 正态随机变量 X 的均值 σ^2 = 正态随机变量 X 的方差 • π = 3.1415926; e = 2.71828 •x = 随机变量的取值 (- ∞ < x < ∞)

$$X \sim N (\mu, \sigma^2)$$

$$Z = \frac{X - \mu}{\sigma} \sim N(0,1)$$

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(x-\mu)^2} , -\infty < x < \infty$$





三、统计分布

2、类型

(2) 对数正态分布

记作:

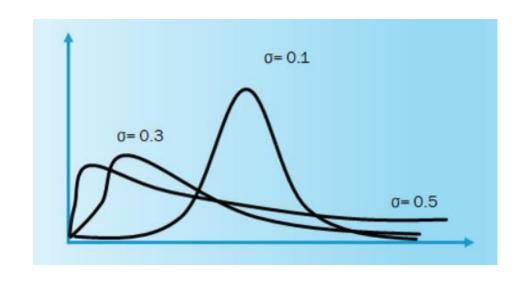
$$X \sim LogN(\mu, \sigma)$$

数学期望和方差

$$E\left(X
ight) =e^{\mu +\sigma ^{2}/2}$$

$$D\left(X
ight)=\left(e^{\sigma^2}-1
ight)e^{2\mu+\sigma^2}$$

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-(\log x - \mu)^2/(2\sigma^2)} & x > 0\\ 0 & x \le 0 \end{cases}$$





三、统计分布

2、类型

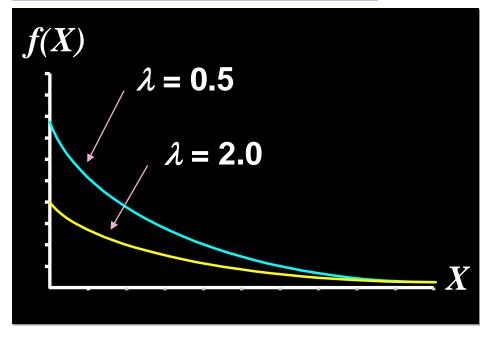
(3) 指数分布

称X服从参数为 λ 的指数分布,记为 $X\sim E(\lambda)$

数学期望和方差

$$E(X) = \frac{1}{\lambda}$$
 ; $D(X) = \frac{1}{\lambda^2}$

$$f(x) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda x} & x \ge 0 (\lambda > 0) \\ 0 & \text{ 其他} \end{cases}$$



三、统计分布

3、应用

不同功能区土壤铅含量状况

功能区土壤划分 Zoning of soil by function	文献量 Volumn of literature	样点数 Number of sampling sites	分布类型 Distribution type	范围 Range (mg kg ⁻¹)	几何均值 Geometric mean (mg kg ⁻¹)	变异系数 CV(%)	$P_{\mathrm{k-s}}$
清洁土壤Clean soil	6	269	正态分布	18.80 ~ 39.00	26.17 (1.372)	31.27	0.914
城区土壤Soil in urban area	4	126	正态分布	20.74 ~ 65.56	32.88 (1.758)	57.45	0.915
工矿土壤Soil in industrial and mining area	25	299	对数正态分布	45.90 ~ 6 350	244.5 (4.581)	185.9	0.152
非矿区农用土壤 Farmland soil in agricultural area	19	722	正态分布	26.18 ~ 80.95	42.93 (1.466)	39.96	0.541
矿区农用土壤 Farmland soil in industrial and mining area	32	1 019	对数正态分布	42.50 ~ 4 382	347.6 (2.530)	139.0	0.971
合计Total	86	2 435	对数正态分布	18.80 ~ 6 350	147.9 (4.150)	220.8	0.068



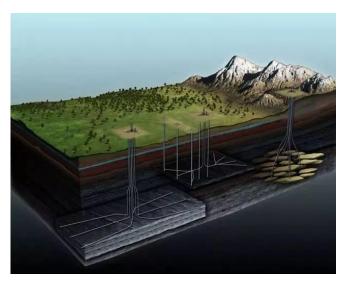
§ 3-2 资源空间信息的估计

一、研究程度

学习重点!

1、定义

- 衡量勘探工作质量和勘探充分程度的指标
- 当采样点间的距离一定时,变化程度愈低,则研究程度愈高。反之,则研究程度愈低。
- 研究程度与变化程度成反比。当变化程度一定时,采样数目愈多,研究程度愈高。反之,研究程度愈低。
- 研究程度与采样的数目成正比。







§ 3-2 资源空间信息的估计

一、研究程度

2、方法

某一铜矿进行勘探时,共打了107个钻孔,求得矿体的平均厚度为11.6m,标准差8.66m。今要求以95%的概率、期望参数平均值的误差不超过1m,试问目前勘探工程数目是否足够?

$$\bar{x} \pm z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$$
 或 $\bar{x} \pm z_{\alpha/2} \frac{s}{\sqrt{n}} (\sigma \, 未知)$

$$m = Z_{a/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} = 1.96 * \frac{8.66}{\sqrt{107}} = 1.64 \%$$

$$\mu = \bar{x} \pm Z_{\alpha/2} \sigma_{\bar{x}}$$
 $\sigma_{\bar{x}}$
 $\mu - 1.65 \sigma_{\bar{x}}$
 $\sigma_{\bar{x}}$
 $\sigma_{\bar{x}}$
 $\mu - 1.96 \sigma_{\bar{x}}$
 $\sigma_{\bar{x}}$
 σ_{\bar

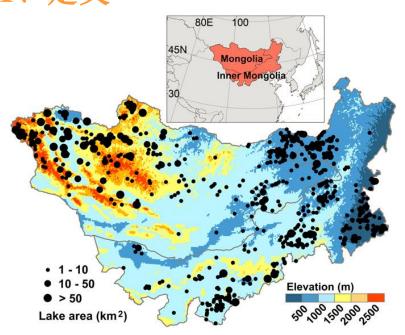
$$n = \left(Z_{a/2} \frac{\sigma}{m}\right)^2 = \left(1.96 * \frac{8.66}{1}\right)^2 = 288 \uparrow$$

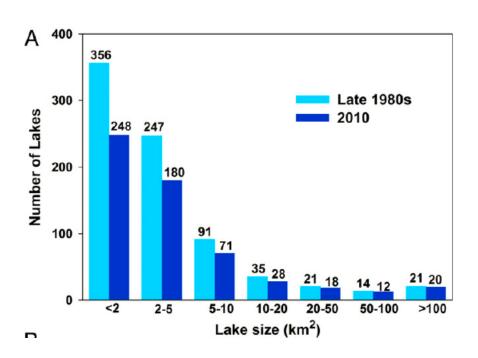
变化程度大,目前研究程度不够, 勘探工程数目还需要增加**288-107=181**个。



一、回归分析

1、定义





北京大学方精云院士课题组发现蒙古高原湖泊减少,是什么原因造成的?煤炭开采、GDP、人口、农业,哪个因素起主要作用?



一、回归分析

1、定义

一个因变量与两个及两个以上自变量的回归

描述因变量 y 如何依赖于自变量 x_1 , x_2 , ..., x_k 和误差项 ε 的方程,称为多元回归模型

涉及 k 个自变量的多元回归模型可表示为

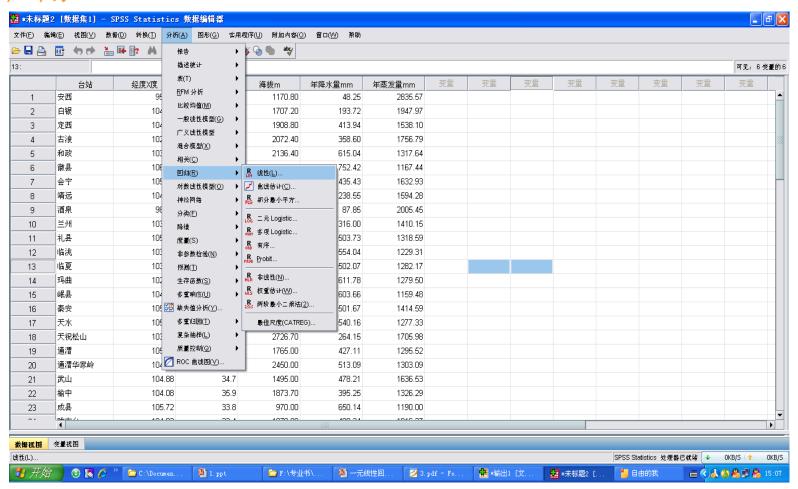
$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \Lambda + \beta_k x_k + \varepsilon$$

- β_0 , β_1 , β_2 , ..., β_k 是参数
- ε是被称为误差项的随机变量
- $y \in X_1$, x_2 , ..., x_k 的线性函数加上误差项 ε
- ϵ 包含在y里面但不能被k个自变量的线性关系所解释的变异性



一、回归分析

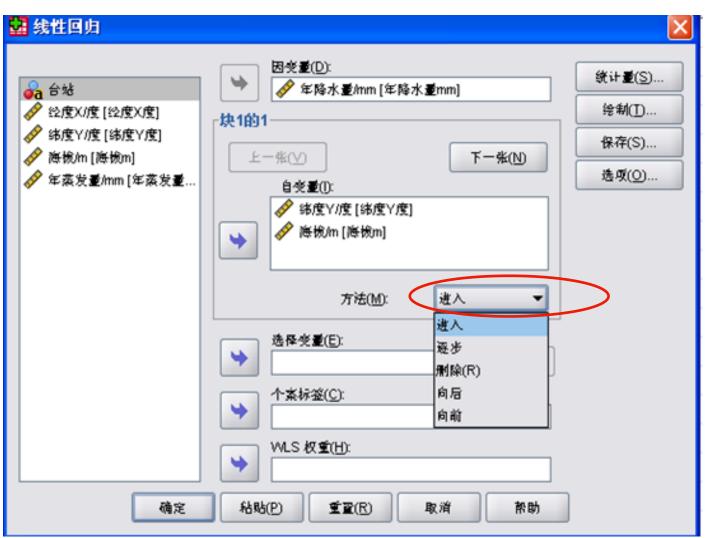
2、应用





一、回归分析

2、应用





一、回归分析

2、应用

输入/移去的变量

模型	输入的变量	移去的变量	方法
1	海拔/m, 纬度Y/ 度 ^a	•	输入

a. 已输入所有请求的变量。

表示变量在一起, 可以解释因变量 82.7%的变异性

模型汇总

模刑	D	D÷	调整R方	标准 估计的误
1	.909 ^a	.827	.820	91.20807

a. 预测变量: (常量), 海拔/m, 纬度Y/度。



一、回归分析

2、应用

Anova^b

模型		平方和	df	均方	F	Sig.
1	卢归	1985197.596	2	992598.798	119.318	.000ª
	残差	415945.593	50	8318.912		
	总计	2401143.189	52	F >	> 5.06 (1)	查表结果

a. 预测变量: (常量), 海拔/m, 纬度Y/度。

b. 因变量: 年降水量/mm

系数a

		非标准化系数		标准系数		
模型		В	标准 误差	试用版	t	Sig.
1	(常量)	3295.128	205.455		16.038	.000
	纬度Y/度	-81.174	5.386	892	-15.071	.000
	海拔/m	.036	.021	.103	1.733	.089

a. 因变量: 年降水量/mm

P=3295.128-81.174y+0.036a



二、时间序列分析

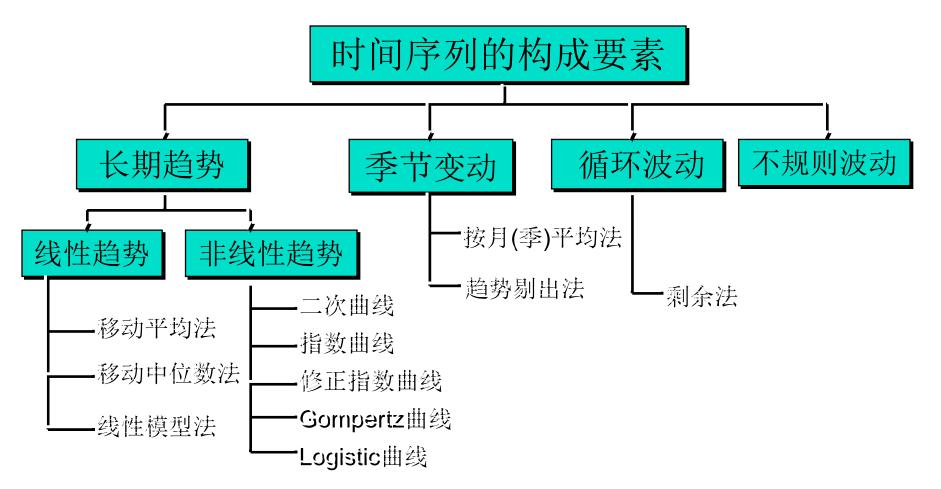
1、定义

- 同一现象在不同时间上的相继观察值排列而成的数列
- 形式上由现象所属的时间和现象在不同时间上的观察值两部分组成
- 排列的时间可以是年份、季度、月份或其他任何时间形式

```
遥感指数(NDVI、NPP、NDWI、GPP......)
统计资料(GDP、GEP、人口、土地面积、矿产量......)
定位观测(气象、土壤、植被、大气.....)
```

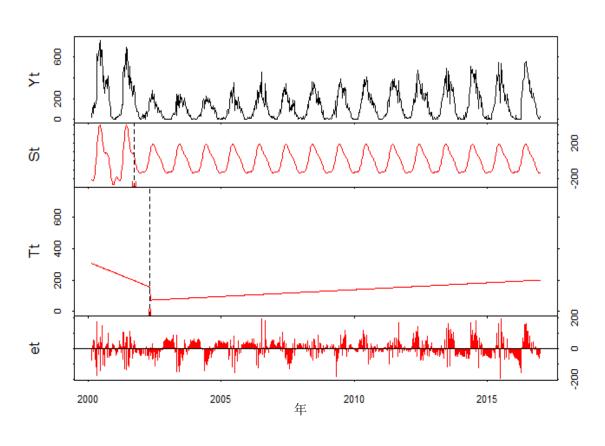
二、时间序列分析

1、定义



二、时间序列分析

2、应用





拟合方程

$$Y_t = T_t + S_t + e_t$$

长期趋势

$$T_{t} = \alpha_{i} + \beta_{i}t$$

季节趋势

$$S_{t} = \sum_{k=1}^{K} \alpha_{j,k} \sin(\frac{2\pi kt}{f} + \delta_{j,k})$$



三、空间插值分析

学习重点!

1、区域化变量

(1) 区域化变量:

以空间点x的三个直角坐标(x1, x2, x3)为 自变量的随机场称为区域化变量,或者区域化 随机变量。

(2) 区域化变量的性质:

首先区域化变量是一个随机函数,具有随机性质。其次,区域化变量具有一般的或者平均的结构性,即变量在点x和x+h处的数值Z(x)和Z(x+h)具有某种程度的自相关,这种自相关依赖于两点间的距离及变量特征,这就是其结构性。

(3) 区域化变量的特点:

空间的局限性;不同程度的连续性;不同类型的各向异性

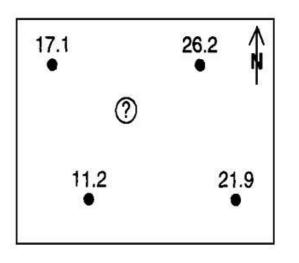




三、空间插值分析

2、空间插值

空间插值常用于将离散点的测量数据转换为连续的数据曲面,空间插值的理论假设是:空间位置上越靠近的点,越可能具有相似的特征值,而距离越远的点,其特征值相似的可能性越小。



主要的内插方法有:

反距离加权 (Inverse Distance Weighted) 全局多项式 (Global Polynomial Interpolation) 全局多项式 (Local Polynomial Interpolation) 径向基函数 (Radial Basis Funtions) 克里格内插 (Kriging)

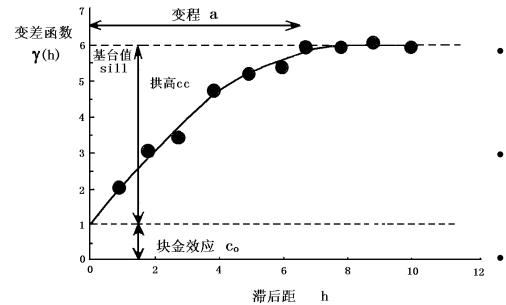


三、空间插值分析

3、半变异函数

(1) 半变异函数

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2$$



学习重点!

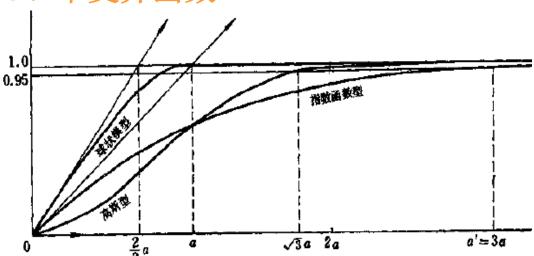
- 半变异值的变化随着距离的加大而增加, 这主要是由于半变异函数是事物空间相 关系数的表现,当两事物彼此距离较小 时,它们是相似的,而半变异值较小; 反之,半变异值较大。
 - 当变异函数随着间隔距离h的增大,从 非零值达到一个相对稳定的常数时,该 常数称为基台值 C_0+C_o
 - 当间隔距离h=0时, γ (0)= C_0 ,该值称为块金值或块金方差(nugget variance)。
 - 基台值是系统或系统属性中最大的变异, 变异函数达到基台值时的间隔距离*a*称 为变程。
 - 变程表示在 $h \ge a$ 以后,区域化变量Z(x)空间相关性消失。



三、空间插值分析

学习重点!

3、半变异函数



模型	通过原点切线与 基台值线交点的 横坐标	变程	原点处的 性状
球状	2a/3	a	直线
指数	a	3a	直线
高斯	无交点	√3 a	抛物线

球状模型

$$\gamma(h) = \begin{cases} 0 & h = 0 \\ C_0 + C(\frac{3h}{2a} - \frac{h^3}{2a^3}) & 0 < h \le a \\ C_0 + C & h > a \end{cases}$$

指数模型

$$\gamma(h) = \begin{cases} 0 & h = 0 \\ C_0 + C(1 - e^{-\frac{h}{a}}) & h > 0 \end{cases}$$

高斯模型

$$\gamma(h) = \begin{cases} 0 & h = 0 \\ C_0 + C(1 - e^{-\frac{h^2}{a^2}}) & h > 0 \end{cases}$$



三、空间插值分析

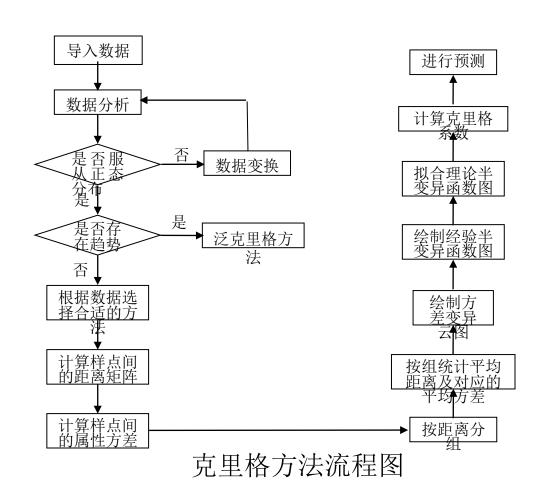
上机实验!

4、插值方法

(2) 克里金插值

$$z^*(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i z(x_i)$$

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^{n} \lambda_{j} \gamma(x_{i}, x_{j}) + \mu = \gamma(x_{i}, x) \\ \sum_{i=1}^{n} \lambda_{i} = 1 \end{cases}$$

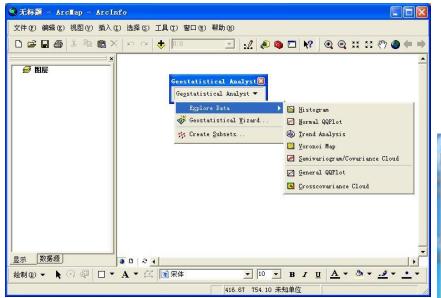


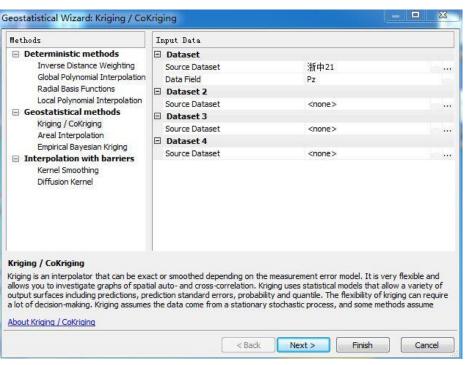


三、空间插值分析

上机实验!

5、软件实现

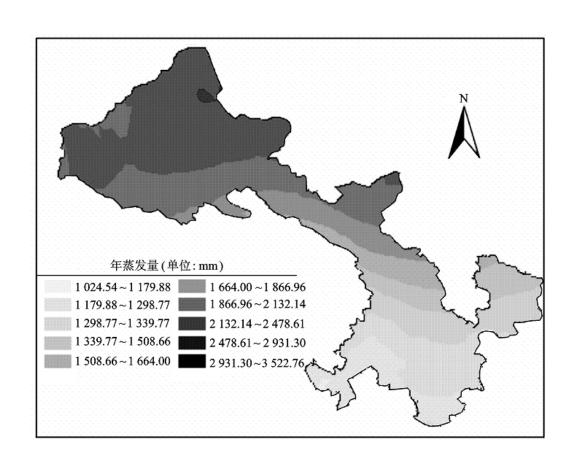




三、空间插值分析

上机实验!

5、软件实现

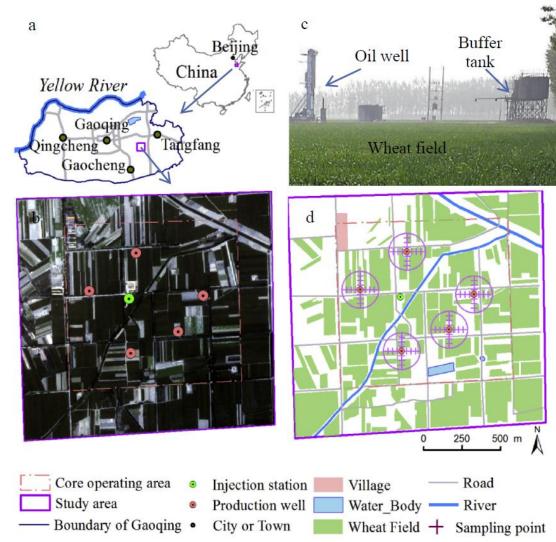




一、基本概况









一、基本概况

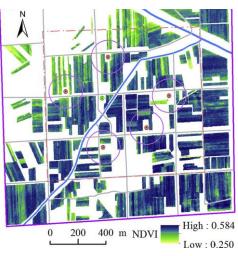
合同分类。技术原	2013	•
	技术服务合同	
项目名称:	国家科技支撑计划课题五"大规模燃煤电厂烟 气 CO2 抽集纯化与封存工程示范及评价"子课具	
委 托 方:	胜利油田 CO2 壓油示范区植被生态监测研究 中石化石油工程设计有限公司	-
受 托 方:	中国矿业大学	- (
签订时间:	2013年9月29日	
签订地点:	山东省东营市	_
有效期限:	2013年6月至2015年6月	_
2		

https://lcei.cumt.edu.cn/info/1027/1113.htm



二、NDVI及空间变异

$$NDVI = (IR - R)/(IR + R)$$



 $\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2$

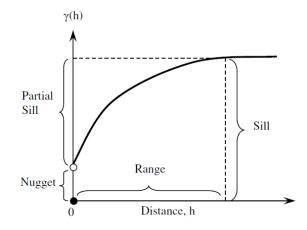


Table 1Comparisons of the NDVI and semivariogram parameters.

Group	Wheat fields affected by CO ₂ emission	Reference wheat fields
Amount of wheat fields Average NDVI Standard deviation of NDVI variation coefficients of NDVI Range Nugget Partial Sill	$15 \\ 0.524 \pm 0.013^{a} \\ 0.018 \pm 0.004^{a} \\ 0.034 \pm 0.009^{a} \\ 33.362 \pm 8.402^{a} \\ 1.93E-05 \pm 2.03E-05^{a} \\ 3.00E-04 \pm 1.00E-04^{a}$	18 0.529 ± 0.008^{a} 0.018 ± 0.004^{a} 0.034 ± 0.008^{a} 32.136 ± 6.534^{a} $2.06E-05 \pm 2.60E-05^{a}$ $2.00E-04 \pm 1.00E-04^{a}$

Note: Different lower-case letters indicate significant differences between the two groups.



三、NDVI变异原因



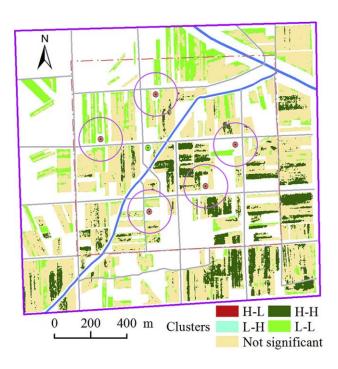


Table 2Correlation and multiple GLM analysis of the relationships between NDVI and environmental factors.

Variable	Method				
	Correlation	analysis	Multiple GLI	Multiple GLM regression	
	r	p	SS, %	р	
Azimuth	0.194	0.156	5.680*	0.020	
Distance	0.336*	0.012	0.459	0.827	
Elevation	-0.437^{*}	0.001	0.263	0.682	
Average CO ₂	-0.283*	0.036	0.435	0.598	
Soil moisture	0.790*	0.000	22.604*	0.000	
Soil density	-0.107	0.437	0.164	0.746	
Soil organic matter	0.656*	0.000	33.951*	0.000	
Available N	0.626*	0.000	20.916*	0.001	
Available P	-0.061	0.660	1.921	0.271	
Available K	0.376*	0.005	10.757*	0.012	
pH	0.246	0.070	1.313	0.361	
Residuals	1	1	1.539	/	

Note: * indicates p < 0.05; SS, proportion of variances explained by the variable.



四、风速与CO2扩散

$$C(x, y, z, H) = \frac{q \times 1000}{2\pi \overline{u}\sigma_y \sigma_z} \exp\left(\frac{-y^2}{2\sigma_y^2}\right) \left\{ \exp\left[\frac{-(z - H)^2}{2\sigma_z^2}\right] + \exp\left[\frac{-(z + H)^2}{2\sigma_z^2}\right] \right\}$$

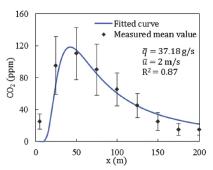


Fig. 3. Concentrations of emitted CO_2 in the downwind direction. The y axis is the mean of groups data of CO_2 measured from production wells, while the x axis represents the distance to the buffer tank.

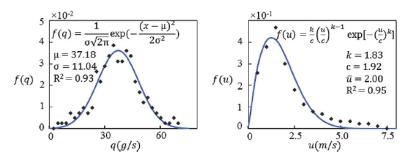


Fig. 6. The probability density of CO_2 emission intensity (q) and wind speed (u).

$$F(C) = F(u,q) = \int_{0}^{u} \int_{0}^{q} f(u,q) du dq$$

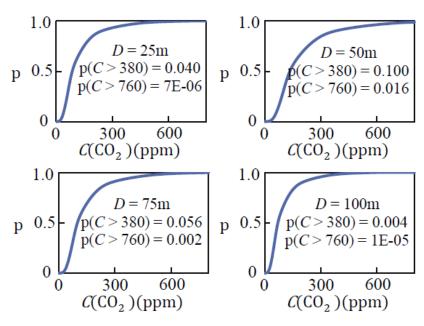


Fig. 7. The probability of the emitted CO₂ concentration at different site along the downwind direction, considering the background average CO₂ concentration in near-surface atmosphere is 380 ppm. *D* indicates the distance to the buffer tank.



五、CO2逸散

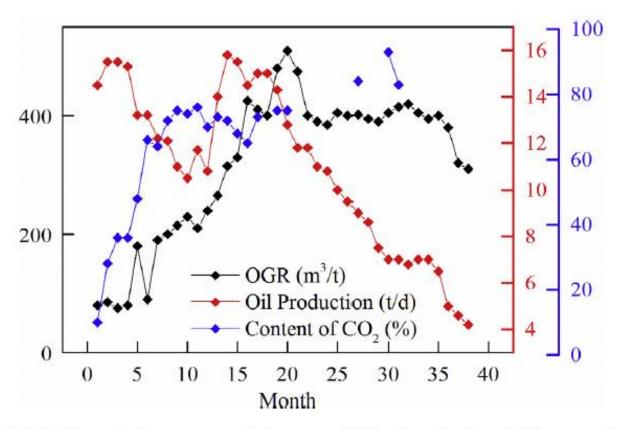


Fig. 8. Oil production parameters (oil-gas rate (OGR), oil production and CO₂ content) after CO₂ injection, summarized from Peng (Peng, 2013).



Journal of Cleaner Production 151 (2017) 34-42



Contents lists available at ScienceDirect

Journal of Cleaner Production





Monitoring the impact of fugitive CO₂ emissions on wheat growth in CCS-EOR areas using satellite and field data



Yongjun Yang a, Yue Li b, Shaoliang Zhang b, **, Fu Chen a, c, *, Huping Hou b, Jing Ma a

- ^a Low Carbon Energy Institute, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221008, China
- b School of Environment Science and Spatial Informatics, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221008, China College of Science, Engineering and Health. Royal Melbourne Institute of Technology University, Melbourne, VIC 3001, Australia

ARTICLE INFO

Article history: Received 15 August 2016 Received in revised form 8 March 2017 Accepted 8 March 2017 Available online 9 March 2017

Keywords: CCS-EOR Ecological monitoring Fugitive CO₂ emissions Wheat Geostatistical analysi

ABSTRACT

In-situ monitoring of the environmental impact is essential for the verification of clean operation of carbon capture and storage (CCS) projects. We conducted an empirical study based on remotely sensed data and field observations from an enhanced oil recovery (EOR) site in China. Geostatistical analysis and general linear model regression were performed to detect the impact of fugitive CO2 emission from oil buffer tanks. Results show that the emitted CO2 resulted in CO2 enrichment about 25-100 m away from the buffer tanks. The spatial pattern and semivariogram parameters of normalized differential vegetation index (NDVI) in the CCS core operating area had not been altered significantly. The CO2 concentration is not a statistically significant explanatory factor for the variation of wheat growth in the present CCS-EOR site that located in Gaoqing County in the east of China. The impact of fugitive CO2 emission on wheat growth appears limited because of the instability and rapid diffusion of emitted CO2. However, we emphasize that these results were extracted from the in-situ monitoring that characterized by macrolevel and short term. Long-term biology-based study at a micro-level is imperative for further understanding and determining the environmental impact of fugitive CO2 emission. Moreover, considering the incidental CO2 breakthrough and the unknown impact of emitted gas, including CO2 and hydrocarbons. on the quality of wheat plant and grain, long-time field monitoring, and improvement of production equipment and technique are essential to ensure the clean production of CCS-EOR

© 2017 Elsevier Ltd. All rights reserved.

1. Introduction

With rising levels of atmospheric carbon dioxide (CO2), carbon capture and storage (CCS) has been recognized as an important means for reducing greenhouse gas emissions and mitigating global warming (Huisingh et al., 2015; Zhu et al., 2015). The technologies of CO2 storage with enhanced industrial production, such as enhance oil recovery (CO2-EOR), natural gas recovery (CO2-EGR), coal-bed methane (CO2-ECBM), saline water/brine recovery (CO2-EWR) and geothermal energy (CO2-EGS) have recently attracted interest worldwide since they have great potential to reduce the overall cost and increase the economic output (Li et al., 2015; Wang and Du, 2016; Zhang and Huisingh, 2017). Among of them, CO2-EOR

* Corresponding author. Low Carbon Energy Institute, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221008, China. ** Corresponding author.

E-mail addresses: slzhang@cumt.edu.cn (S. Zhang), chenfu@cumt.edu.cn

http://dx.doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.03.058 0959-6526/0 2017 Elsevier Ltd. All rights reserved

has been globally expanded to over a hundred oil sites because this technology can produce more crude oil while storing the CO2 below ground to provide environmental benefits (Câmara et al., 2013; Jenkins et al., 2015). However, the potential environmental impact is a challenge for achieving wide public acceptance and clean operation of CCS (Câmara et al., 2013; Li et al., 2013; Wennersten et al., 2015). To assure safety and environmental friendliness of CCS technology, more detailed environmental monitoring and quantitative verification are necessary (Bowden et al., 2013; Jones et al., 2015; Li et al., 2016a,b).

Since 2005, there have been attempts to reveal the potential impact of CO2 leakage on plant growth in the research field of CCS (Jones et al., 2015). According to existing field studies, no real CO2 leakage and consequent impacts have been detected (Jones et al., 2015). Therefore, research scholars are mainly relying on the simulation experiments and analogous sites such as ZERT, ASGARD, CO2 Field Lab, PISCO2, Ginninderra, Ressacada Farm and natural CO2 seepage sites in Italy and Germany (Govindan et al., 2011; Noble et al., 2012). The results of these studies suggest that CO2 emitted from below ground will impose stress on plant growth, thereby



