

**DETERMINACION DE AREAS HIDROQUIMICAS HOMOGENEAS  
DEL S.A.G. EN ENTRE RIOS.**

**E. Díaz, O. Dalla Costa y B.C. Aceñolaza**  
**PROINSA - Proyectos de Ingeniería S.A.**  
**Dorrego 3187 - (3000) Santa Fe**  
**Tel/FAX: +54 - 342 - 4552526 - 4562424 - 4811014**  
**Email: [proinsa@gigared.com](mailto:proinsa@gigared.com)**

**Resumen**

Se analiza las configuraciones espaciales de la hidroquímica de las aguas subterráneas explotadas por los sistemas termales en funcionamiento y en perforaciones profundas de la Provincia de Entre Ríos, mediante la aplicación de análisis multivariado (componentes principales y análisis cluster), habitualmente asociadas al Sistema Acuífero Guaraní.

Los análisis se realizaron utilizando determinaciones hidroquímicas de las aguas de los complejos termales y de las perforaciones realizadas en el área. Sobre la base de los análisis surge una diferenciación clara entre las aguas del sistema subterráneo SAG.

Se subdivide la Provincia de Entre Ríos en regiones en las que se han determinado que poseen un comportamiento similar. Las perforaciones en ejecución en la provincia, en especial la de las localidades de Basabilbaso y de Nogoyá permitirá obtener un esquema hidrogeoquímico con más detalle en el área sur oeste de Entre Ríos.

**Palabras Claves:** hidrogeoquímica, multivariado, guaraní.

## **1. INTRODUCCIÓN**

En la Provincia de Entre Ríos se han ejecutado perforaciones profundas con destino al uso de balneoterapia en las localidades de Federación, Concordia (2), Colón, Concepción del Uruguay, Gualeguaychú (2), Villa Elisa, La Paz, Chajarí, María Grande y San José, a la fecha de redacción de este informe se encuentran en ejecución perforaciones en la localidad de Basabilbaso y una segunda perforación en la localidad de Concepción del Uruguay, y a punto de iniciarse la de la localidad de Nogoyá.

Las perforaciones ejecutadas tienen caudales de explotación que oscilan entre 100 y más de 300 m<sup>3</sup>/hora, algunas son surgentes y en otros casos es necesario instalar equipos de bombes. La calidad físico química de las aguas varía de conductividades eléctricas entre 500 y 150.000 µS/cm, con una disminución de su calidad y aptitud para el consumo humano y riego en dirección Este - Oeste.

En la República Oriental del Uruguay existen perforaciones profundas ubicadas en las localidades de Salto (agua potable), Arapey, Daymán, Almirón, Guaviyú, estos cuatro último constituyen los aprovechamientos termales más antiguos, asimismo existen perforaciones con destino a balneoterapia en el Hotel "Horacio Quiroga" y el Establecimiento Agropecuario San Nicanor.

A partir de muestras de aguas de quince perforaciones y sus correspondientes análisis físico químicos de aniones y cationes principales, se ha realizado un análisis multivariado mediante las técnicas de Análisis de Componentes Principales y de Agrupamiento, mediante un software estadístico.

## **2. OBJETIVOS**

El objetivo del presente trabajo es la definición, mediante el uso de las técnicas del análisis multivariado mediante las técnicas de ordenación (análisis de componentes principales) y de agrupamiento (cluster) de áreas homogéneas de explotación de aguas subterráneas del denominado Sistema Acuífero Guaraní, en la Provincia de Entre Ríos y en la borde occidental de la República Oriental del Uruguay.

Permitir a la autoridad de aplicación de la Provincia de Entre Ríos; como consecuencia de la definición de las áreas homogéneas; la adecuada interpretación del funcionamiento del sistema y por ende gestión del recursos hídrico subterráneo del Sistema Acuífero Guaraní.

## **3. AREA DE ESTUDIO**

El área de estudio se centró en la Provincia de Entre Ríos y en la margen izquierda del Río Uruguay de la R.O. del Uruguay, en una superficie que abarca 300 km de norte a sur y 400 km de este a oeste. En la misma se ha contado con la información hidrogeoquímica de 15 perforaciones termales en explotación y/o ejecutadas con fines de balneoterapia.

## **4. METODOLOGÍA**

### **4.1. Análisis multivariado**

La estadística multivariada es usada para describir y analizar observaciones multidimensionales obtenidas al relevar información sobre varias variables para cada una de las unidades o casos en estudio. El módulo de Análisis Multivariado pone a disposición del usuario una serie de técnicas de análisis apropiadas para tablas de datos que contienen dos o más variables respuesta (columnas de la tabla) por cada caso (filas de la tabla). Luego, la organización de datos para un análisis multivariado se realiza en forma de una matriz con  $n$  filas (casos) conteniendo las  $p$  características (variables) registradas sobre un mismo individuo (datos de  $p$  variables observadas en cada uno de  $n$  casos, se colectan en una matriz  $\mathbf{X}$ ,  $n \times p$ ).

Cada observación multivariada es representada por un vector  $p$ -dimensional de variables aleatorias y se puede conceptualizar como un punto en  $R^p$ , con coordenadas igual al valor asumido por cada una de las variables. Si se tienen 3 individuos y 2 variables aleatorias (por ejemplo altura y peso) registradas sobre cada uno de los individuos, asumiendo los valores que se muestran a continuación, la representación de las tres observaciones bivariadas puede, en el espacio de las dos variables) ser la siguiente:

Cuando más de tres variables son relevadas para cada caso la visualización directa de las observaciones no es posible, por ello se utilizan técnicas de reducción de dimensión y proyecciones de la nube de puntos que representan las observaciones en espacios de fácil visualización como es el plano. Gráficos comúnmente utilizados para visualizar y comparar observaciones multivariadas son los gráficos de estrellas, las matrices de diagramas de dispersión, los gráficos de perfiles multivariados, etc.

La descripción de muestras aleatorias multivariadas se puede realizar mediante el cálculo de estadísticos muestrales. Johnson y Wichern (1998) definen un muestreo aleatorio, de observaciones multivariadas, como aquel donde: 1) las mediciones tomadas sobre casos diferentes no se encuentran correlacionadas y 2) la distribución conjunta de las  $p$  variables es la misma para cada caso. A continuación se describen algunos estadísticos descriptivos multivariados frecuentemente usados para la descripción de muestras aleatorias multivariadas.

Vectores medios (total y por grupo): para cada variable de la matriz de datos se calcula la media muestral. Las  $p$  medias constituyen en este caso el vector de medias total. Si se indicó un criterio de clasificación se podrá obtener el vector de medias por grupo conformado a partir de las medias de las  $p$  variables calculadas a partir de las observaciones de cada grupo.

Matrices de varianza-covarianza: la varianza muestral, calculada a partir de las  $n$  mediciones sobre cada variable, será denotada por  $S$ . Para una matriz de datos de dimensión  $n \times p$  habrá  $p$  varianzas muestrales.

## **4.2. Análisis de conglomerados.**

Permite implementar distintos procesos para agrupar objetos descriptos por un conjunto de valores de varias variables. Los objetos generalmente representan las filas de la tabla de datos. Ocasionalmente, estos procedimientos son usados para agrupar variables en lugar de observaciones (es decir conglomerar columnas en lugar de filas). En InfoStat, la ventana Análisis de conglomerados permite seleccionar las variables del archivo que se usarán en el análisis e indicar una o más variables como criterio de clasificación con el objetivo de resumir varios registros en un único caso. Al presionar el botón Aceptar aparece otra ventana llamada Análisis de conglomerados la cual tiene tres solapas: Jerárquicos, No jerárquicos y Medidas resumen. En caso que se haya indicado un criterio de clasificación de registros, en la solapa Medidas de resumen, InfoStat

permite escoger entre medidas de posición como la media, mediana, mínimo, máximo y de dispersión como la varianza y desviación estándar para resumir la información de cada variable en cada conjunto de registros definido por el criterio de clasificación.

Se puede elegir el método (por defecto se selecciona automáticamente el agrupamiento promedio entre los jerárquicos o K-Means como algoritmo no jerárquico), y el tipo de distancia (por defecto Euclídea promedio) a utilizar en la conformación de conglomerados. InfoStat permite activar la celda estandarizar los datos, esta opción estandariza automáticamente cada columna seleccionada como variable antes de realizar el agrupamiento. El análisis puede realizarse por filas, en tal caso se agruparán registros o por columnas para formar conglomerados de variables.

El agrupamiento de objetos multivariados es frecuentemente utilizado como método exploratorio de datos con la finalidad de obtener mayor conocimiento sobre la estructura de las observaciones y/o variables en estudio. Si bien es cierto que el proceso de agrupamiento conlleva inicialmente a una pérdida de información ya que se sitúan en una misma clase unidades que no son idénticas (solo semejantes), la síntesis de la información disponible sobre las unidades consideradas puede facilitar considerablemente la visualización de relaciones multivariadas de naturaleza compleja. Se recurre a técnicas de agrupamiento cuando no se conoce una estructura de agrupamiento de los datos *iaa* priorili y el objetivo operacional es identificar el agrupamiento natural de las observaciones. Las técnicas de clasificación basadas en agrupamientos implican la distribución de las unidades de estudio en clases o categorías de manera tal que cada clase (conglomerado) reúne unidades cuya similitud es máxima bajo algún criterio. Es decir los objetos en un mismo grupo comparten el mayor número permisible de características y los objetos en diferentes grupos tienden a ser distintos.

Para agrupar objetos (casos o variables) es necesario seguir algún algoritmo. La palabra algoritmo designa un conjunto de reglas operativas sistemáticas que permiten la realización de un tipo de tareas paso a paso para obtener un resultado. Los algoritmos o métodos de agrupamiento permiten identificar clases existentes en relación a un conjunto dado de atributos o características. En distintas áreas del conocimiento se encuentran estos algoritmos bajo diferentes nombres como son clasificación automática, análisis tipológico (del francés *iranalyse typologique*), análisis de agrupamiento (del inglés *incluster analysis*), taxonomía numérica, etc. Los algoritmos de clasificación pueden dividirse en no jerárquicos y jerárquicos. En las técnicas de clasificación no jerárquicas se desea obtener una única descomposición o partición del conjunto original de objetos en base a la optimización de una función objetivo. Mientras que en las técnicas de clasificación jerárquicas, se pretenden encontrar particiones jerarquizadas, esto es, consecutivamente más finas (o menos finas), luego los objetos son unidos (o separados) en grupos paso por paso. En biología (taxonomía) las técnicas jerárquicas son tradicionales ya que traducen mejor la complejidad de la organización de los seres vivos y la existencia de distintos niveles evolutivos. En otras aplicaciones las técnicas no jerárquicas pueden ofrecer una descripción apropiada de los datos, por ejemplo clasificación de libros en una biblioteca.

Los algoritmos de agrupamiento pueden ser supervisados o no supervisados según si el número de clases a ser obtenidas es fijado *iaa* priorila por la persona que conduce el experimento o si éste resulta de la aplicación de la técnica de clasificación. Muchas veces, informaciones preliminares disponibles o resultados de experimentos pilotos, pueden orientar al experimentador o usuario en la selección del número de clases. Otras veces, se conoce algún valor máximo para el número de clases, y entonces el algoritmo se implementa especificando dicho valor y luego, en relación con los resultados obtenidos, se vuelven a realizar agrupamientos. Las técnicas de clasificación jerárquicas son generalmente del tipo no supervisadas.

El agrupamiento logrado dependerá no sólo del algoritmo de agrupamiento elegido sino también de la medida de distancia seleccionada, del número de grupos que deben ser formado (cuando esta información existe), de la selección de las variables para el análisis y del escalamiento de las mismas. Textos tradicionales que abordan la problemática asociada con la formación de conglomerados son los de Anderberg (1973) y de Everitt (1974).

En el análisis de conglomerados de casos o registros individuales se parte de una matriz de datos  $np$  (supongamos  $p$  mediciones o variables en cada uno de los  $n$  objetos estudiados), que luego es transformada en una matriz de distancia ( $nn$ ) donde el elemento  $i,j$ -ésimo mide la distancia entre pares de objetos  $i$  y  $j$  para  $i,j=1,\dots,n$ . Los elementos de la matriz de distancia son funciones de distancias métricas o no métricas. En el análisis de conglomerados de variables se usará una matriz de distancia ( $pp$ ) donde el elemento  $i,j$ -ésimo mide la distancia entre pares de variables  $i$  y  $j$  para  $i,j=1,\dots,p$ .

Cuando se disponen de numerosas variables para realizar el agrupamiento, es común utilizar (antes del análisis de conglomerados) técnicas de reducción de dimensión tal como Análisis de Componentes Principales para obtener un número menor de variables capaces de expresar la variabilidad en los datos. Esta técnica puede facilitar la interpretación de los agrupamientos obtenidos.

En la práctica, se recomienda aplicar varios algoritmos de agrupamiento y de selección o combinación de variables para cada conjunto de datos. Seleccionando, finalmente, desde los agrupamientos realizados la interpretación más apropiada. InfoStat provee automáticamente el valor del coeficiente de correlación cofenética el cual puede ser usado para seleccionar uno de varios agrupamientos alternativos. Este coeficiente indica la correlación de las distancias definidas por la métrica de árbol binario con las distancias originales entre objetos, luego se espera que el agrupamiento con mayor coeficiente sea el que mejor describe el agrupamiento natural de los datos.

Es importante remarcar que los procedimientos de agrupamiento producen resultados exitosos cuando la matriz de datos tiene una estructura que es posible interpretar desde el problema que originó la recolección de la información. Por ello, logrado los grupos es importante caracterizar los mismos a través de diversas medidas resumen para favorecer la interpretación del agrupamiento final.

Los métodos jerárquicos producen agrupamientos de tal manera que un conglomerado puede estar contenido completamente dentro de otro, pero no está permitido otro tipo de superposición entre ellos. Los algoritmos de conglomeración jerárquicos utilizados con fines de agrupamiento pueden ser aglomerativos o divisivos (utilizan fusiones o divisiones sucesivas de los objetos a agrupar).

Los métodos aglomerativos realizan grupos por el procedimiento de uniones sucesivas. En el inicio hay tantos grupos como objetos. Los objetos similares se agrupan primero y esos grupos iniciales son luego unidos de acuerdo a sus similitudes. Los métodos jerárquicos divisivos comienzan asumiendo que todos los objetos pertenecen a un mismo grupo al cual particionan en subdivisiones cada vez más finas, hasta el punto donde cada objeto es considerado un conglomerado de tamaño unitario. InfoStat trabaja con métodos aglomerativos ya que estos son más satisfactorios con respecto a los tiempos de cálculo.

Los resultados de agrupamientos jerárquicos se muestran en un dendrograma (diagramas de árboles en dos dimensiones), en el que se pueden observar las uniones y/o divisiones que se van realizando en cada nivel del proceso de construcción de conglomerados. Las ramas en el árbol representan los conglomerados. Las

ramas se unen en un nodo cuya posición a lo largo del eje de distancias indica el nivel en el cual la fusión ocurre. El nodo donde todas las entidades forman un único conglomerado, se denomina nodo raíz. Debido a que en cada nivel se evalúa la unión de dos observaciones (o dos conglomerados), estos dendrogramas se conocen como árboles binarios. En la práctica, el interés principal suele estar centrado en resultados intermedios donde los objetos se encuentran clasificados en un número moderado de conglomerados.

Una de las principales características de los procedimientos de agrupamiento jerárquicos aglomerativos es que la ubicación de un objeto en un grupo no cambia, o sea, que una vez que un objeto se ubicó en un conglomerado, no se lo reubica. Este objeto puede ser fusionado con otros pertenecientes a algún otro conglomerado, para formar un tercero que incluye a ambos.

Los algoritmos aglomerativos proceden de la siguiente manera: inicialmente, cada objeto pertenece a un conglomerado diferente; en la siguiente etapa se fusionan los dos objetos más cercanos para formar el primer conglomerado; en la tercera etapa, un nuevo objeto se agrega al conglomerado formado en la primera etapa u otros dos objetos se fusionan formando un segundo conglomerado. El proceso continúa de manera similar hasta que, eventualmente, se forma un solo conglomerado que contiene todos los objetos como integrantes del mismo.

Las técnicas de agrupamiento jerárquico difieren por la regla de asignación de objetos a un conglomerado o fusión de conglomerados que utilizan. A continuación se listan los algoritmos de agrupamiento jerárquicos disponibles en InfoStat:

El análisis de conglomerados requiere medir la similitud entre las entidades a agrupar. InfoStat trabaja con medidas de disimilaridad o distancia. La selección de una medida de distancia apropiada depende de la naturaleza de las variables (cualitativa, cuantitativa), de la escala de medición (nominal, ordinal, intervalo, cociente) y del conocimiento del objeto de estudio. Todas las funciones de distancia discutidas en este documento pueden ser usadas con cualquier procedimiento de formación de conglomerados.

Para datos con propiedades métricas (continuos, escala por intervalos y/o cocientes) pueden usarse medidas de distancia como la de Manhattan o la Euclídea mientras que para datos cualitativos o atributos discretos son más apropiadas las distancias basadas en medidas de similitud o asociación (complemento de medidas de asociación). Para el agrupamiento de variables son recomendadas medidas de distancia basadas en coeficientes de correlación.

## **ANÁLISIS DISCRIMINANTE**

El Análisis Discriminante es una técnica estadística que permite describir algebraicamente las relaciones entre dos o más poblaciones (grupos) de manera tal que las diferencias entre ellas se maximicen o se hagan más evidente. El AD se realiza frecuentemente con fines predictivos relacionados a la clasificación, en una de las poblaciones existentes, de nuevas observaciones u observaciones sobre las cuales no se conoce a qué grupo pertenecen. Una observación nueva, la cual no fue utilizada para la construcción de la regla de clasificación, se asignará al grupo en el cual tienen más probabilidad de pertenecer en base a sus características medidas. Para tal asignación es necesario definir una regla de clasificación. La función discriminante lineal puede ser usada para este fin. Además el AD puede ser usado con el objetivo de encontrar el subconjunto de variables que mejor explica la variabilidad entre grupos.

El análisis presupone que se dispone de  $n$  observaciones  $p$ -dimensionales independientes, las cuales se encuentran agrupadas en dos o más grupos. El Análisis Discriminante abordado por InfoStat presupone que la variable dependiente es nominal (forma grupos) y las variables independientes son métricas (variables continuas, escala por intervalos o cociente). Es decir la variable que actúa como factor de agrupamiento y ubica cada individuo u objeto de la tabla de datos en un grupo definido. Este agrupamiento es conocido a priori de realizar el análisis.

El análisis discriminante lineal puede interpretarse en analogía con el análisis de regresión lineal múltiple univariada. El objetivo del análisis de regresión es predecir el valor de la media poblacional de una variable dependiente, sobre la base de una combinación lineal de variables independientes para las cuales se conocen los valores que asumen en los individuos de una muestra. El objetivo del análisis discriminante es encontrar una combinación lineal de variables independientes que minimice la probabilidad de clasificar erróneamente individuos u objetos en sus respectivos grupos. En cuanto a los supuestos, en el análisis de regresión la variable dependiente se asume normalmente distribuida y las independientes son fijas. En el análisis discriminante las variables independientes son las que generalmente se asumen normalmente distribuidas y la dependiente (variable de agrupamiento) es fija.

La función discriminante calculada por InfoStat es una combinación lineal de las variables originales, en la que la suma de cuadrados de las diferencias entre grupos, para dicha combinación, sobre la varianza dentro de los grupos es máxima. Cuando hay dos grupos se genera una sola ecuación lineal discriminante (eje canónico). Si hay  $k$  grupos, habrá  $k-1$  funciones discriminantes no correlacionadas (ejes canónicos). Se recomienda graficar las observaciones en el espacio generado por los ejes canónicos para obtener una mejor visualización de las diferencias entre grupos.

## **5. RESULTADOS**

## **6. CONCLUSIONES**

## **DATOS BASICOS ANALIZADOS**

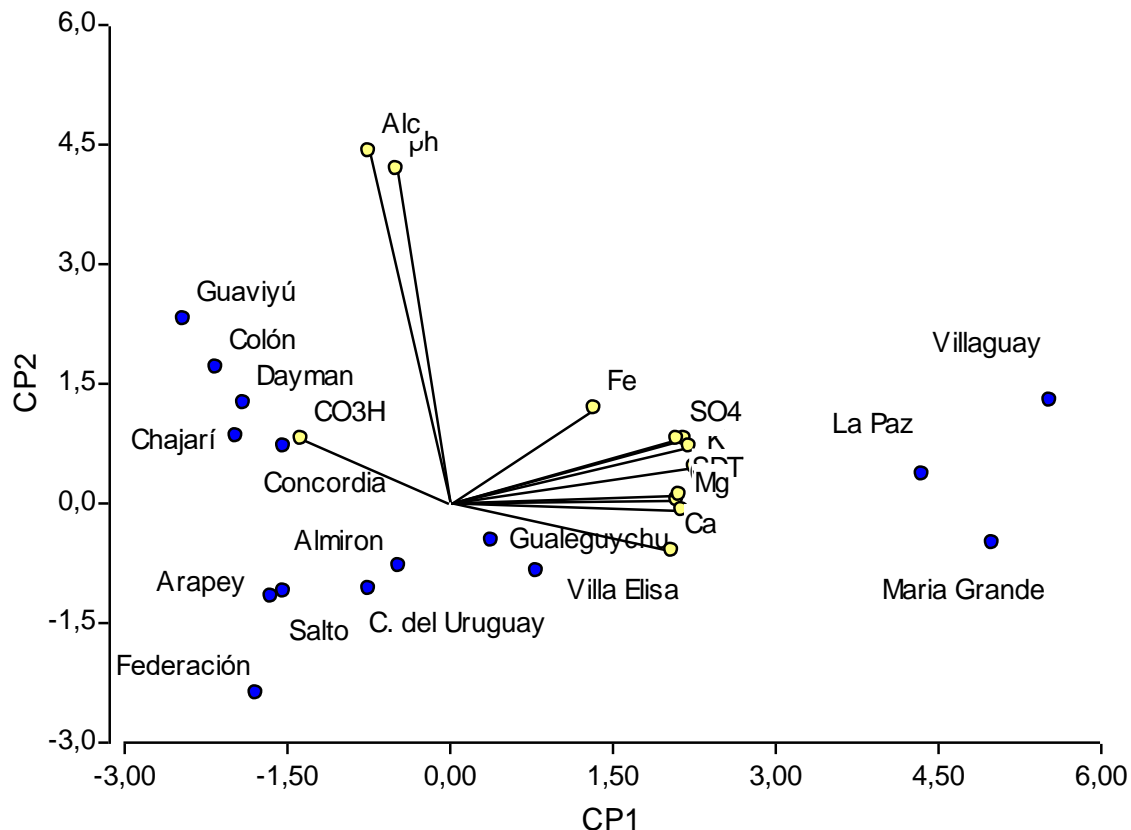
Hidroquímica de las perforaciones Termales de:

- 1 . María Grande
2. La Paz
3. Villaguay
4. Villa Elisa
5. Federación
6. Salto
7. Arapey
8. Daymán
9. Almirón
10. Guaviyú
11. Colón
12. Concepción del Uruguay
13. Concordia
14. Chajarí
15. Gualeguaychú



# ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES

## Análisis de Componentes Principales



Nueva: 04/03/2005 - 18:23:44

### Análisis de componentes principales

#### Covarianzas

	ph	CE	SDT	Alc	Fe	Na	K	Cl	CO3H	SO4	Ca	Mg
ph	1,00											
CE	-0,13	1,00										
SDT	-0,13	1,00	1,00									
Alc	0,76	-0,22	-0,22	1,00								
Fe	-0,13	0,37	0,39	-0,01	1,00							
Na	-0,12	0,72	0,75	-0,20	0,64	1,00						
K	-0,14	0,89	0,90	-0,19	0,49	0,86	1,00					
Cl	-0,13	0,76	0,78	-0,21	0,63	1,00	0,88	1,00				
CO3H	-0,02	-0,49	-0,48	0,39	-0,12	-0,46	-0,44	-0,47	1,00			
SO4	-0,12	0,65	0,68	-0,19	0,66	0,99	0,83	0,99	-0,45	1,00		
Ca	-0,19	0,92	0,92	-0,31	0,29	0,63	0,86	0,67	-0,62	0,59	1,00	
Mg	-0,21	0,75	0,75	-0,27	0,44	0,81	0,94	0,83	-0,51	0,81	0,84	1,00

#### Autovalores

Lambda	Valor	Proporción	Prop. acum.
--------	-------	------------	-------------

1	7,48	0,62	0,62
2	1,71	0,14	0,77
3	1,23	0,10	0,87
4	0,75	0,06	0,93
5	0,41	0,03	0,97
6	0,28	0,02	0,99
7	0,11	0,01	1,00
8	0,03	0,00	1,00
9	0,00	0,00	1,00
10	0,00	0,00	1,00
11	0,00	0,00	1,00
12	0,00	0,00	1,00

### Autovectores

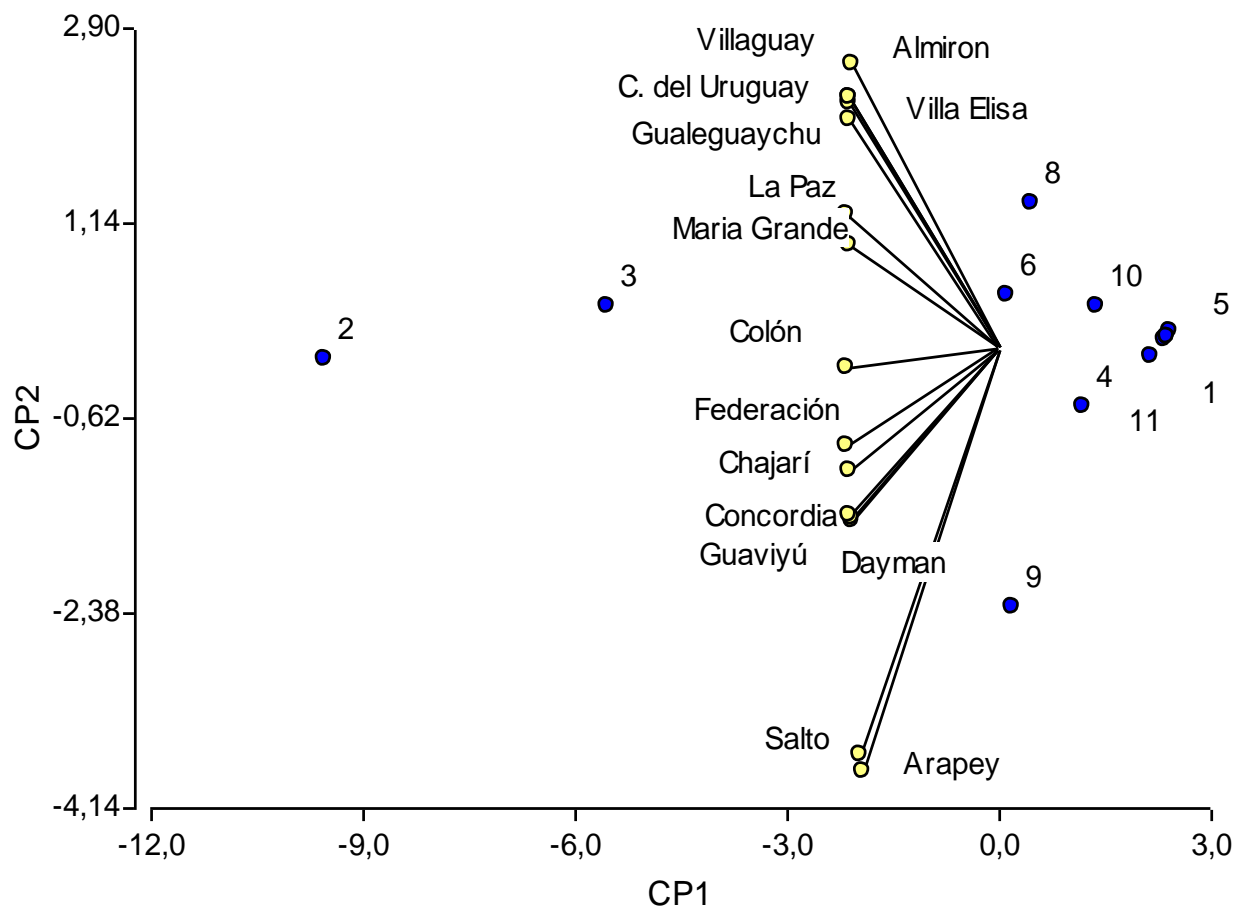
Variables	e1	e2
ph	-0,08	0,65
CE	0,33	0,01
SDT	0,33	0,02
Alc	-0,11	0,69
Fe	0,21	0,18
Na	0,34	0,12
K	0,35	0,07
Cl	0,34	0,11
CO3H	-0,21	0,12
SO4	0,33	0,12
Ca	0,32	-0,09
Mg	0,33	-0,02

### Correlaciones con las variables originales

Variable	CP1	CP2
ph	-0,21	0,85
CE	0,89	0,01
SDT	0,91	0,02
Alc	-0,31	0,90
Fe	0,57	0,24
Na	0,92	0,16
K	0,96	0,09
Cl	0,94	0,14
CO3H	-0,58	0,16
SO4	0,90	0,16
Ca	0,87	-0,12
Mg	0,91	-0,02

Correlación cofenética: 0,966

## Análisis de Componente Principales de las Variables



Nueva: 05/03/2005 - 11:26:31

### Análisis de componentes principales Covarianzas

	Colón	Maria Grande C. del Uruguay	La Paz Concordia	Villaguay Chajarí	Villa Elisa Gualeguaychu	Federación	Salto	Arapey	Dayman	Almiron	Guaviyú
Maria Grande		1,00									
La Paz		1,00	1,00								
Villaguay		0,95	0,97	1,00							
Villa Elisa		0,97	0,98	1,00	1,00						
Federación		0,96	0,96	0,93	0,94	1,00					
Salto		0,84	0,83	0,75	0,77	0,94	1,00				
Arapey		0,83	0,83	0,77	0,78	0,94	0,98	1,00			
Dayman		0,90	0,90	0,86	0,87	0,92	0,84	0,87	1,00		
Almiron		0,97	0,98	1,00	1,00	0,94	0,77	0,79	0,87	1,00	
Guaviyú		0,91	0,91	0,86	0,88	0,93	0,85	0,88	1,00	0,88	1,00
Colón	1,00	0,95	0,95	0,93	0,94	0,95	0,84	0,86	0,98	0,94	0,99
C. del Uruguay	0,94	1,00	0,97	0,98	1,00	0,94	0,77	0,79	0,87	1,00	0,88
Concordia	0,95	0,89	1,00	0,94	0,89	0,96	0,91	0,89	0,94	0,89	0,95
Chajarí	0,98	0,92	0,94	1,00	0,90	0,96	0,88	0,89	0,98	0,92	0,98

Gualeguaychu		0,97	0,98	0,99	1,00	0,95	0,79	0,79	0,87	1,00	0,88
0,94	1,00		0,91	0,93	1,00						

### Autovalores

Lambda	Valor	Proporción	Prop. acum.
1	13,83	0,92	0,92
2	0,72	0,05	0,97
3	0,29	0,02	0,99
4	0,10	0,01	1,00
5	0,04	0,00	1,00
6	0,01	0,00	1,00
7	0,00	0,00	1,00
8	0,00	0,00	1,00
9	0,00	0,00	1,00
10	0,00	0,00	1,00
11	0,00	0,00	1,00
12	0,00	0,00	1,00
13	0,00	0,00	1,00
14	0,00	0,00	1,00
15	0,00	0,00	1,00

### Autovectores

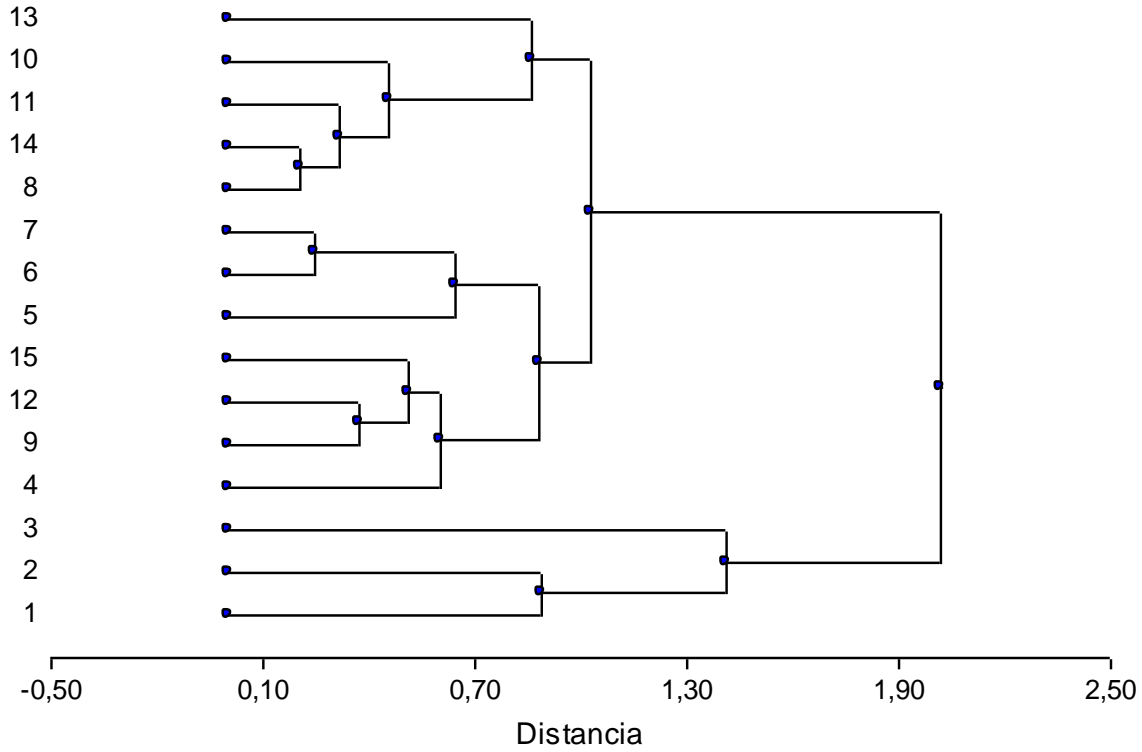
Variables	e1	e2
Maria Grande	-0,26	0,12
La Paz	-0,26	0,15
Villaguay	-0,26	0,32
Villa Elisa	-0,26	0,28
Federación	-0,27	-0,11
Salto	-0,24	-0,47
Arapey	-0,24	-0,45
Dayman	-0,26	-0,19
Almiron	-0,26	0,27
Guaviyú	-0,26	-0,19
Colón	-0,26	-0,02
C. del Uruguay	-0,26	0,28
Concordia	-0,26	-0,19
Chajarí	-0,26	-0,14
Gualeguaychu	-0,26	0,25

### Correlaciones con las variables originales

Variable	CP1	CP2
Maria Grande	-0,98	0,10
La Paz	-0,98	0,13
Villaguay	-0,96	0,27
Villa Elisa	-0,97	0,24
Federación	-0,99	-0,09
Salto	-0,88	-0,40
Arapey	-0,89	-0,39
Dayman	-0,95	-0,16
Almiron	-0,97	0,23
Guaviyú	-0,96	-0,16
Colón	-0,98	-0,02
C. del Uruguay	-0,97	0,24
Concordia	-0,97	-0,16
Chajarí	-0,98	-0,12
Gualeguaychu	-0,97	0,22
Correlación cofenética:	0,997	

# ANALISIS CLUSTER DE VARIABLES

## Encadenamiento promedio (average linkage)



### Análisis de conglomerados

#### Encadenamiento promedio (average linkage)

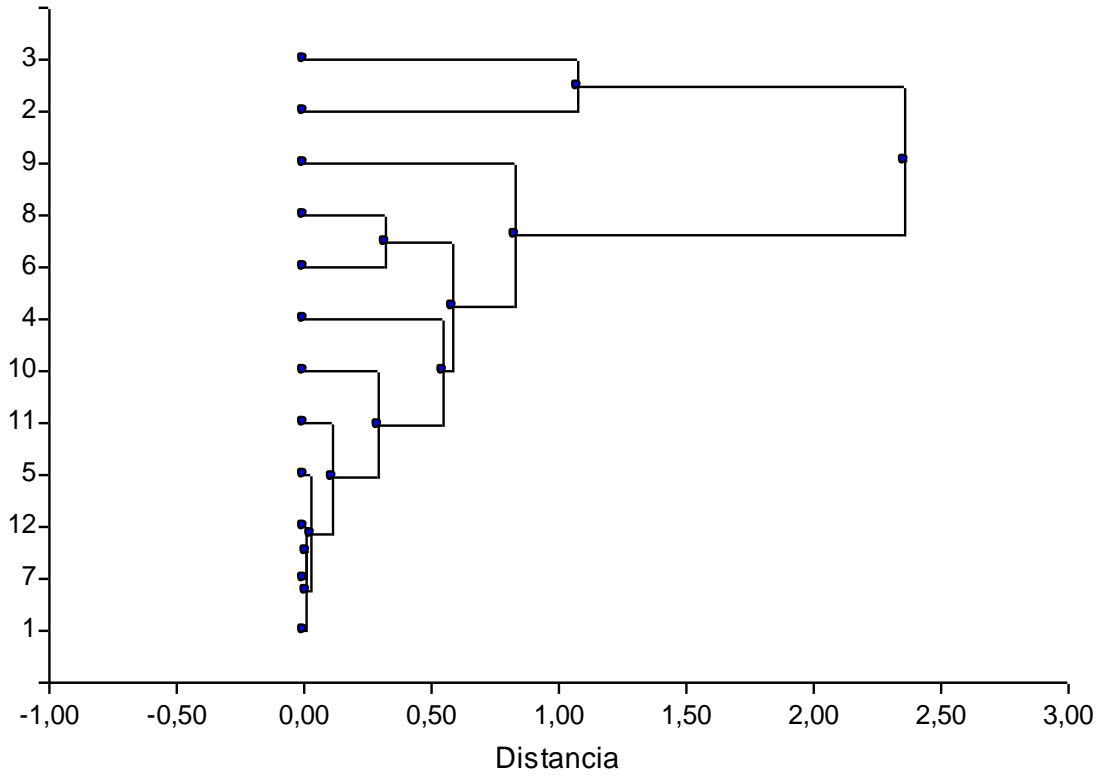
Distancia: Euclidea Promedio

Correlación cofenética 0,926

Variables estandarizadas

<u>nodol</u>	<u>nodo2</u>	<u>distancia</u>
8	14	0,21
6	7	0,25
8	11	0,31
9	12	0,37
8	10	0,46
9	15	0,51
4	9	0,60
5	6	0,64
8	13	0,86
4	5	0,88
1	2	0,89
4	8	1,03
1	3	1,41
1	4	2,02

### Analisis Cluster de Variables



#### Análisis de conglomerados

Encadenamiento promedio (average linkage)

Distancia: Euclídea Promedio

Correlación cofenética 0,945

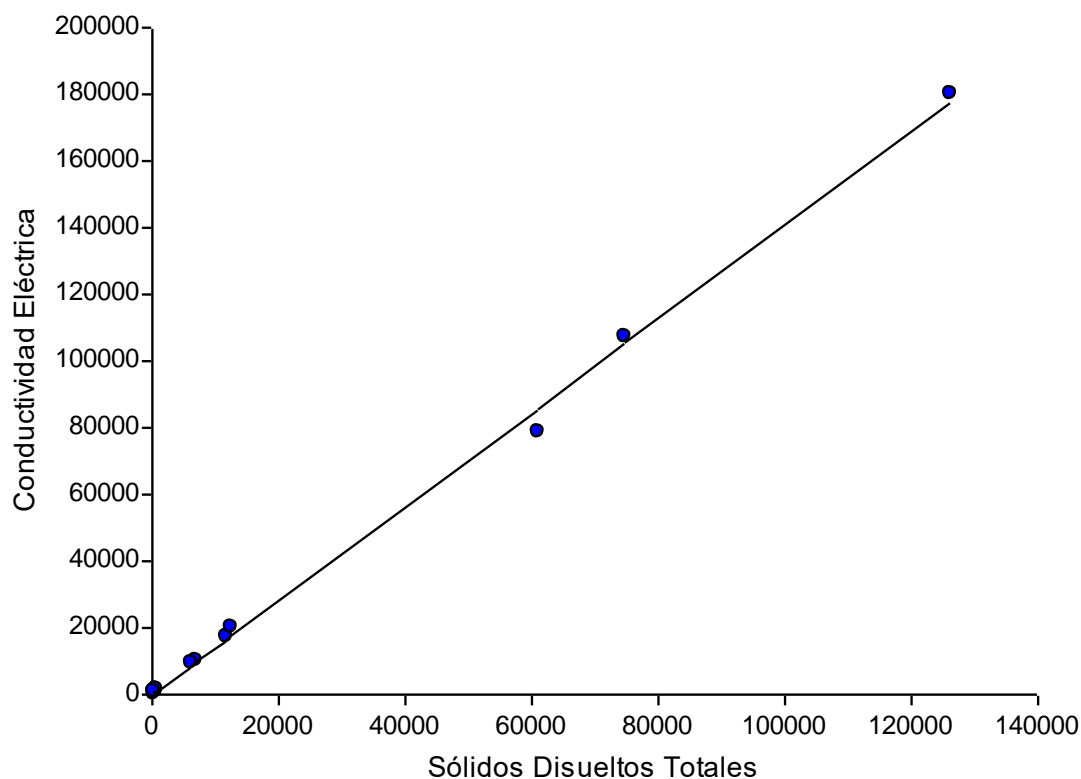
Variables estandarizadas

**nodol nodo2 distancia**

7	12	0,01
1	7	0,01
1	5	0,03
1	11	0,12
1	10	0,29
6	8	0,32
1	4	0,55
1	6	0,59
1	9	0,83
2	3	1,07
1	2	2,36

## CORRELACION SOLIDOS DISUELTOS TOTALES Y CONDUCTIVIDAD ELECTRICA

**Relación SDT - CE**



Nueva: 04/03/2005 - 17:53:45

### Análisis de regresión lineal

Variable	N	R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup> Aj
CE	15	1,00	1,00

### Coefficientes de regresión y estadísticos asociados

Coef.	Est.	E.E.	LI (95%)	LS (95%)	T	Valor p	CpMallows
const	-57,62	679,26	-1525,08	1409,84	-0,08	0,9337	
SDT	1,41	0,02	1,37	1,45	85,80	<0,0001	6836,84

### Tabla de análisis de la varianza SC Tipo III

FV	SC	gl	CM	F	Valor p
Modelo	38692251888,20	1	38692251888,20	7361,59	<0,0001
SDT	38692251888,20	1	38692251888,20	7361,59	<0,0001
Error	68327486,42	13	5255960,49		

## 7. BIBLIOGRAFÍA

Chica Olmo, M. (1988). Análisis Geoestadístico en el estudio de la explotación de los recursos naturales. Editorial de la Universidad de Granada. España. 387 páginas

Davis, J. (1973). Statistic and data analysis in geology. John Wiley & Sons, Inc. New York. 550 páginas.

Díaz, E.; Dalla Costa, O.A. y J.A. Sanguinetti. (2003). El Sistema Acuífero Guaraní. Los estudios, la explotación y gestión en entre ríos. III Congreso Nacional de Hidrogeología. Rosario.

Fili, M.F.; Tujchneider, O.C.; Perez, M. y M. Paris. (1994). Investigaciones Geohidrológicas en la Provincia de Entre Ríos. Temas Actuales de la Hidrología Subterránea. Mar del Plata. E. Bocanegra y A. Rapaccini Editores. Pp 299-313.

Fili, M.F.; Tujchneider, O.C.; M. Paris; M. Perez y M. D' Elía. (1999). Variables hidrogeológicas regionalizadas. Metodologías y casos de estudio. Centro de Publicaciones de la UNL. 156 páginas.

InfoStat (2002). InfoStat, versión 1.1. Manual del Usuario. Grupo InfoStat, FCA, Universidad Nacional de Córdoba. Primera Edición, Editorial Brujas Argentina.

Montaño, J.; Tujchneider, O.C.; Auge, M.; Fili, M.; Paris, M.; D' Elía, M.; Pérez, M.; Nagy, M.I.; Collazo, P. Y P. Decoud (1998). Acuíferos regionales en América Latina. Sistema Acuífero Guaraní. Capítulo argentino-uruguayo. Editorial de la Universidad Nacional del Litoral. Santa Fe. 216 páginas.

Usunoff, E. y M. Varni. (1998). Estructura de variación espacial a partir de datos hidroquímicos en la cuenca del Arroyo Azul. I. Congreso Nacional de Hidrogeología. Editorial de la Universidad Nacional del Sur. Pp 227-239.