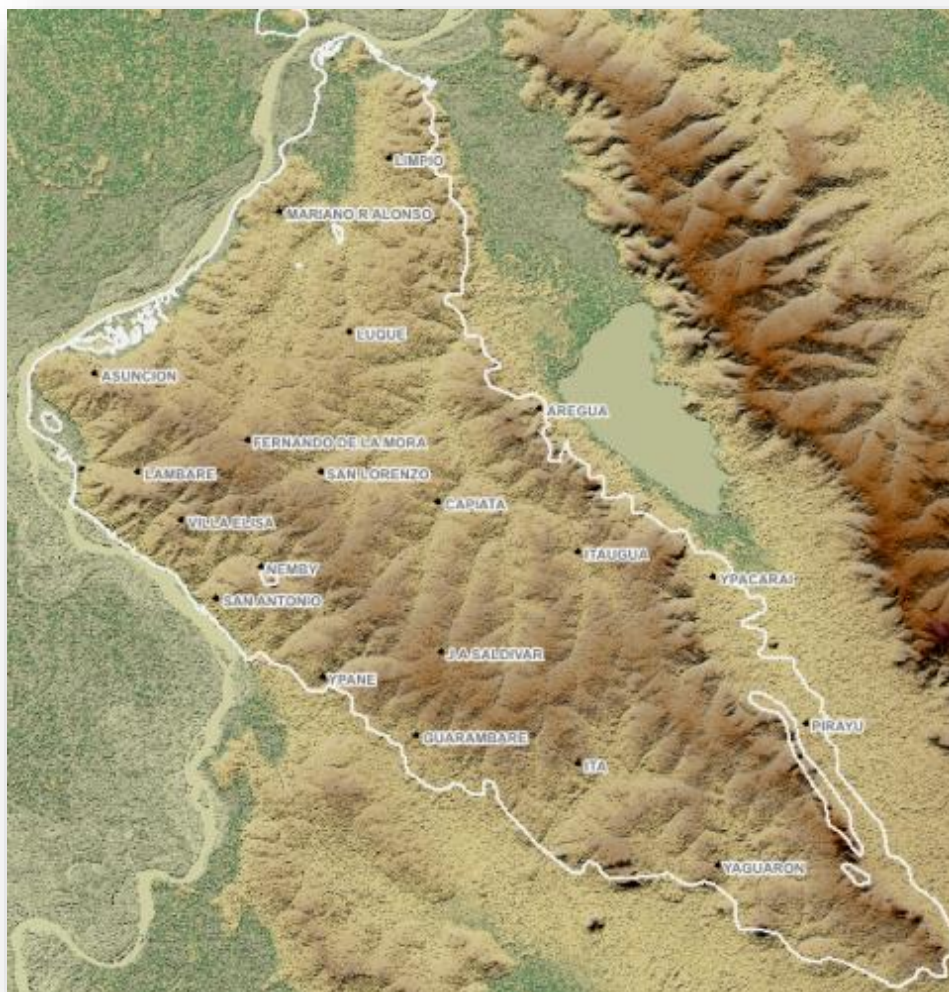


# ESTUDIO DE RECURSOS HÍDRICOS Y VULNERABILIDAD CLIMÁTICA DEL ACUÍFERO PATIÑO

PR-T1207



## ELABORACIÓN DE MAPAS DE VULNERABILIDAD

AGOSTO 2018

Gestionado por



TEKOHA  
RESÁI  
SAMBYHYHA  
SECRETARÍA DEL  
AMBIENTE



Financiación a través de la



Ejecución



## INDICE

1	INTRODUCCIÓN .....	5
1.1	Objetivos .....	5
2	DEFINICIÓN DE VULNERABILIDAD .....	5
3	MÉTODOS DE DETERMINACIÓN DE LA VULNERABILIDAD DE ACUÍFEROS .....	6
3.1	Método GOD .....	6
3.2	Método DRASTIC .....	8
4	VULNERABILIDAD INTRÍNSECA PARA EL ACUÍFERO PATIÑO .....	9
4.1	Cálculo de vulnerabilidad por variable .....	9
4.1.1	D: Profundidad (m) .....	9
4.1.2	R: Recarga (mm) .....	11
4.1.3	A: Litología del Acuífero .....	13
4.1.4	S: Tipo de suelo .....	15
4.1.5	T: Pendiente (%) .....	18
4.1.6	I: Naturaleza de la Zona No Saturada .....	19
4.1.7	C: Conductividad Hidráulica .....	20
4.2	Cálculo de la vulnerabilidad intrínseca .....	21
4.2.1	Valoración de resultados .....	22
5	CÁLCULO DE LA VULNERABILIDAD ESPECÍFICA: NITRATOS .....	23
5.1	Nitratos .....	23
5.1.1	Generalidades .....	23
5.1.2	Límites y normativa .....	23
5.2	Metodología de cálculo .....	24
5.2.1	Regresión logística .....	24
5.2.2	Caso del acuífero Patiño .....	25
5.2.3	Datos de partida .....	26
5.3	Resultados de la regresión logística .....	27
5.3.1	Pruebas de verosimilitud y criterio de Akaike .....	28
5.3.2	Tablas de contingencia .....	29
5.4	Implementación de los resultados en GIS .....	32
6	CONCLUSIONES .....	35
6.1	Recomendaciones .....	35
7	BIBLIOGRAFÍA .....	36

## INDICE de figuras

Figura nº01. Esquema de método GOD. Fuente: Foster & Hirata 1988. ....	7
Figura nº02. Esquema de método DRASTIC.....	8
Figura nº03. Ráster de niveles piezométricos en m.....	10
Figura nº04. Ráster reclasificado variable D .....	11
Figura nº05. Ráster de recarga potencial en mm.....	12
Figura nº06. Ráster reclasificado variable R.....	13
Figura nº07. Ráster digitalizado las hojas geológicas 1:100.000 .....	14
Figura nº08. Ráster reclasificado variable A.....	15
Figura nº09. Mapa de tipos de suelos en la zona del acuífero Patiño. Fuente: datos descargados de Harmonized Web Soil Database.....	16
Figura nº10. Ráster reclasificado variable S .....	17
Figura nº11. Ráster reclasificado variable T .....	18
Figura nº12. Detalle del mapa de hidrogeología con su correspondiente leyenda. Fuente: SAG-PY, 2007 .....	19
Figura nº13. Mapa de conductividad hidráulica (m/día) .....	20
Figura nº14. Índices de vulnerabilidad DRASTIC.....	22
Figura nº15. Datos de partida para generación del modelo estadístico.....	26
Figura nº16. Vulnerabilidad a los nitratos según modelo DRAST .....	32
Figura nº17. Vulnerabilidad a los nitratos según modelo DRAS .....	33
Figura nº18. Vulnerabilidad a los nitratos según modelo RAST.....	34
Figura nº19. Vulnerabilidad a los nitratos según modelo DRS.....	34

## INDICE de tablas

Tabla nº1. Factores de ponderación. Fuente: (Aller et al., 1985) .....	9
Tabla nº2. Rangos para el parámetro D. Fuente: adaptado de (Aller, Bennett, Lehr, Petty, & Hackett, 1987) .....	10
Tabla nº3. Rangos para el parámetro R. Fuente: adaptado de (Aller et al., 1987) .....	11
Tabla nº4. Rangos para el parámetro A. Fuente: adaptado de (Aller et al., 1987) .....	13
Tabla nº5. Rangos para el parámetro A. Fuente: adaptado de (Aller et al., 1987) .....	15
Tabla nº6. Tipos de suelo en la zona de estudio. Fuente: adaptado de Harmonized Web Soil Database.....	16
Tabla nº7. Rangos para el parámetro T. Fuente: adaptado de (Aller et al., 1987) .....	18
Tabla nº8. Rangos para el parámetro I. Fuente: adaptado de (Aller et al., 1987) .....	19
Tabla nº9. Rangos para el parámetro C. Fuente: adaptado de (Aller et al., 1987) .....	20
Tabla nº10. Rangos definidos para el acuífero Patiño .....	21
Tabla nº11. Límites de nitrato y nitrito según diferentes normativas internacionales .....	24
Tabla nº12. Coeficientes obtenidos de la regresión logística de los diferentes modelos .....	28

Tabla nº13. Valores de log de máxima verosimilitud y criterio de Akaike.....	29
Tabla nº14. Tablas de contingencia para los modelos generados .....	31

## 1 INTRODUCCIÓN

El Acuífero Patiño abarca es una de las principales fuentes de abastecimiento de agua para consumo doméstico, agrícola e industrial de Asunción y su zona metropolitana. Abarca gran parte de la zona urbana, y por lo tanto, está condicionado de forma importante por las elevadas presiones antrópicas que sufre. Los vertidos incontrolados de tipo urbano e industrial pueden generar alteraciones en este recurso estratégico que es utilizado de forma mayoritaria para uso doméstico. Además, los bombeos continuados a lo largo del tiempo han condicionado los niveles y los flujos existentes y la relación con las masas de agua adyacentes en los límites del acuífero, pudiendo agravar el problema de la calidad del acuífero.

Esta situación ha llevado a las autoridades del Paraguay a estudiar el acuífero en repetidas ocasiones, generando una valiosa información antecedente que sirve de base para poder comprender el estado actual del acuífero y su evolución. En este mismo sentido desde la Secretaría del Ambiente (SEAM) se ha promovido el estudio **PR-T1207 “Estudio de Recursos Hídricos y Vulnerabilidad Climática del Acuífero Patiño”**. Financiado por el AECID a través del Banco Interamericano de Desarrollo (BID) que tiene como objetivo último generar un plan de gestión integrada del acuífero que garantice la sostenibilidad futura del acuífero.

El concepto de vulnerabilidad es un factor clave en la gestión actual del recurso hídrico y su evaluación debe constituir una de las herramientas básicas para la planificación, protección del acuífero, prevención de la contaminación y control y seguimiento de la calidad del agua subterránea. Esta etapa por lo tanto, es fundamental para sentar las bases del Plan de Gestión del acuífero.

En esta etapa se ha procedido a realizar un análisis de la vulnerabilidad intrínseca y específica del acuífero, elaborando sus mapas correspondientes, centrándose principalmente en uno de los indicadores más críticos que actualmente afectan al acuífero como es la presencia de nitratos.

### 1.1 Objetivos

El objetivo del presente documento es presentar la metodología y resultados del análisis de vulnerabilidad realizado para el acuífero Patiño a partir de los datos disponibles y de aquellos obtenidos de las simulaciones del modelo de flujo.

Como principal resultado de este análisis se presenta los **mapas de vulnerabilidad** que son la base con la que se zonifica el territorio con el objetivo de proteger aquellas más susceptibles o vulnerables a padecer una determinada contaminación y que a su vez están sometidas a una fuerte presión antrópica.

Se presenta como un objetivo importante poder incorporar en este análisis la zona de Benjamín Aceval para de esta forma poder tenerlo en consideración durante la elaboración del Plan de Acción.

## 2 DEFINICIÓN DE VULNERABILIDAD

Según Custodio (1994), la vulnerabilidad es la medida cualitativa o cuantitativa de la mayor o menor facilidad con la que se puede causar un perjuicio, daño, deterioro o degradación.

En este punto podemos distinguir 2 tipos de vulnerabilidad:

- **Vulnerabilidad intrínseca:** es la sensibilidad propia del acuífero a una cierta acción o forma de acción, atendiendo únicamente a sus características naturales, sin incluir intensidad, oportunidad y aplicación de esta acción. Este tipo de vulnerabilidad tiene una gran utilidad en trabajos de planificación del territorio, particularmente en lo que respecta a la preservación de la calidad del recurso.
- **Vulnerabilidad específica:** es la susceptibilidad del agua subterránea a un contaminante concreto, en función de las características de éstos y sus relaciones con los componentes de la vulnerabilidad intrínseca.

### 3 MÉTODOS DE DETERMINACIÓN DE LA VULNERABILIDAD DE ACUÍFEROS

La vulnerabilidad de un acuífero a la contaminación se ha desarrollado ampliamente por metodologías de simulación, de estadísticos, de índices y de superposición o de ambientes hidrogeológicos; pero los más desarrollados por su practicidad, son los de índices y superposición (GOD, DRASTIC, GALDIT, etc.). De estos, el más conocido y utilizado es el método DRASTIC, desarrollado por la Agencia de Protección Ambiental de EEUU, el cual se genera a través de la información de las características intrínsecas del acuífero y la información de siete variables que se deben analizar con datos recopilados del área de estudio y que están claramente diferenciadas e identificadas.

#### 3.1 Método GOD

La metodología GOD fue desarrollado por Foster (FOSTER S S D & Hirata R C A., 1988) y es un método sencillo y sistemático, por lo que se usa cuando se cuenta con escasos datos, éstos no son fiables o no cubren la totalidad del territorio que se estudia. Por su estructura simple y pragmática, es el método utilizado en primer lugar para estimar la vulnerabilidad a la contaminación de un acuífero.

Entre las desventajas es que toma simplificaciones muy grandes como no tener en cuenta el tipo de suelo, la infiltración efectiva ni la dispersión/dilución de contaminantes dentro del acuífero, por lo que se pierde definición y no es posible diferenciar un tipo de contaminante de otro.

El método GOD se basa en la asignación de índices entre 0 y 1 a tres variables, que son las que nominan el acrónimo:

- G: Ground water occurrence (Grado de confinamiento hidráulico). Tipo de acuífero o modo de confinamiento u ocurrencia del agua subterránea.
- O: overall aquifer class (Ocurrencia del sustrato suprayacente). Litología de la zona no saturada. Se evalúa teniendo en cuenta el grado de consolidación y las características litológicas y como consecuencia, de forma indirecta y relativa, la porosidad, permeabilidad y contenido o retención específica de humedad de la zona no saturada.
- D: depth to groundwater (Distancia al nivel de agua subterránea). Profundidad del agua subterránea o del acuífero.

Estos tres parámetros se multiplican para obtener una valoración de la vulnerabilidad de 0 (despreciable) a 1 (extrema):

$$GOD = G \cdot O \cdot D \approx 0-1$$



La lógica en la asignación de índices a cada variable es el resultado de un estudio previo del autor con respecto a las características de tipo de acuífero, litología de la zona no saturada y profundidad del agua subterránea. Estos índices fueron establecidos considerando la característica y la facilidad que permite ésta para un desplazamiento más rápido de cualquier contaminante hacia agua subterránea.

En el caso del tipo de acuífero el que tiene menor índice 0.2 -y por ende menor vulnerabilidad- es el tipo confinado contrario al acuífero no confinado que tiene índice 1, mayor vulnerabilidad. Mientras que la litología de la zona no saturada tiene índice 0.4 cuando se trata de arcillas y 1 cuando se trate de rocas calcáreas.

El caso de la profundidad del nivel freático, el agua que se encuentran sobre los 50 metros de profundidad tiene índice 0.6, mientras que el agua que tiene una profundidad menor a 1 metro, tiene índice 1.

Al multiplicar estos tres índices se obtiene un valor que se encuentra entre 0 y 1, vulnerabilidad nula y alta vulnerabilidad.

El método de asignación de puntuaciones a cada variable y los grados de valoración numérica de parámetros se muestra en el siguiente esquema:

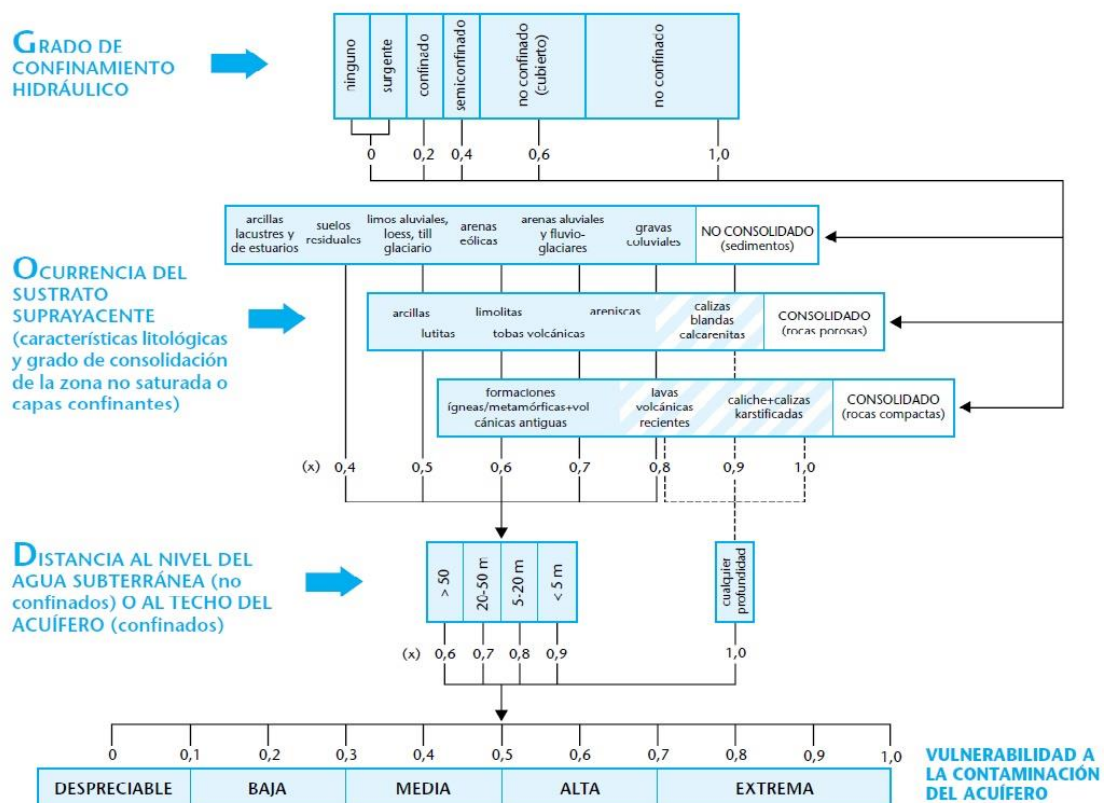


Figura nº01. Esquema de método GOD. Fuente: (FOSTER S S D & Hirata R C A., 1988)

El inconveniente principal de este método es la poca definición que presenta.

En el caso del acuífero Patiño este método aportaría muy poca definición pues las capas asociadas a la litología (O) y al tipo de acuífero (G) serían constantes, y la diferencia vendría dada por la capa de profundidad piezométrica. Por ello, se opta por evaluar la aplicabilidad de otros métodos.

### 3.2 Método DRASTIC

El método DRASTIC es un modelo empírico desarrollado por LA Agencia de Protección Ambiental de Estados Unidos (Aller, Bennet, Lehr, & Petty, 1985). Es el más utilizado y suele ser muy útil cuando se quiere construir mapas de vulnerabilidad con datos de profundidad de agua, recarga neta, litología del acuífero, tipo de suelo, topografía, naturaleza de la zona no saturada y conductividad hidráulica, es decir, considera más variables que el método GOD y su definición será mayor.

Se usa tanto para la cualificación como para la cartografía y se basa en la asignación de índices que van de 1 (mínima vulnerabilidad) a 10 (máxima vulnerabilidad), de acuerdo a las características y el comportamiento de las variables consideradas en el acrónimo DRASTIC:

- D: depth. Profundidad del agua subterránea.
- R: recharge. Recarga neta.
- A: aquifer. Litología del acuífero.
- S: soil. Tipo de suelo.
- T: topography. Topografía.
- I: impact. Naturaleza de la zona no saturada.
- C: hydraulic conductivity. Conductividad hidráulica del acuífero.

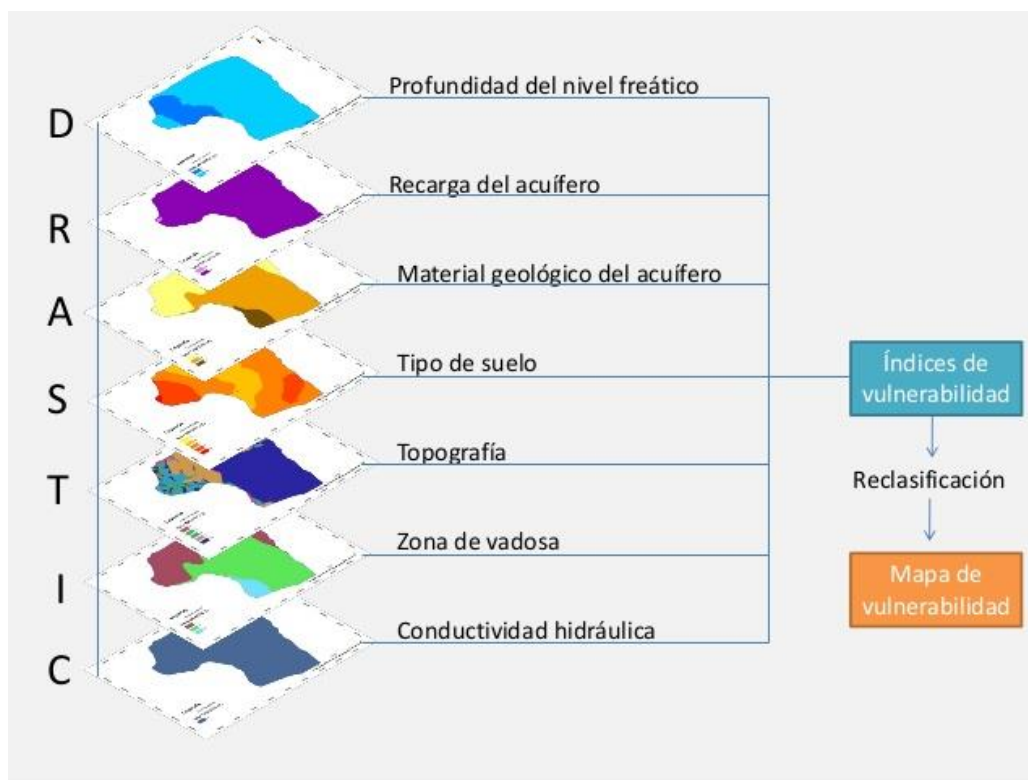


Figura nº02. Esquema de método DRASTIC

Además de la valoración de 1 a 10 que se da a cada parámetro, se pondera su influencia dentro de la evaluación de la vulnerabilidad mediante la asignación de unos pesos de 1 a 5. Ambos índices se multiplican y se suman los siete resultados para obtener una valoración final, según se indica en la siguiente expresión:

$$\text{DRASTIC} = (D_r \cdot D_w) + (R_r \cdot R_w) + (A_r \cdot A_w) + (S_r \cdot S_w) + (T_r \cdot T_w) + (I_r \cdot I_w) + (C_r \cdot C_w)$$



r: indica factor de clasificación o valoración.

w: indica factor de ponderación.

Los factores de ponderación se muestran en la Tabla nº01, siendo éstos los valores “clásicos” tomados de la metodología original para el cálculo de la vulnerabilidad intrínseca.

Para el caso del acuífero Patiño se considera que este método es el más adecuado ya que se dispone de los datos suficientes como para aplicar esta metodología con resultados aceptables.

Variable	Factor de ponderación
D	5
R	4
A	3
S	2
T	1
I	5
C	3

Tabla nº1. Factores de ponderación. Fuente: (Aller et al., 1985)

## 4 VULNERABILIDAD INTRÍNSECA PARA EL ACUÍFERO PATIÑO

En este capítulo se detalla la aplicación del método DRASTIC clásico en el caso concreto del Acuífero Patiño. Los valores que adoptan los factores de clasificación y de ponderación para cada parámetro se toman del estudio original desarrollado por la EPA (Aller et al., 1985).

La metodología utilizada se basa en la generación de capas ráster correspondientes a cada una de las variables: D, R, A, S, T, I y C. Estas capas deberán tener el mismo tamaño de celda y la misma área para luego poder operar con ellas mediante un software GIS. En el caso del Patiño, se generaron celdas 30X30 al ser la precisión de la que se tenía el MDT. Para asegurar que los ráster tienen la misma superficie y se pueda operar con ellos, se utiliza una máscara que servirá de guía para la creación de los ráster a partir de las capas puntuales, poligonales o a partir de otros ráster.

A continuación se detalla cómo se han obtenido las capas correspondientes a las diferentes variables.

### 4.1 Cálculo de vulnerabilidad por variable

#### 4.1.1 D: Profundidad (m)

Este parámetro considera la profundidad del nivel piezométrico. A mayor profundidad, menor será la vulnerabilidad.

Una vez obtenido este ráster a partir de los datos disponibles será reclasificado en función de los rangos siguientes:

Profundidad (m)	Rango D
0 – 1,5	10
1,5 – 4,6	9
4,6 – 9,1	7

9,1 – 15,2	5
15,2 – 22,9	3
22,9 – 30,5	2
> 30,5	1

Tabla nº2. Rangos para el parámetro D. Fuente: adaptado de (Aller, Bennett, Lehr, Petty, & Hackett, 1987)

Se dispone de la información extraída del propio modelo de flujo generado. El modelo parte de la información base de las campañas de medición de nivel piezométrico que han sido llevadas a cabo por la SEAM desde el año 2010 con una periodicidad anual aproximadamente (variando según el punto) y cuyos resultados fueron calibrados con la campaña de campo de agosto 2017. Adicionalmente, los cauces eran considerados como zonas de drenaje del acuífero.

Para generar el ráster correspondiente se han tomado los resultados de nivel piezométrico que el modelo ha calculado correspondiente al año 2017. En este punto cabe destacar la particularidad de la zona correspondiente a Benjamin Aceval, que se incluye como parte del acuífero Patiño y del que se ha utilizado los datos disponibles de estudios puntuales pero del cual no se ha realizado un estudio o modelo completo en la zona del Chaco.

Se obtiene el ráster mostrado en la Figura nº03, donde se obtienen valores que van de 0 m hasta 150 m.

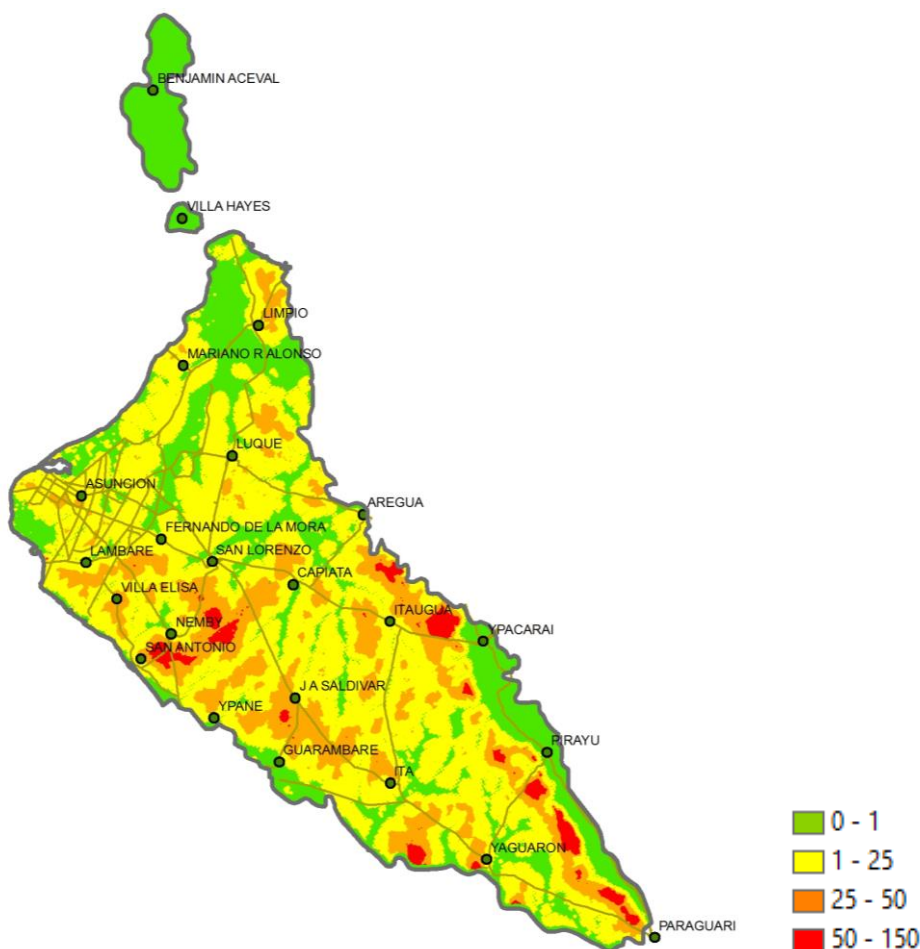


Figura nº03. Ráster de niveles piezométricos en m.

El ráster obtenido se reclasifica según los valores definidos en la Tabla nº2.

El resultado obtenido para la variable D se muestra en la siguiente figura, donde se puede apreciar que la máxima vulnerabilidad se manifiesta en los cauces mientras que en las zonas más “altas” el valor de la vulnerabilidad es menor:

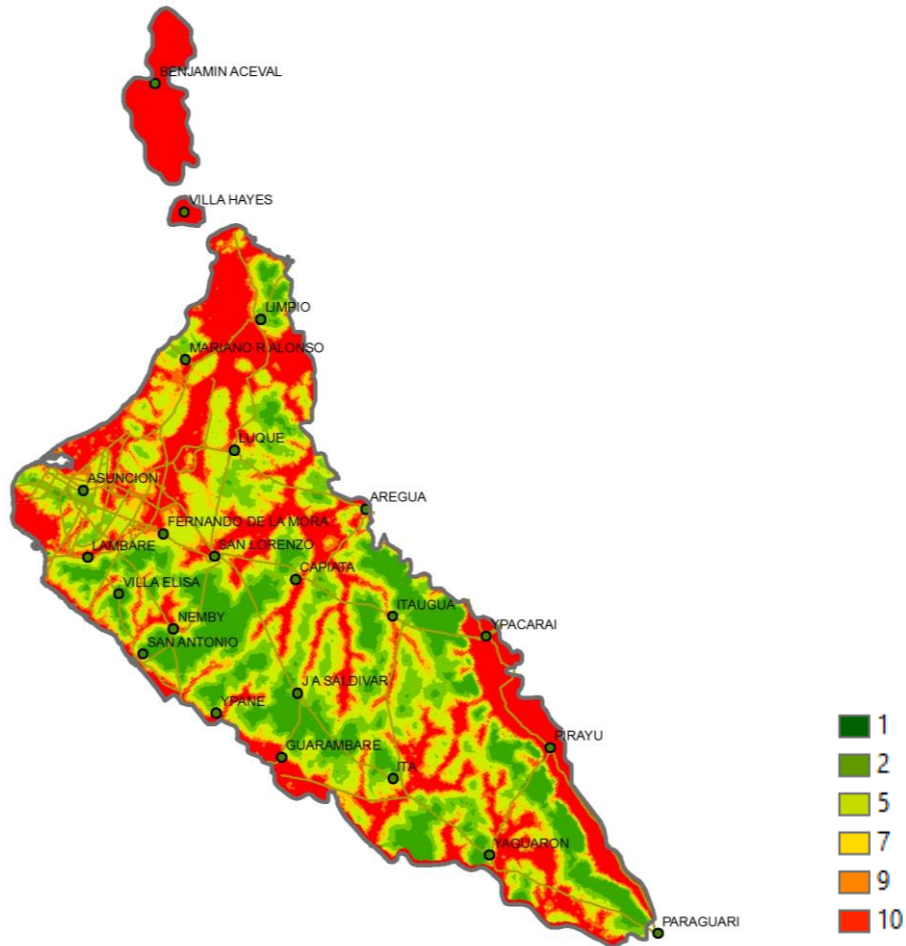


Figura nº04. Ráster reclasificado variable D

#### 4.1.2 R: Recarga (mm)

Esta variable representa la recarga efectiva de agua al acuífero. A mayor recarga efectiva, mayor será la disponibilidad de agua para la dispersión y dilución de los posibles contaminantes hacia las zonas saturada y no saturada.

El valor considerado es reclasificado en función de los rangos siguientes:

Recarga (mm)	Rango R
0 – 50,8	1
50,8 – 101,6	3
101,6 – 177,8	6
177,8 – 254	8
> 254	9

Tabla nº3. Rangos para el parámetro R. Fuente: adaptado de (Aller et al., 1987)

Para generar el ráster correspondiente a la recarga se procede usando como base el shape con la recarga potencial en mm que fue calculada como input para el propio modelo de flujo. En este caso la información utilizada se encuentra en una cobertura poligonal, correspondiente a la recarga anual a nivel de subcuencas.

Se obtiene el ráster mostrado en la Figura nº05, donde se indica el valor de la recarga en mm.

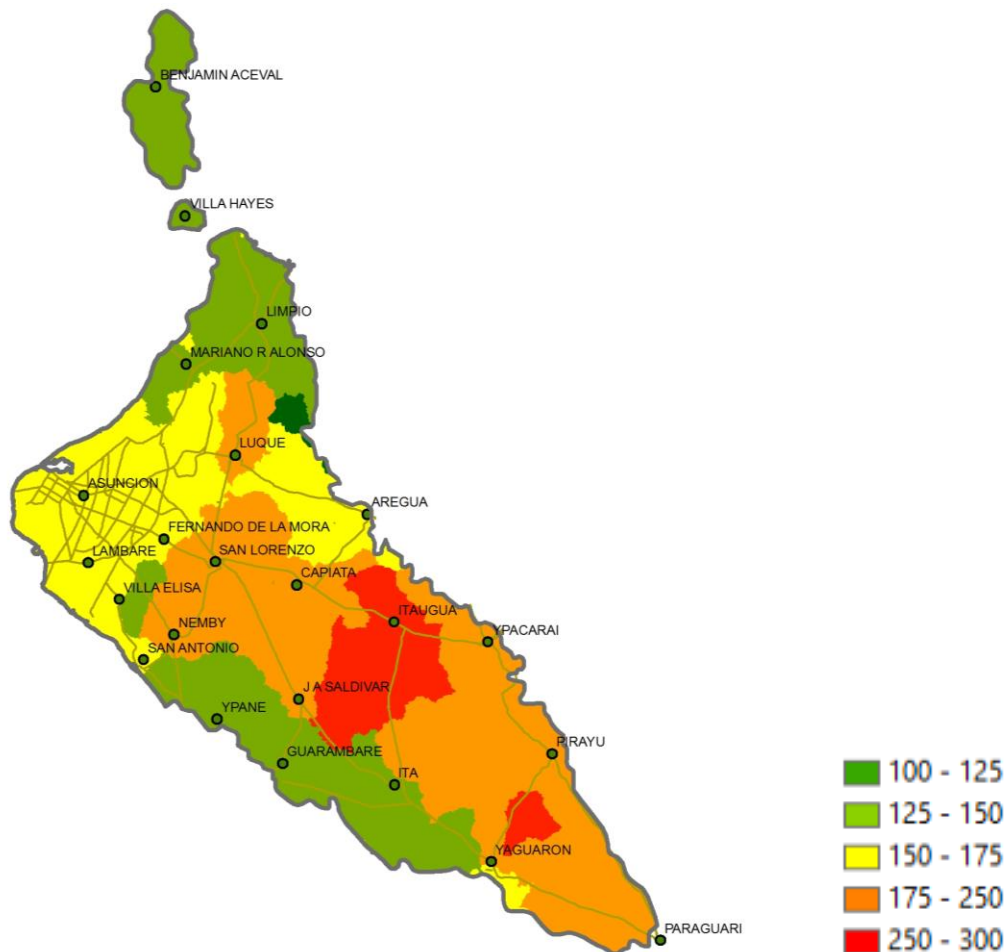


Figura nº05. Ráster de recarga potencial en mm.

El ráster obtenido se reclasifica según la Tabla nº3 obteniendo la figura siguiente correspondiente a los valores de vulnerabilidad para el parámetro R. En este caso, los valores correspondientes a la variable R van de 3 a 9.

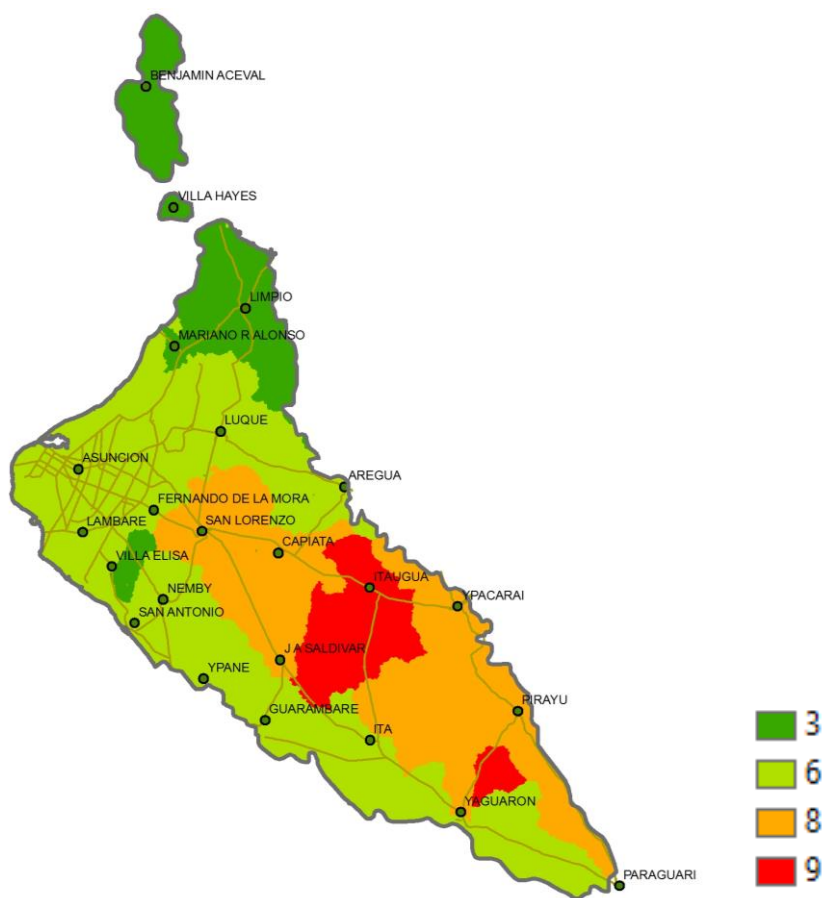


Figura nº06. Ráster reclasificado variable R

#### 4.1.3 A: Litología del Acuífero

Esta variable valora la litología que constituye el acuífero, considerando que a mayor granulometría y fracturación, mayor permeabilidad y, por lo tanto, un grado de vulnerabilidad más elevado.

Para esta variable también se adecuaron los valores de acuerdo a los rangos propuestos por la metodología descrita por (Aller et al., 1987).

Litología del acuífero	Rango A	Valor típico
Lutita masiva	1 - 3	2
Metamórficas/ígneas	2 - 5	3
Metamórficas alteradas/ígneas	3 - 5	4
Arenas y gravas de origen glacial	4 - 6	6
Secuencia de areniscas, calizas y lutitas	5 - 9	6
Arenisca masiva	4 - 9	6
Caliza masiva	4 - 9	6
Arena y grava conglomerada	4 - 9	8
Volcánicas	2 - 10	9
Calizas carstificadas	9 - 10	10

Tabla nº4. Rangos para el parámetro A. Fuente: adaptado de (Aller et al., 1987)

Para generar el ráster correspondiente a esta variable se parte de la información geológica extraída de las hojas geológicas 1:100.000 que están disponibles en la página del Ministerio de Obras Públicas y Comunicaciones.

Para el ámbito de estudio se utilizaron las hojas de Caacupé y Paraguairí, las cuales se han digitalizado para utilizarlas en formato GIS.

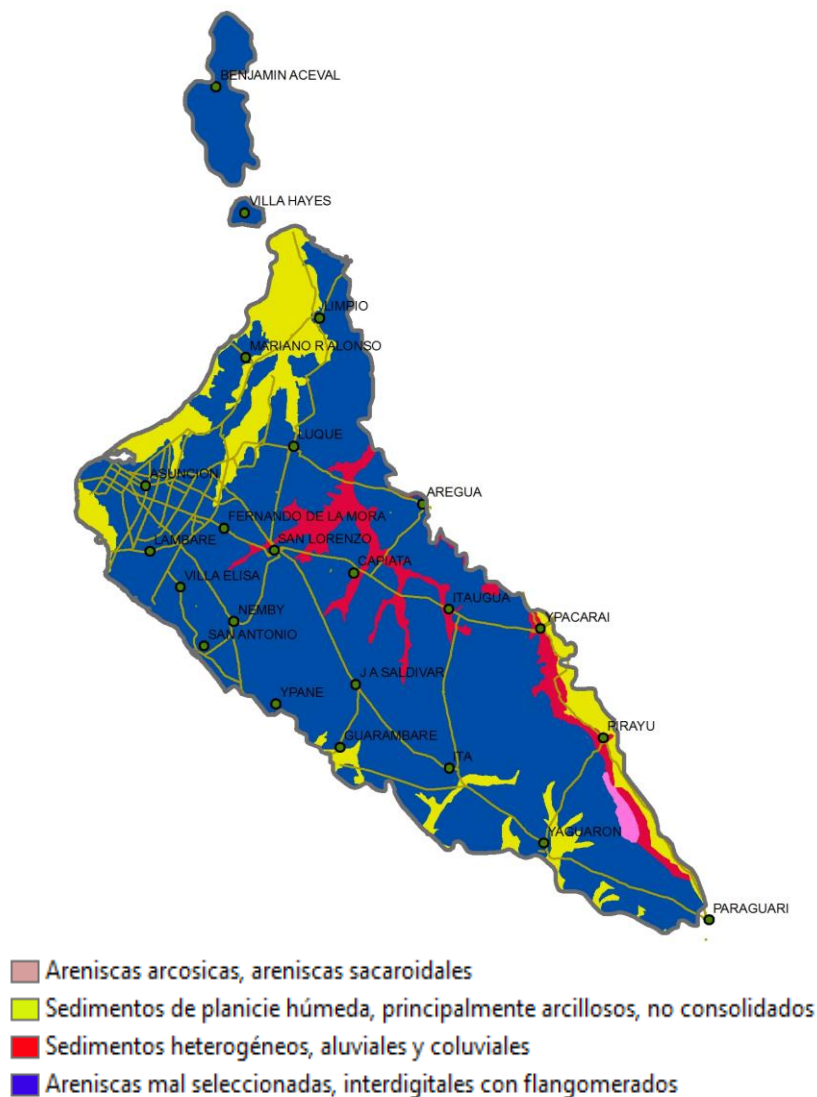


Figura nº07. Ráster digitalizado las hojas geológicas 1:100.000

Una vez obtenido el shape digitalizado, se han asignado los rangos correspondientes a cada zona en función de la tabla nº4 (Aller et al., 1987).

Se asigna:

- Areniscas arcóscas, areniscas sacaroides: 6
- Areniscas mal seleccionadas, interdigitales con flangomerados: 6
- Sedimentos de planicie húmeda, arcillosos no consolidados: 2
- Sedimentos heterogéneos, aluviales y coluviales: 8



Finalmente se obtiene el ráster reclasificado para el parámetro A, con valores entre 1 y 8, tal y como muestra la siguiente figura.

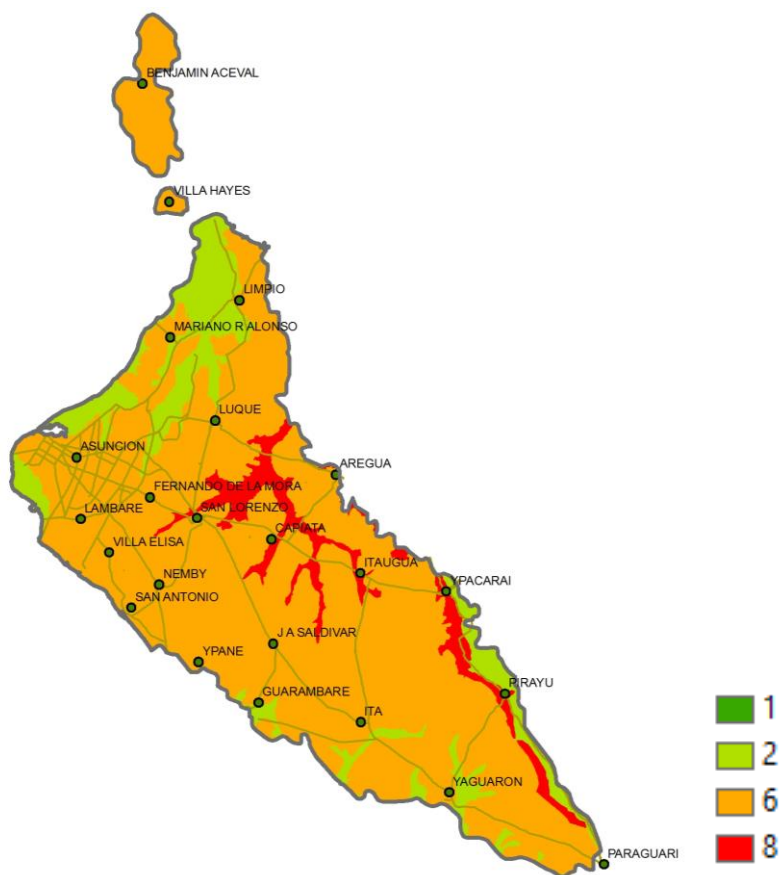


Figura nº08. Ráster reclasificado variable A

#### 4.1.4 S: Tipo de suelo

La variable S considera la capacidad que tiene un suelo de amortiguar el paso de un contaminante. La asignación de valores se realiza en base a su textura y su composición.

La metodología descrita por (Aller et al., 1987) asigna los siguientes valores:

Tipo de suelo	Rango S
Delgado o ausente	10
Grava	10
Arena	9
Agregado arcilloso o compacto	7
Arenisca margosa	6
Marga	5
Limo margoso	4
Arcilla margosa	3
Estiércol-cieno	2
Arcilla no compacta y no agregada	1

Tabla nº5. Rangos para el parámetro A. Fuente: adaptado de (Aller et al., 1987)

Para conocer el tipo de suelo en el ámbito de estudio del acuífero Patiño, se ha utilizado la información descargada de la página Harmonized Web Soil Database, que contiene información edafológica de los suelos a nivel mundial.

[http://webarchive.iiasa.ac.at/Research/LUC/External-World-soil-database/HTML/HWSD\\_Data.html?sb=4](http://webarchive.iiasa.ac.at/Research/LUC/External-World-soil-database/HTML/HWSD_Data.html?sb=4)

En el área del acuífero Patiño se llegan a discretizar varios tipos de suelo, tal y como muestra la siguiente figura.

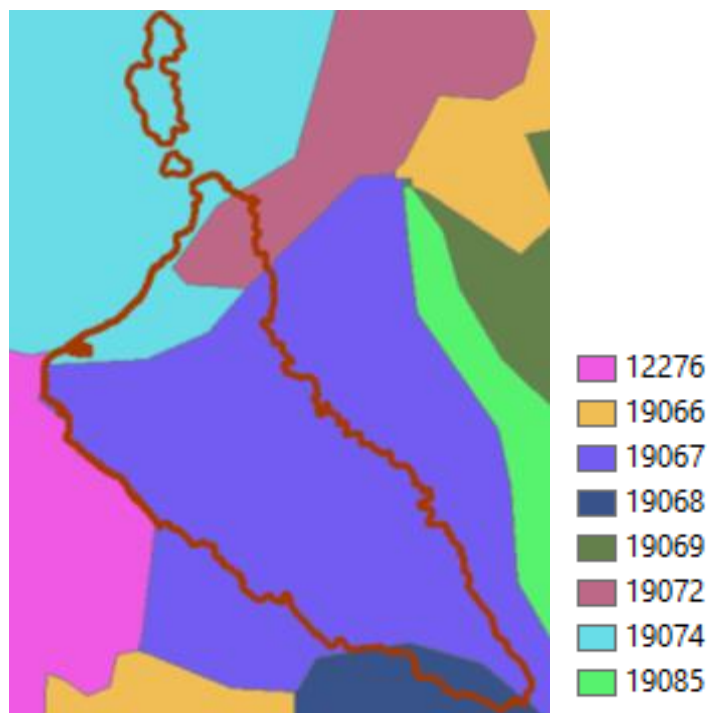


Figura nº09. Mapa de tipos de suelos en la zona del acuífero Patiño. Fuente: datos descargados de Harmonized Web Soil Database

La página web de HWSD incluye una base de datos ACCESS con la leyenda de la composición edafológica de los suelos donde se indica los diferentes horizontes y su proporción.

En la Tabla nº6 se ha incluido un resumen de la composición de los suelos en las zonas comprendidas en el ámbito de estudio. En todos los casos se ha considerado la tipología con un porcentaje más elevado.

MU_GLOBAL	Símbolo	Tipología mayoritaria%	SEQ	SU_SYM90	VALUE
<b>19067</b>	GLu	Umbric Gleysols			
<b>19068</b>	PLe	Eutric Planosols			
<b>19072</b>	FLd	Dystric Fluvisols			
<b>19074</b>	SNg	Gleyic Solonetz			

Tabla nº6. Tipos de suelo en la zona de estudio. Fuente: adaptado de Harmonized Web Soil Database

Como se puede observar en la figura, la tipología de suelo es relativamente homogénea en todo el ámbito de estudio.

Destacan los contenidos en gleysoles (19067), que cubren gran parte del ámbito de estudio. Estos son suelos con mal drenaje, con un exceso de humedad y con predominancia de vegetación higrófila. En la zona de Paraguari (19068), destaca una composición de gleyssoles pero con predominancia de planosoles, caracterizados por un alto contenido en materia orgánica, constituido por depósitos aluviales o coluviales arcillosos. Los fluvisoles (19072), predominantes en la zona de limpio, son suelos desarrollados sobre sedimentos recientemente aportados por ríos como arenas, limos, gravas, con granulometrías diferentes, generalmente los suelos profundos presentan texturas gruesas. La combinación de esta tipología de suelos se considera asimilable a la textura de la arenisca margosa. Por lo tanto, se le asocia un valor de 6 como rango de vulnerabilidad para el parámetro S siguiendo lo indicado en la Tabla nº5.

Como tipología ligeramente diferente se destaca el suelo de código 19074, compuesto por gleis Solonetz y luvisoles háplicos, ambos refiriéndose a suelos de origen salino con predominancia del ión cloruro. Los vertisoles se caracterizan por un alto contenido en arcilla expansiva, y los luvisoles por tener un enriquecimiento de arcilla en el subsuelo. El contenido mayoritario en arcilla expansiva nos indica que el rango correspondiente sería de 7 según la Tabla nº5.

Aplicando estos valores se obtiene un ráster de vulnerabilidad para el parámetro S como se muestra en la siguiente figura:

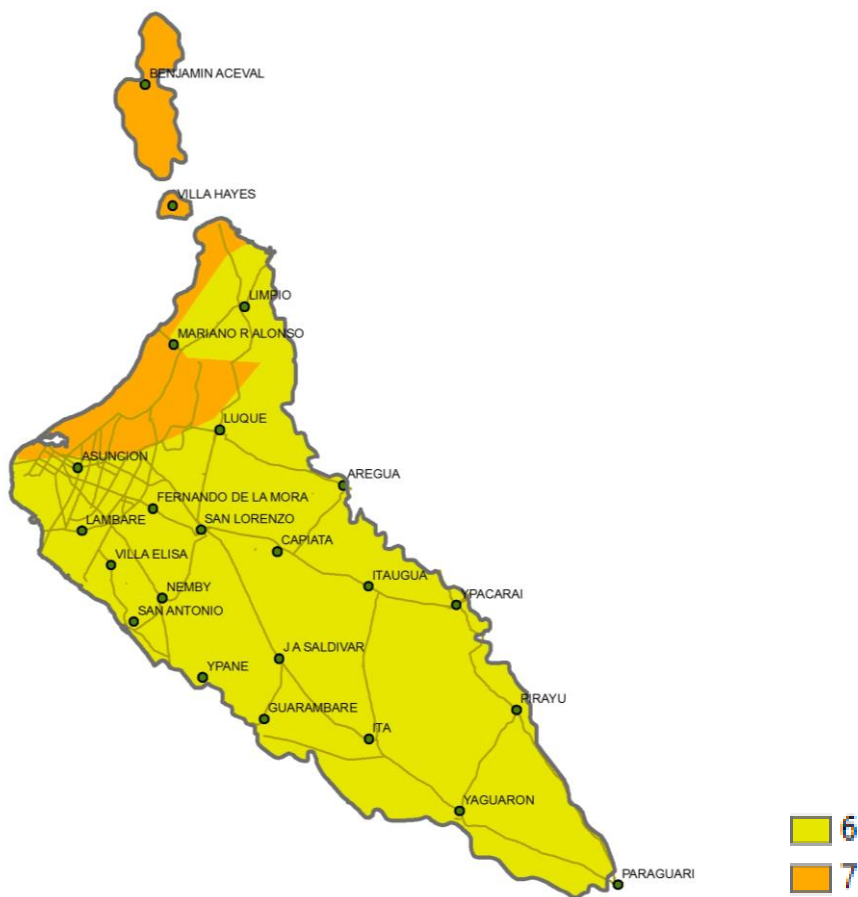


Figura nº10. Ráster reclasificado variable S

Este parámetro es relativamente homogéneo y aporta poca diferenciación al cálculo de la vulnerabilidad.

#### 4.1.5 T: Pendiente (%)

Es la pendiente del terreno en forma porcentual, de acuerdo a la topografía de la zona. A un menor grado de pendiente le corresponde una mayor vulnerabilidad.

Los rangos asociados según el valor de la pendiente según la metodología original se muestran en la siguiente tabla:

Pendiente (%)	Rango T
0 - 2	10
2 - 6	9
6 - 12	5
12 - 18	3
> 18	1

Tabla nº7. Rangos para el parámetro T. Fuente: adaptado de (Aller et al., 1987)

A partir del MDT 30X30 se generó un grid de pendientes con celdas del mismo tamaño que la máscara utilizada para el resto de las variables. A continuación, se reclasificó siguiendo los valores de la Tabla nº7. El resultado se muestra en la siguiente figura.

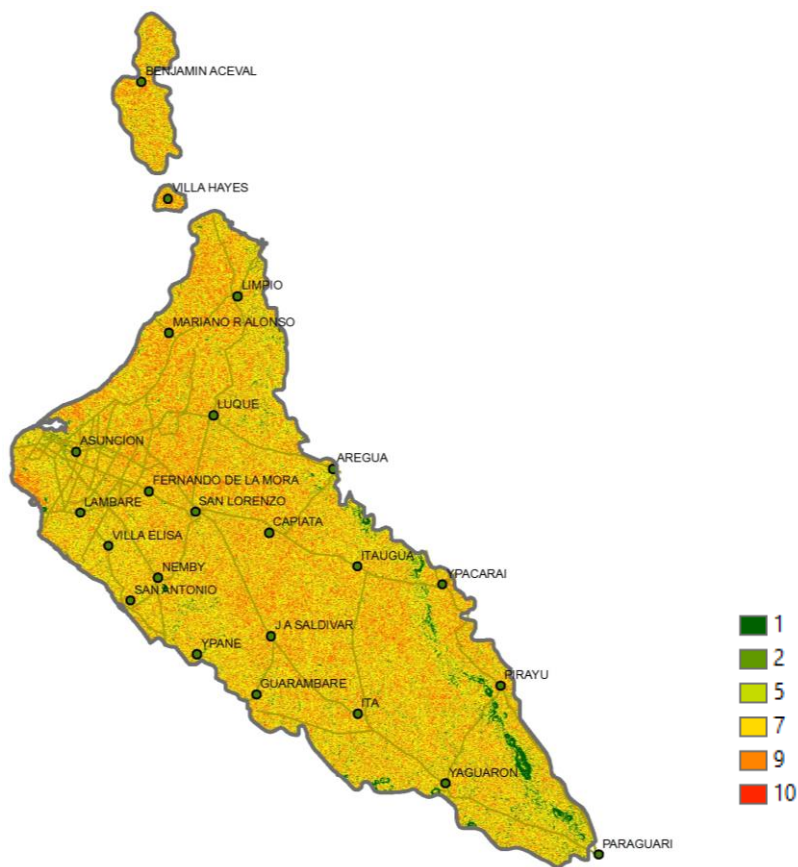


Figura nº11. Ráster reclasificado variable T

#### 4.1.6 I: Naturaleza de la Zona No Saturada

La zona no saturada influye en los procesos de atenuación en la trayectoria del agua hacia la zona saturada. Este parámetro valora el efecto de los materiales existentes en la zona no saturada, contemplando la existencia de acuíferos libres confinados y semiconfinados.

Según la metodología, los rangos aplicables son los siguientes:

Impacto zona saturada	Rango A	Valor típico
Arcilla, limo, marga	1 - 2	1
Esquistos, pizarras	2 - 5	3
Calizas	2 - 7	6
Areniscas	4 - 8	6
Alternancia de caliza, areniscas y arcillas	4 - 8	6
Arenas y gravas con contenido en arcilla	4 - 8	6
Metamórficas, igneas	2 - 8	4
Arenas y gravas	6 - 9	8
Volcánicas	2 - 10	9
Calizas carstificadas	8 - 10	10

Tabla nº8. Rangos para el parámetro I. Fuente: adaptado de (Aller et al., 1987)

En el caso del Patiño, y según lo indicado en gran parte de los estudios antecedentes, se trataría de un acuífero libre, de poca profundidad y de muy poca heterogeneidad geológica. Para la determinación de esta variable se ha consultado el mapa de hidrogeología generado en el marco del Proyecto para la Protección Ambiental y Desarrollo Sostenible del Sistema Acuífero Guaraní (SAG-PY, 2007) elaborado por SEAM y la cooperación alemana.



Figura nº12. Detalle del mapa de hidrogeología con su correspondiente leyenda. Fuente: SAG-PY, 2007

Lo que se observa es una homogeneidad total de cuarzitas y areniscas claras masivas de estratificación cruzada, con lo cual el ráster obtenido tendrá un único valor en todas sus celdas igual a 6.

#### 4.1.7 C: Conductividad Hidráulica

La conductividad hidráulica representa la mayor o menor facilidad con la que el medio deja pasar el agua a través de él. A mayor conductividad, mayor será la vulnerabilidad.

Los rangos asociados según el valor de la conductividad hidráulica se muestran en la siguiente tabla:

Conductividad hidráulica (m/día)	Rango C
< 4	1
4 – 12	2
12 – 28	4
28 – 40	6
40 – 80	6
> 80	10

Tabla nº9. Rangos para el parámetro C. Fuente: adaptado de (Aller et al., 1987)

Este parámetro es bastante complejo de valorar si no se dispone de información suficiente (por ejemplo ensayos de bombeo). Sin embargo, en el caso del acuífero Patiño este parámetro ha sido calculado durante el desarrollo del modelo de flujo (INCLAM-HQA, 2018) a partir de la información disponible recopilada en la fase de diagnóstico (INCLAM-HQA, 2017).

El modelo utilizó valores de conductividad hidráulica en m/día tal y como muestra la siguiente figura.

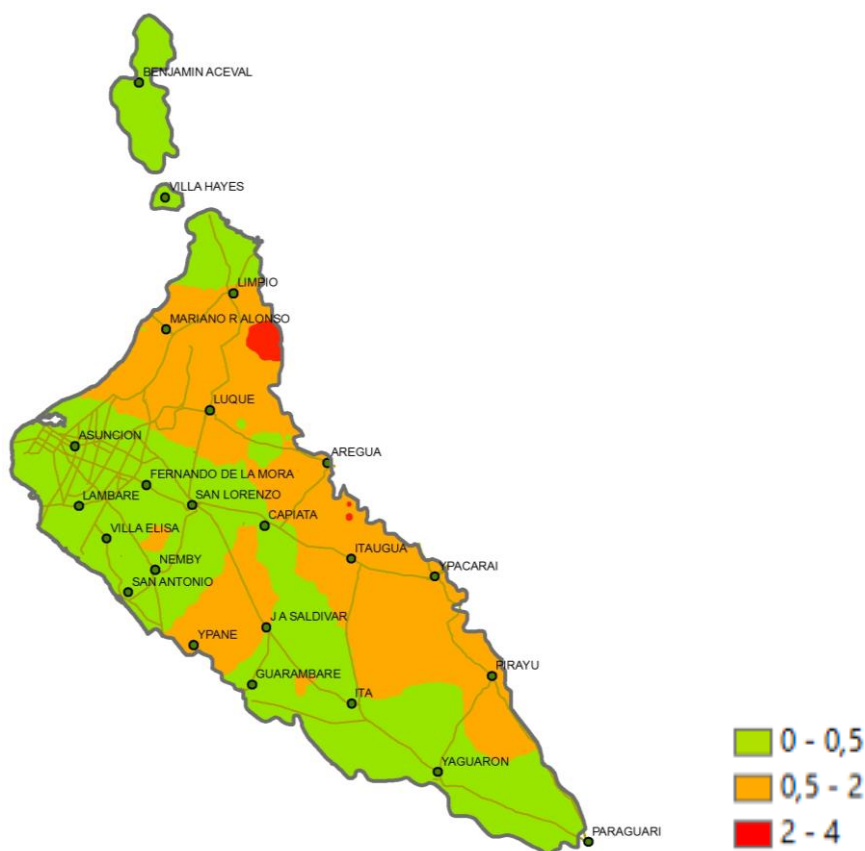


Figura nº13. Mapa de conductividad hidráulica (m/día)

Figura nº14. En este punto cabe destacar la particularidad de la zona correspondiente a Benjamin Aceval, que se incluye como parte del Acuífero Patiño y del que se ha utilizado los datos disponibles de estudios puntuales pero del cual no se ha realizado un estudio o modelo completo en la zona del Chaco.



Al igual que en el caso de los niveles piezométricos, hay que destacar la particularidad de la zona de Benjamín Aceval, en cuyo caso se utilizaron datos puntuales de estudios realizados en esa zona en concreto (Houben et al., 2014) y no de datos procedentes del modelo.

Como se observa en la figura, los valores de conductividad hidráulica son muy bajos y no superan en ningún caso los 4 m/día en todo el ámbito de estudio. De esta manera, el ráster generado para el cálculo de la vulnerabilidad será un ráster con un único valor igual a 1.

## 4.2 Cálculo de la vulnerabilidad intrínseca

A partir de los 7 ráster generados y siguiendo la ponderación correspondiente, se procede a realizar el cálculo de la vulnerabilidad mediante DRASTIC.

$$\text{DRASTIC} = (\text{Dr} \cdot 5) + (\text{Rr} \cdot 4) + (\text{Ar} \cdot 3) + (\text{Sr} \cdot 2) + (\text{Tr} \cdot 1) + (\text{Ir} \cdot 5) + (\text{Cr} \cdot 3)$$

El resultado obtenido es la vulnerabilidad intrínseca del acuífero, con valores posibles entre 23 y 230. En el caso del Patiño se obtienen valores entre 76 y 165, y en base a esos 3 resultados se han definido 3 rangos de manera a que el concepto de vulnerabilidad sea visible de manera clara y concisa.

Los rangos definidos específicamente son:

Vulnerabilidad DRASTIC	Rango
Baja	76-119
Media	120-149
Alta	150-165

Tabla nº10. Rangos definidos para el acuífero Patiño

Como se ha comentado anteriormente, estos valores se han obtenido a partir de los resultados obtenidos del modelo de flujo elaborado (INCLAM-HQA, 2018), a excepción de la región de Benjamín Aceval, del cual se utilizan datos de estudios puntuales de la zona ya que no se ha realizado modelo en la zona del Chaco y por las particularidades de esa zona que no correspondería a las características propias del Chaco.

El resultado obtenido se muestra a continuación. El mapa correspondiente se incluye en formato A3 en el **anexo 1 Planos**:

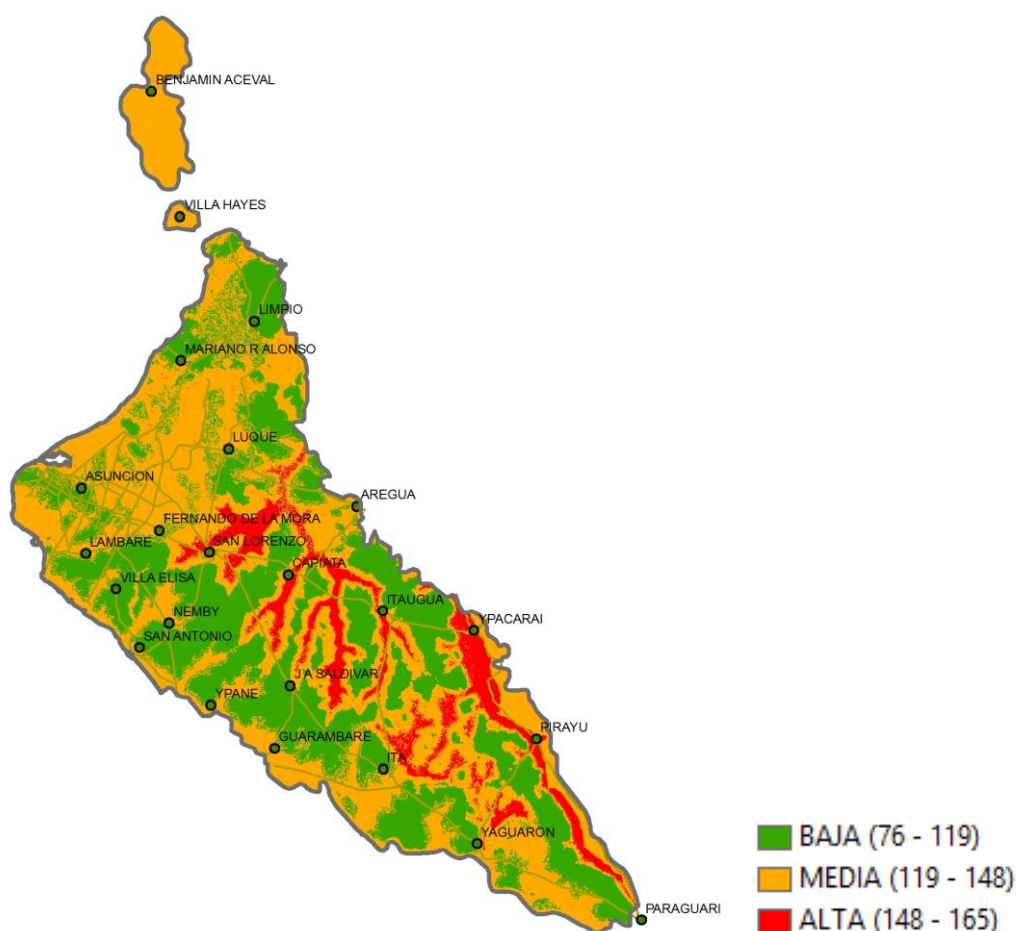


Figura nº15. Índices de vulnerabilidad DRASTIC

#### 4.2.1 Valoración de resultados

Tras el análisis con la metodología DRASTIC, se ha obtenido un mapa de vulnerabilidad dentro del ámbito de estudio del acuífero Patiño. Si bien las características intrínsecas del acuífero son bastante homogéneas, con este método se ha conseguido una cierta discretización, principalmente debido al peso de los parámetros de profundidad piezométrica y recarga, parámetros que juegan un papel más determinante a la hora de caracterizar la vulnerabilidad.

El mayor problema en la aplicación de la metodología utilizada vendría dado, por una parte a la falta de definición de algunos parámetros y por otra parte por la incertidumbre asociada a la valoración de la contribución real de cada uno de los factores. Ambos casos se mejoran a medida que aumenta el conocimiento del acuífero.

Tal y como se aprecia en la figura, las zonas de mayor vulnerabilidad corresponden a los cauces y a humedales. Las zonas menos vulnerables son las que presentan una mayor cota.

Este mapa de vulnerabilidad es una herramienta indispensable en la toma de decisiones, debe servir como base para la planificación del recurso hídrico subterráneo considerando que las zonas más vulnerables deben ser las que requieran de mayor protección.

## 5 CÁLCULO DE LA VULNERABILIDAD ESPECÍFICA: NITRATOS

El concepto de vulnerabilidad específica se refiere a la susceptibilidad del agua subterránea a un contaminante concreto, en función de las características de éstos y sus relaciones con los componentes de la vulnerabilidad intrínseca ya definidos en el capítulo anterior.

En el caso del acuífero Patiño se va a estudiar la vulnerabilidad del acuífero frente a la presencia de nitratos en el medio, ya que es uno de los principales problemas que se generan por las principales actividades de desarrollo y uno de los indicadores más significativos de la contaminación de las aguas subterráneas.

### 5.1 Nitratos

#### 5.1.1 Generalidades

La contaminación por nitratos de las aguas subterráneas es uno de los problemas medioambientales y de salud pública que más afectan a los acuíferos, por ello es un tema crucial que debe ser estudiado y analizado con especial detalle. Además, la presencia de nitratos es un indicador de la afección de la contaminación sobre la calidad del agua subterránea.

Las fuentes de nitratos en acuíferos son varias y generalmente relacionadas con el desarrollo. De estas pueden destacarse:

- Nitrógeno de origen atmosférico, especialmente en zonas de alta densidad urbana
- Vertimientos de actividades industriales
- Vertimientos de efluentes urbanos sin tratamiento adecuado a cauces superficiales o al suelo directamente
- Lixiviados procedentes de botaderos de residuos sólidos inadecuadamente gestionados
- Excedente de nitrógeno procedente de las aguas de drenaje agrícola

El consumo de agua con una concentración alta de nitratos puede tener efectos nocivos sobre la salud, ya que los nitratos ingeridos son transformados en nitritos en el sistema digestivo convirtiendo la hemoglobina en metahemoglobina.

#### 5.1.2 Límites y normativa

Los niveles naturales de nitratos en las aguas subterráneas son generalmente muy bajos, no llegando a superar los 10 mg/L. El aumento de su concentración se debe a filtración de aguas agrícolas y aguas residuales como consecuencia de la oxidación del amonio.

Según la Guía de calidad del agua potable que publica periódicamente la OMS (OMS, 2006), el valor de referencia para el nitrato es de 50 mg/L y el de nitrito de 3 mg/L. Estos límites son sobre los cuales se basa la normativa de calidad de agua potable de gran parte de los países, que como se puede observar en la siguiente tabla, optan por establecer en general unos límites más conservadores.

En el caso de Paraguay el límite establecido en la Ley N° 1.614/2000 donde se regula la calidad en la prestación del servicio de agua es de **45 mg/L** de nitrato.

PARÁMETRO	OMS	Argentina	Brasil	Chile	Colombia	México	Paraguay	Perú	Uruguay	CAPRE	EEUU	UE
<b>Nitrato (mg/L)</b>	50,0	45,0	10,0	10,0	10,0	10,0	<b>45,0</b>	50,0	10,0	50,0	10,0	50,0
<b>Nitrito (mg/L)</b>	3,0	0,10	---	1,0	0,10	1,0	---	1,0	1,5	0,10	1,0	0,10

Tabla nº11. Límites de nitrato y nitrito según diferentes normativas internacionales

## 5.2 Metodología de cálculo

Los mapas de vulnerabilidad son instrumentos necesarios para la toma de medidas preventivas o correctoras con respecto a la explotación del recursos subterráneo y su principal objetivo será la de dividir el territorio en categorías según la capacidad que tiene el medio para proteger el agua subterránea. Estos mapas se presentan como probabilidad de ocurrencia y, en este caso, la metodología utilizada será un análisis estadístico multivariante, concretamente la regresión logística.

### 5.2.1 Regresión logística

La regresión logística es un caso particular de regresión, donde la variable dependiente es categórica y donde los coeficientes de regresión no se calculan a través de mínimos cuadrados sino a partir de la máxima verosimilitud. Esto permite generar un modelo explicativo a partir de una variable dicotómica y varias variables explicativas. Por ello, es la técnica más adecuada para identificar relaciones entre los parámetros de calidad del agua y un conjunto de variables explicativas. El objetivo primordial es modelar cómo influye sobre la probabilidad de aparición de un suceso, la presencia o no de diversas variables.

Este análisis estadístico se ha utilizado ampliamente en ciencias de la salud y, en los últimos años, viene usándose en el área de la calidad del agua subterránea y especialmente en el análisis de la afectación de los nitratos. Para el análisis realizado en el acuífero Patiño se ha seguido la metodología descrita en GIS and Geocomputation for Water Resource Science and Engineering (Lukacs & Bhadra, 2012) que ya ha sido aplicada con éxito en varios estudios similares metodología (Erwin & Tesoriero, 1997) (Gardner & Vogel, 2005).

Este tipo de regresión se utiliza para predecir la ocurrencia de un evento, generalmente dicotómico. En este tipo de estudio se define como evento el hecho de superar un límite de concentración determinado, siendo “1” cuando se supera dicho límite y “0” cuando es inferior.

El riesgo asociado a un suceso (lo que en estadística se denominado Odds u Oportunidad relativa en español), resulta del cociente entre la probabilidad que ocurra (respuesta “1” o p) frente a la probabilidad que no ocurra (respuesta “0” o 1-p).

Con lo cual tenemos:

$$Oportunidad\ relativa = \frac{p}{1 - p} \quad (5.1)$$

La principal hipótesis sobre la cual se basa la regresión logística es que el logaritmo natural de la oportunidad relativa está linealmente relacionado con las variables explicativas. Por lo tanto:

$$\log\left(\frac{p}{1 - p}\right) = b_0 + bX$$

(5.2)

Donde  $b$  son coeficientes estadísticos y  $X$  las diferentes variables explicativas utilizadas.

Resolviendo la ecuación (5.2) se obtiene la fórmula de la probabilidad de ocurrencia del evento en concreto.

$$p = \frac{e^{(b_0 + bX)}}{1 + e^{(b_0 + bX)}} \quad (5.3)$$

Donde;

$P$  = probabilidad de ocurrencia de un evento en concreto  
 $b_0, b_1, b_2, \dots$  = coeficientes obtenidos de la regresión logística

La aplicación de esta ecuación sobre el ráster generado en el capítulo anterior

Para la aplicación de la regresión logística se ha utilizado un software estadístico y los resultados obtenidos se aplicarán con la fórmula (5.3) en un software GIS.

### 5.2.2 Caso del acuífero Patiño

En el caso del acuífero Patiño la variable dependiente categórica sería la concentración de nitrato expresada en mg/L y las variables explicativas serían los diferentes parámetros de DRASTIC.

El objetivo de este análisis será estimar la probabilidad de tener concentraciones de nitrato que superen los 5 mg/L. Si bien este valor es mucho inferior al límite máximo permitido por la normativa paraguaya, se considera una situación conservadora donde 5 mg/L sería una concentración “habitual” de nitrato en aguas subterráneas naturales y superar los 5 mg/L implicaría la presencia de una fuente externa de nitratos. En diversos estudios realizados por la EPA se utiliza este valor por tratarse de la mitad de la concentración considerada como máxima (en su caso 10 mg/L).

Por lo tanto, los parámetros que aplican en esta regresión logística son los siguientes:

- Variable dependiente: concentración de nitrato (mg/L)
- Variables explicativas:  $D, R, A, S, T$  ( $I$  y  $C$  se obvian puesto que son constantes en toda el área de estudio)
- Evento: superar 5 mg/L en concentración de nitratos
  - “0” si la concentración de nitrato es inferior a 5 mg/L
  - “1” si la concentración de nitrato es superior a 5 mg/L

Con lo cual la ecuación que predice la probabilidad de tener valores que superen los 5 mg/L quedaría:

$$p = \frac{e^{(b_0 + (b_D * D) + (b_R * R) + (b_A * A) + (b_S * S) + (b_T * T))}}{1 + e^{(b_0 + (b_D * D) + (b_R * R) + (b_A * A) + (b_S * S) + (b_T * T))}} \quad (5.4)$$

El cálculo de los coeficientes se realizará para varios modelos planteados: por una parte para el que denominaremos “modelo complejo” y que incluye todas las variables explicativas  $D, R, A, S$  y  $T$  ( $I$  y  $C$  se obvian ya que son constantes en toda el área). Por otra parte, se realiza la regresión con modelos más simples, con los cuales se comprueba si se obtienen resultados

similares pero con menos variables, es decir, si con un modelo más sencillo obtenemos un resultado similar.

### 5.2.3 Datos de partida

Para realizar el análisis estadístico multivariante es importante tener el mayor número de datos posible y que estos sean confiables. Hay que tener en cuenta que lo que se está analizando es la vulnerabilidad propia del acuífero, es decir, la capacidad de éste para “retener” el contaminante en cuestión, independientemente de la existencia o no de fuentes de contaminación. Por lo tanto, todos los datos disponibles que se consideren confiables son válidos para el estudio, independientemente de la fecha en que fueron tomados, ya que todos ellos muestran la “respuesta” del acuífero frente a la presencia de una sustancia (el nitrato en este caso).

Con esas consideraciones, los datos utilizados son aquellos procedentes de:

- Analíticas realizadas por ERSSAN en 2016 (96 puntos)
- Analíticas realizadas por SEAM en la red piezométrica en 2010 (24 puntos)

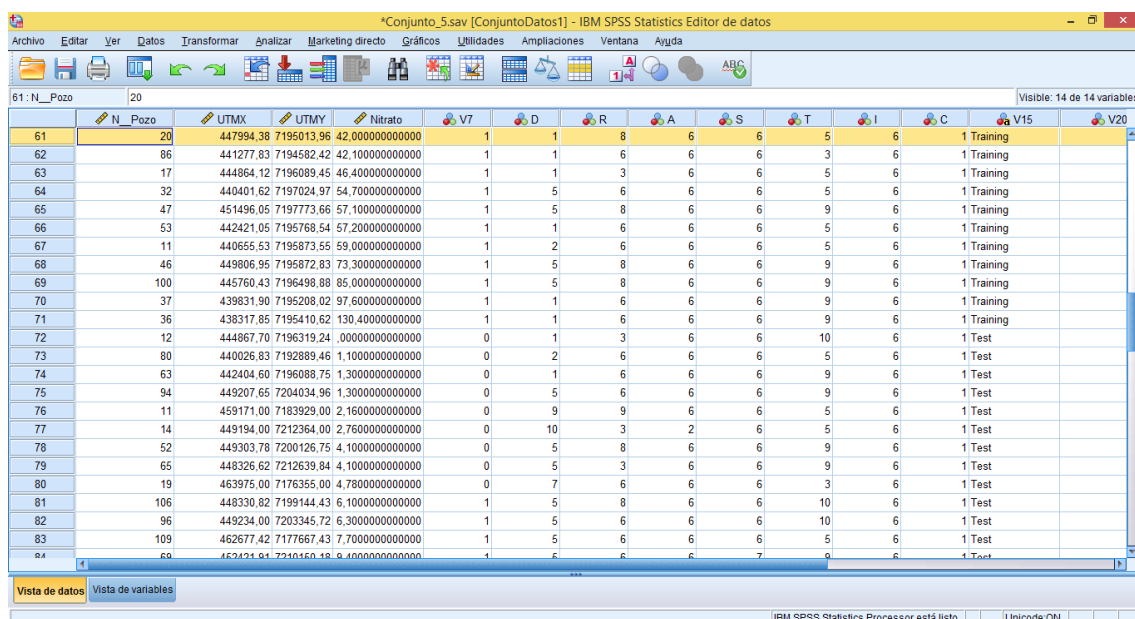
En total se tienen 120 datos en toda el área del acuífero Patiño.

Estos puntos son proyectados sobre los ráster del DRASTIC generado en el capítulo anterior y para cada uno de ellos se le asigna los parámetros D, R, A, S, T, I y C correspondientes, obteniendo un valor numérico para cada uno de ellos.

Por otra parte, se debe recodificar los valores de concentración de nitrato para obtener la ocurrencia del evento definido. Así, se asignará:

- “0” si la concentración de nitrato es inferior a 5 mg/L
- “1” si la concentración de nitrato es superior a 5 mg/L

Lo que se obtiene es un fichero con los 120 puntos, todos de ellos asociados a una variable dependiente con valores “0” y “1”, y a 7 variables explicativas (D, R, A, S, T, I y C) cada una con su correspondiente valor obtenido en el capítulo anterior.



N_Pozo	UTMX	UTM Y	Nitro	V7	D	R	A	S	T	I	C	V15	V20
61	20	447994.38	7195013.96	42.00000000000000	1	1	8	6	6	5	6	1 Training	
62	86	441277.83	7194582.42	42.10000000000000	1	1	6	6	6	3	6	1 Training	
63	17	444864.12	7196089.45	46.40000000000000	1	1	3	6	6	5	6	1 Training	
64	32	440401.62	7197024.97	54.70000000000000	1	5	6	6	6	5	6	1 Training	
65	47	451496.05	7197773.66	57.10000000000000	1	5	8	6	6	9	6	1 Training	
66	53	442421.05	7195768.54	57.20000000000000	1	1	6	6	6	5	6	1 Training	
67	11	440655.53	7195873.55	59.00000000000000	1	2	6	6	6	5	6	1 Training	
68	46	449806.95	7195872.83	73.30000000000000	1	5	8	6	6	9	6	1 Training	
69	100	445760.43	7196498.88	85.00000000000000	1	5	8	6	6	9	6	1 Training	
70	37	439831.90	7195208.02	97.60000000000000	1	1	6	6	6	9	6	1 Training	
71	36	438317.85	7195410.62	130.40000000000000	1	1	6	6	6	9	6	1 Training	
72	12	444867.70	7196319.24	.0000000000000000	0	1	3	6	6	10	6	1 Test	
73	80	440026.83	7192889.46	1.1000000000000000	0	2	6	6	6	5	6	1 Test	
74	63	442404.60	7196088.75	1.3000000000000000	0	1	6	6	6	9	6	1 Test	
75	94	449207.65	7204034.96	1.3000000000000000	0	5	6	6	6	9	6	1 Test	
76	11	459171.00	7183929.00	2.1600000000000000	0	9	9	6	6	5	6	1 Test	
77	14	449194.00	7212364.00	2.7600000000000000	0	10	3	2	6	5	6	1 Test	
78	52	449303.78	7200126.75	4.1000000000000000	0	5	8	6	6	9	6	1 Test	
79	65	448326.62	7212639.84	4.1000000000000000	0	5	3	6	6	9	6	1 Test	
80	19	463975.00	7176355.00	4.7800000000000000	0	7	6	6	6	3	6	1 Test	
81	106	448330.82	7199144.43	6.1000000000000000	1	5	8	6	6	10	6	1 Test	
82	96	449234.00	7203345.72	6.3000000000000000	1	5	6	6	6	10	6	1 Test	
83	109	462677.42	7177667.43	7.7000000000000000	1	5	6	6	6	5	6	1 Test	
84	69	452421.81	7210150.18	8.4000000000000000	1	5	6	6	6	7	6	1 Test	

Figura nº16. Datos de partida para generación del modelo estadístico



Para el desarrollo del análisis se procede a trabajar con 2 conjuntos de datos, lo que nos aportará información sobre la capacidad predictiva del modelo construido. De esta manera se dividirá el conjunto de datos en 2 grupos: training y test. Siendo el grupo “training” utilizado para el cálculo de los coeficientes y el grupo “test” para valorar la capacidad predictiva del modelo. La elección de los datos que constituirán estos grupos es totalmente aleatoria y se realiza con la función RANDOM del programa Excel.

De los 120 datos que se dispone inicialmente, 71 de ellos (training) se utilizarán para el cálculo de los coeficientes y los 49 restantes (test) se utilizarán para chequear los valores obtenidos.

Por otra parte, se procede a generar varios modelos de regresión logística con el objetivo de comprobar cual se ajusta mejor y si el modelo “completo” es significativamente mejor que un modelo más simple que considere menos variables. De esta manera se parte del “modelo completo”, que incluye todas las variables explicativas D, R, A, S y T (I y C se obvian puesto que son constantes en toda el área de estudio) y se van construyendo otros modelos a partir de eliminar una de ellas. De esta manera, y en este caso concreto, se genera el modelo completo (DRAST) y 13 modelos a partir de una combinación de variables.

### 5.3 Resultados de la regresión logística

Mediante el software estadístico y tal y como se ha explicado en los apartados anteriores, se procedió a generar los modelos estadísticos y cálculo de los índices asociados.

Se utiliza el análisis de regresión logística multinomial definiendo el evento de concentración de nitrato como variable dependiente y el resto como variables explicativas. Se seleccionan las opciones para generar los diferentes índices estadísticos que servirán para analizar la bondad de los resultados como tablas de contingencia y criterios de ajuste (AIC y pruebas de verosimilitud). Como se ha comentado anteriormente, se ha discriminado 2 grupos de valores (training y test). El programa utiliza únicamente los valores asignados como “training” para el cálculo de los coeficientes.

Los coeficientes obtenidos después de correr 14 modelos a partir de la combinación de diferentes se muestran en la siguiente tabla:

MODELO	$b_0$	$b_D$	$b_R$	$b_A$	$b_S$	$b_T$
<b>DRAST</b>	-10,028	0,190	0,450	-0,799	1,765	-0,173
<b>RAST</b>	-8,364	---	0,430	-0,992	1,889	-0,214
<b>DAST</b>	-8,452	0,194	---	-0,457	1,623	-0,157
<b>DRST</b>	-14,527	0,219	0,233	---	1,851	-0,098
<b>DRAS</b>	-11,739	0,209	0,423	-0,626	1,699	---
<b>DRAT</b>	1,094	0,197	0,402	-0,817	---	-0,174
<b>DRS</b>	-14,830	0,228	0,247	---	1,769	---
<b>DRA</b>	-1,028	0,216	0,373	-0,637	---	---
<b>DRT</b>	-3,182	0,240	0,186	---	---	-0,076
<b>D</b>	-2,557	0,245	---	---	---	---
<b>R</b>	-2,637	---	0,197	---	---	---

MODELO	$b_0$	$b_D$	$b_R$	$b_A$	$b_S$	$b_T$
<b>A</b>	2,510	---	---	-0,668	---	---
<b>S</b>	-13,699	---	---	---	2,015	---
<b>T</b>	-0,614	---	---	---		-0,116

Tabla nº12. Coeficientes obtenidos de la regresión logística de los diferentes modelos

### 5.3.1 Pruebas de verosimilitud y criterio de Akaike

A continuación se procede a comparar los valores del logaritmo de la máxima verosimilitud, lo que nos aporta información sobre la significancia de las variables explicativas en el modelo.

Por otra parte, se ha calculado también el valor del denominado criterio de Akaike (AIC), que da un valor de la bondad de un modelo estadístico. Este criterio se define con la siguiente ecuación:

$$AIC = 2k - 2\ln(L) \quad (5.5)$$

Donde;

K es el número de variables explicativas

L es la función de máxima verosimilitud

Ambos índices vienen proporcionados por el propio software al generar cada modelo.

En la tabla a continuación se muestran los valores de estos índices que han sido calculados para el conjunto de datos de "training".

	Log máx verosimilitud	AIC (criterio de Akaike)
<b>DRAST</b>	46,192	58,192
<b>RAST</b>	28,333	38,333
<b>DAST</b>	34,401	44,401
<b>DRST</b>	47,303	57,303
<b>DRAS</b>	38,485	48,485
<b>DRAT</b>	46,202	56,202
<b>DRS</b>	38,760	46,760
<b>DRA</b>	36,388	44,388
<b>DRT</b>	46,779	54,779
<b>D</b>	18,692	22,692
<b>R</b>	12,109	16,109
<b>A</b>	11,141	15,141
<b>S</b>	6,194	10,194
<b>T</b>	10,946	14,946

Tabla nº13. Valores de log de máxima verosimilitud y criterio de Akaike

Según Statistical Methods in Water Resources (Helsel & Hirsch, 1992), los modelos con un valor de AIC menor resultan ser mejores modelos predictivos. Observando los valores de la 0, se observa que aquellos modelos que tienen en consideración 1 única variable se ajustan mucho mejor que los que consideran varias variables.

Dentro de los modelos con más de una variable, los que presentarían un mejor ajuste serían DRAS, DAST, DRA y DRS.

### 5.3.2 Tablas de contingencia

Otro criterio que se suele utilizar para comprobar si los modelos predicen mejor con más o menos parámetros son las tablas de contingencia. Para cada uno de los modelos se indica el número de muestras que fueron predichas de manera correcta o incorrecta, siempre utilizando los valores “1” como la presencia de nitrato superior a 5 mg/L y “0” cuando la concentración es menor. Estas tablas se calculan para los datos de ambos grupos (training y test), en el caso de “test” con los coeficientes obtenidos, de esta manera se compara si la respuesta obtenida es coherente con el otro grupo de datos. Estos resultados se muestran directamente a partir del software.

Para cada caso tenemos un porcentaje de predicciones correctas (predice “0” cuando es “0” y predice “1” cuando es “1”) y un porcentaje de predicciones conservadoras (las correctas y las predice “1” cuando es “0”).

TRAINING (71)

TEST (49)

DRAST		Pronosticado		
		0	1	% correcto
Observado	0	4	10	28,6%
	1	1	56	98,2%
	% Global	7,0%	93,0%	84,5%

DRAST		Pronosticado		
		0	1	% correcto
Observado	0	2	7	22,2%
	1	1	39	97,5%
	% Global	6,1%	93,9%	83,7%

DRAS		Pronosticado		
		0	1	% correcto
Observado	0	4	10	28,6%
	1	0	57	100,0%
	% Global	5,6%	94,4%	85,9%

DRAS		Pronosticado		
		0	1	% correcto
Observado	0	2	7	22,2%
	1	2	38	95,0%
	% Global	8,2%	91,8%	81,6%

DRAT		Pronosticado		
		0	1	% correcto
Observado	0	2	12	14,3%
	1	1	56	98,2%
	% Global	4,2%	95,8%	81,7%

DRAT		Pronosticado		
		0	1	% correcto
Observado	0	2	7	22,2%
	1	0	40	100,0%
	% Global	4,1%	95,9%	85,7%

DRST		Pronosticado		
		0	1	% correcto
Observado	0	4	10	28,6%

DRST		Pronosticado		
		0	1	% correcto
Observado	0	1	8	11,1%

	1	1	56	98,2%
	% Global	7,0%	93,0%	84,5%

	1	2	38	95,0%
	% Global	6,1%	94,9%	79,6%

DAST		Pronosticado		
		0	1	% correcto
Observado	0	4	10	28,6%
	1	0	57	100,0%
	% Global	5,6%	94,4%	85,9%

DAST		Pronosticado		
		0	1	% correcto
Observado	0	1	8	11,1%
	1	1	39	97,5%
	% Global	4,1%	95,9%	81,6%

RAST		Pronosticado		
		0	1	% correcto
Observado	0	4	10	28,6%
	1	0	57	100,0%
	% Global	5,6%	94,4%	85,9%

RAST		Pronosticado		
		0	1	% correcto
Observado	0	1	8	11,1%
	1	1	39	97,5%
	% Global	4,1%	95,9%	81,6%

DRS		Pronosticado		
		0	1	% correcto
Observado	0	4	10	28,6%
	1	1	56	98,2%
	% Global	7,0%	93,0%	84,5%

DRS		Pronosticado		
		0	1	% correcto
Observado	0	1	8	11,1%
	1	3	37	92,5%
	% Global	8,2%	91,8%	77,6%

DRA		Pronosticado		
		0	1	% correcto
Observado	0	3	11	21,4%
	1	1	56	98,2%
	% Global	5,6%	94,4%	83,1%

DRA		Pronosticado		
		0	1	% correcto
Observado	0	2	7	22,12%
	1	1	39	97,1%
	% Global	6,1%	94,9%	83,7%

DRT		Pronosticado		
		0	1	% correcto
Observado	0	2	12	14,3%
	1	1	56	98,2%
	% Global	4,2%	95,8%	81,7%

DRT		Pronosticado		
		0	1	% correcto
Observado	0	1	8	11,1%
	1	1	39	100,0%
	% Global	4,1%	95,9%	81,6%

D		Pronosticado		
		0	1	% correcto
Observado	0	0	14	0,0%
	1	0	57	100,0%
	% Global	0,0%	100%	80,3%

D		Pronosticado		
		0	1	% correcto
Observado	0	0	9	0,0%
	1	0	40	100,0%
	% Global	0,0%	100%	81,6%

R		Pronosticado		
		0	1	% correcto
Observado	0	0	14	0,0%

R		Pronosticado		
		0	1	% correcto
Observado	0	0	9	0,0%

	<b>1</b>	0	57	100,0%
	% Global	0,0%	100%	80,3%

	<b>1</b>	0	40	100,0%
	% Global	0,0%	100%	81,6%

A		Pronosticado		
		0	1	% correcto
Observado	0	2	12	14,3%
	1	0	57	100,0%
	% Global	2,8%	97,2%	83,1%

A		Pronosticado		
		0	1	% correcto
Observado	0	1	8	11,1%
	1	0	40	100,0%
	% Global	2,0%	98,0%	83,7%

S		Pronosticado		
		0	1	% correcto
Observado	0	3	11	21,4%
	1	2	55	96,5%
	% Global	7,0%	93,0%	81,7%

S		Pronosticado		
		0	1	% correcto
Observado	0	0	9	0,0%
	1	2	38	100,0%
	% Global	0,0%	100%	77,6%

T		Pronosticado		
		0	1	% correcto
Observado	0	0	14	0,0%
	1	0	57	100,0%
	% Global	0,0%	100%	80,3%

T		Pronosticado		
		0	1	% correcto
Observado	0	0	9	0,0%
	1	0	40	100,0%
	% Global	0,0%	100%	81,6%

Tabla nº14. Tablas de contingencia para los modelos generados

A partir de estos resultados, en la siguiente tabla se resume el porcentaje de valores correctos, incorrectos y conservadores para cada conjunto de datos (training y test). El porcentaje mayor de predicciones conservadoras nos indicará cuál de los modelos se ajusta mejor.

	Training			Test		
	% Correctas	% Incorrectas	% correctas o conservadoras	% Correctas	% Incorrectas	% correctas o conservadoras
<b>DRAST</b>	84,5%	15,5%	98,6%	83,7%	16,3%	98,0%
<b>DRAS</b>	85,9%	14,1%	100,0%	81,6%	18,4%	95,9%
<b>DRAT</b>	81,7%	18,3%	98,6%	85,7%	14,3%	100,0%
<b>DRST</b>	84,5%	15,5%	98,6%	79,6%	20,4%	95,9%
<b>DAST</b>	85,9%	14,1%	100,0%	81,6%	18,4%	98,0%
<b>RAST</b>	85,9%	14,1%	100,0%	81,6%	18,4%	98,0%
<b>DRS</b>	84,5%	15,5%	98,6%	77,6%	22,4%	93,9%
<b>DRA</b>	83,1%	16,9%	98,6%	83,7%	16,3%	98,0%
<b>DRT</b>	81,7%	18,3%	98,6%	81,6%	18,4%	98,0%
<b>D</b>	80,3%	19,7%	100,0%	81,6%	18,4%	100,0%
<b>R</b>	80,3%	19,7%	100,0%	81,6%	18,4%	100,0%
<b>A</b>	83,1%	16,9%	100,0%	83,7%	16,3%	100,0%
<b>S</b>	81,7%	18,3%	97,2%	77,6%	22,4%	95,9%
<b>T</b>	80,3%	19,7%	100,0%	81,6%	18,4%	100,0%

Tabla nº15. Resumen de resultados de las tablas de contingencia

Los resultados obtenidos presentan una gran homogeneidad y un porcentaje de predicción correcto muy elevado. El conjunto de datos de test presentan porcentajes de predicciones correctas o conservadoras muy elevadas.

Contrariamente a lo deducido mediante el criterio de Akaike, los modelos con una única variable presentan un porcentaje de acierto ligeramente menor. Centrando el análisis en modelos con más de una variable, los que más porcentaje de aciertos presentan son DRAS, DAST, RAST y DRS.

Por lo tanto, combinando los resultados obtenidos con el apartado anterior y las tablas de contingencia, los mejores modelos de predicción serían **DRAS, DAST y DRS**

#### 5.4 Implementación de los resultados en GIS

Una vez obtenidos los resultados del análisis estadístico se dispone de los coeficientes estadísticos necesarios, además de haber determinado cuál de los modelos se ajusta mejor a un modelo estadístico de predicciones.

Para plasmar los resultados en GIS se aplica la ecuación (5.4) a cada uno de las celdas del ráster obtenido en el capítulo 4.

Según los apartados anteriores, los modelos que presentaban una mejor predicción eran DRAS, DAST y DRS.

Las probabilidades de algunos de los modelos quedarían como muestra las figuras siguientes:

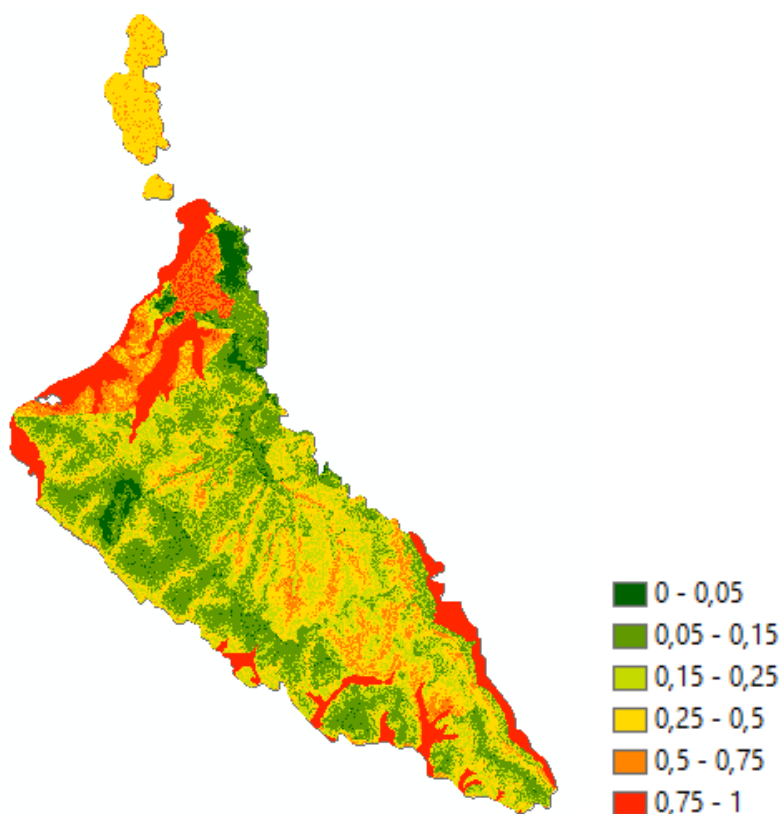


Figura nº17. Vulnerabilidad a los nitratos según modelo DRAST



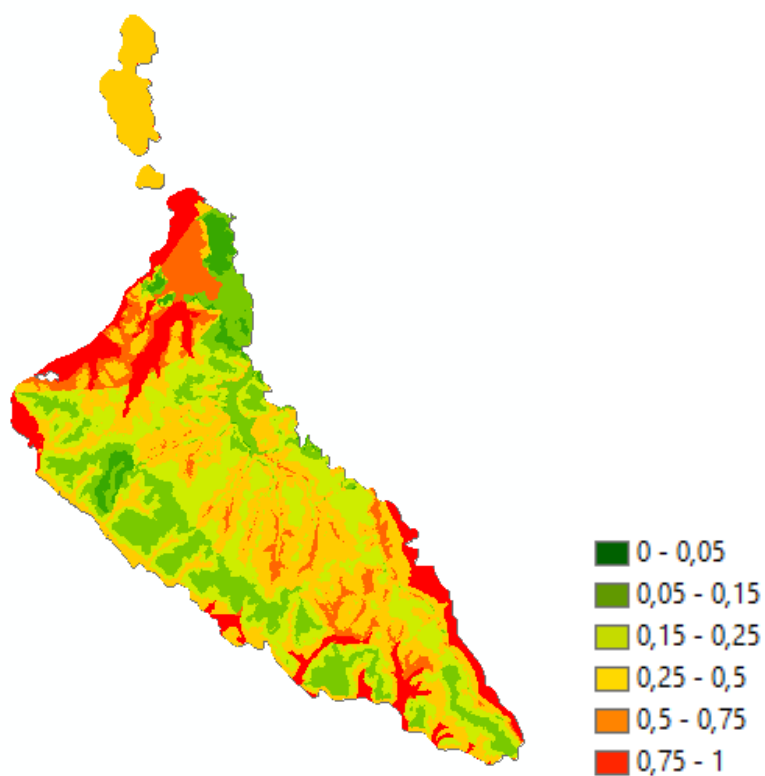


Figura nº18. Vulnerabilidad a los nitratos según modelo DRAS

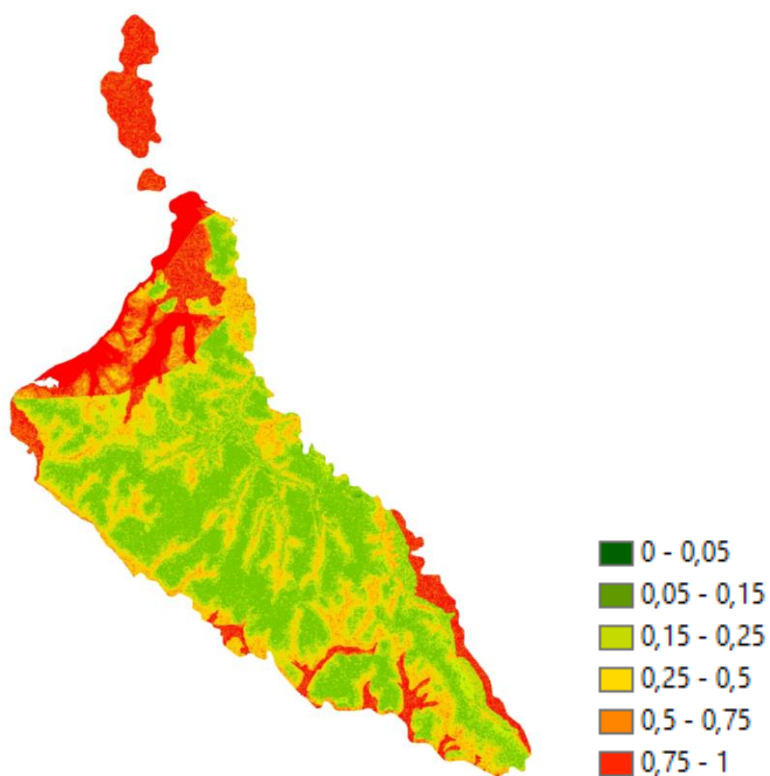


Figura nº19. Vulnerabilidad a los nitratos según modelo DAST

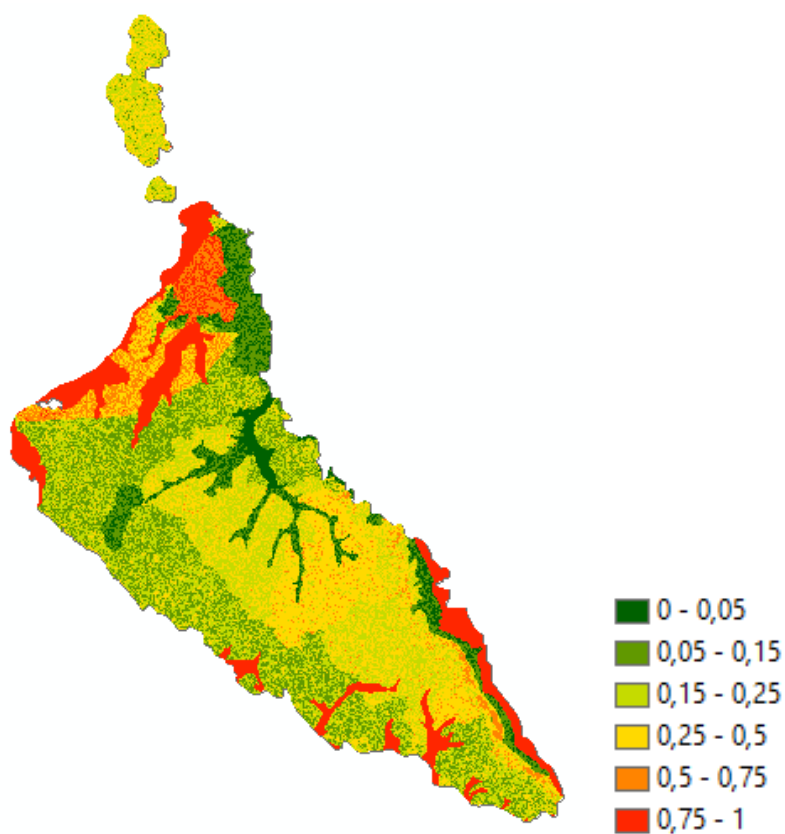


Figura nº20. Vulnerabilidad a los nitratos según modelo RAST

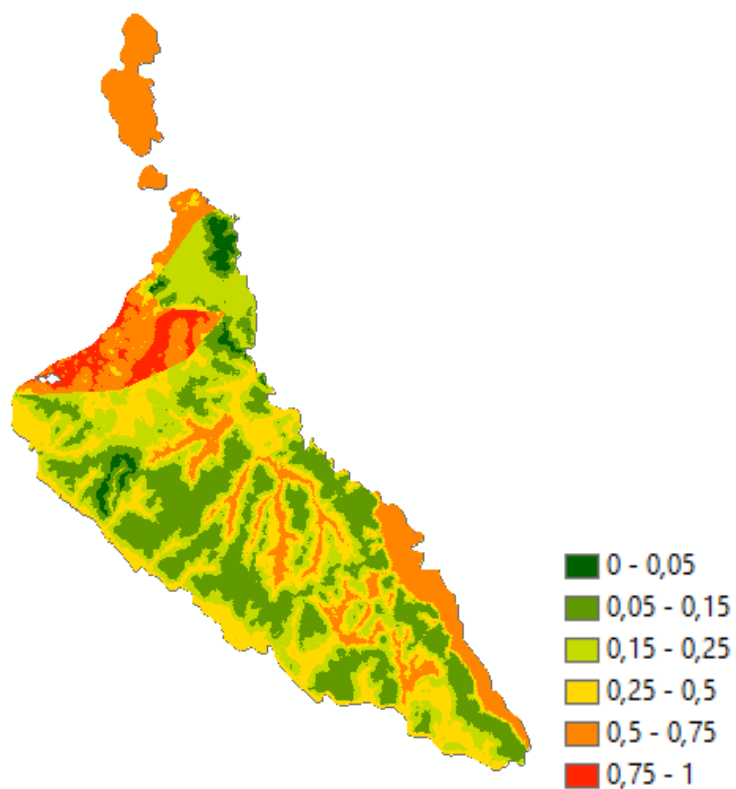


Figura nº21. Vulnerabilidad a los nitratos según modelo DRS

#### 5.4.1 Valoración de los resultados

Los mapas elaborados muestran la probabilidad de tener concentraciones superiores a 5 mg/L en el área de estudio. Los modelos que combinan los parámetros de tipología del suelo y profundidad del nivel piezométrico son los que mejor resultados ofrecen en la determinación de la vulnerabilidad del acuífero frente a los nitratos, siendo los parámetros relacionados con el suelo los que mayor influencia tienen. Estos resultados complementan a los obtenidos en la vulnerabilidad intrínseca ya que mejoran la definición de los ámbitos a proteger en el acuífero.

La conjunción de ambos resultados proporciona un punto de partida fundamental para realizar una zonificación del territorio orientada a proteger el acuífero de la presión antrópica que sufre y del conjunto de amenazas relacionadas con esta presión.

## 6 CONCLUSIONES

Se ha generado el mapa de vulnerabilidad intrínseca para el acuífero Patiño mediante la metodología DRASTIC. El mapa obtenido muestra una vulnerabilidad intrínseca más elevada en las zonas de cauces y humedales. Las zonas de cotas más elevadas les corresponderían una vulnerabilidad menor.

Se observa que los parámetros más determinantes son la profundidad y la recarga. El resto de parámetros son relativamente homogéneos.

Este mapa de vulnerabilidad es una herramienta indispensable en la toma de decisiones, debe servir como base para la planificación del recurso hídrico subterráneo considerando que las zonas más vulnerables deben ser las que requieran de mayor protección.

Por otra parte, se ha generado un mapa de vulnerabilidad a los nitratos mediante regresión logística aplicado al mapa DRASTIC. El resultado obtenido muestra un mejor ajuste en los modelos DRAST y DRS.

Los resultados de vulnerabilidad al nitrato muestran que existe una gran parte del acuífero que presenta una probabilidad relativamente alta de presentar concentraciones mayores de 5mg/L, lo que implica que se debe poner especial atención en la protección del acuífero frente a posibles focos de contaminación de nitratos debido a esta alta vulnerabilidad que presenta. La mayor vulnerabilidad se puede encontrar en la zona más próxima al río Paraguay y aquellas zonas con menor cota. Cabe recordar que los límites máximos permisibles se sitúan en 45 mg/L de nitrato, con lo cual los valores usados en el análisis permiten un margen amplio de confianza.

### 6.1 Recomendaciones

Los mapas de vulnerabilidad son instrumentos necesarios para la toma de medidas preventivas o correctoras con respecto a la explotación del recursos subterráneo y su principal objetivo será la de zonificar el territorio en categorías según la capacidad que tiene el medio para proteger el agua subterránea. Se recomienda utilizar estos mapas como herramienta de apoyo a la toma de decisiones, especialmente para la definición de zonas de protección y zonificación del territorio que se definan en el Plan de Gestión integral del Acuífero.

Se recomienda la implementación del Plan de Monitoreo definido en las etapas anteriores con el fin de obtener un histórico de datos y mejorar el conocimiento del acuífero.

## 7 BIBLIOGRAFÍA

- Aller, L., Bennet, T., Lehr, J. H., & Petty, R. J. (1985). Drastic A Standardized System For The Evaluating Groundwater Pollution Using Hydrogeologic Settings. *USEPA*, 163. <https://doi.org/EPA/600/2-85/0108>
- Erwin, M. L., & Tesoriero, A. J. (1997). Predicting ground-water vulnerability to nitrate in the Puget Sound Basin. *USGS Factsheet*, 61(97), 1–4.
- FOSTER S S D & Hirata R C A. (1988). Groundwater pollution risk assessment: a methodology using available data.
- Gardner, K. K., & Vogel, R. M. (2005). Predicting Groundwater Nitrate Concentration from Land Use. *Groundwater*, 43(3), 343–352.
- Helsel, D. R., & Hirsch, R. M. (1992). Statistical Methods in Water Resources.
- Houben, G., Noell, U., Vassolo, S., Grisseman, C., Geyh, M., Stadler, S., ... Vera, S. (2014). The freshwater lens of Benjamín Aceval, Chaco, Paraguay: a terrestrial analogue of an oceanic island lens. *Hydrogeology Journal*, 22(8), 1935–1952. <https://doi.org/10.1007/s10040-014-1169-2>
- INCLAM-HQA. (2017). Estudio de recursos hídricos y vulnerabilidad climática del acuífero Patiño (Diagnóstico) PR-T1207.
- INCLAM-HQA. (2018). CONSTRUCCIÓN DEL MODELO DEL ACUÍFERO PATIÑO PR-T1207.
- Lukacs, M., & Bhadra, D. (2012). GIS and Geocomputation for water resources and engineering. *Schriften Des Forschungszentrum Jülich Reihe Energietechnik*, 21(November), 39. <https://doi.org/10.1002/ejoc.201200111>
- OMS. (2006). Guidelines for Drinking-water Quality. *Atención Primaria*, 23(Vdv), 7. [https://doi.org/10.1016/S1462-0758\(00\)00006-6](https://doi.org/10.1016/S1462-0758(00)00006-6)