Boletín geográfico. Año XXX N°31 - 2008, pp 123- 139. Departamento Geografía.

Edición especial: VII Jornadas Patagónicas de Geografía.

Universidad Nacional del Comahue. Neuquén.

ISSN 0326-1735

# PRONOSTICO DEL DERRAME ANUAL DE RIO LIMAY CON MODELOS EMPÍRICOS BASADOS EN INDICES CLIMATICOS

Arnobio Germán Poblete<sup>1</sup> Andrea Elizabeth Pizarro<sup>2</sup>

#### Resumen

Los modelos climáticos globales y regionales pronostican un decrecimiento en el recurso hídrico del Comahue. Los derrames medios de los ríos de dicha región se han reducido en aproximadamente dos terceras partes, en base a los del siglo pasado. Esto coincide con las mediciones realizadas por los modelos climáticos globales (CGM).

Por otra parte, la medición directa o evaluación y estimación de la superficie nival a partir de imágenes satelitales, no son todavía satisfactorias para hacer un pronóstico en tiempo y forma, por lo que se podrían reemplazar por modelos basados en variables climáticas y así obtener una mayor anticipación y precisión.

En este trabajo se propone formular modelos empíricos predictivos basados en índices climáticos que superen el límite de varianza explicada lograda por otros autores e instituciones, empleando herramientas estadísticas más sofisticadas.

Como resultado de la investigación se elaboran e implementan modelos, que tomaron como variables predictoras a los índices climáticos medidos en el período nival, los que mostraron una performance significativa de acuerdo a los rigurosos tests objetivos a los que fueron sometidos. Los mismos mejoraron el porcentaje de varianza obtenido por otros autores llevándolo aproximadamente a un 75% en el caso de los multivariantes, y a un 65% en el caso univariante.

**Palabras Claves:** Derrame – Limay – Modelos – Predictivos

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup>. Instituto de Geografía Aplicada de la UNSJ. P.T.E. gpoblete@ffha.unsj.edu.ar

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup> Instituto de Geografía Aplicada de la UNSJ. J.T.P. andi\_pi2003@yahoo.com.ar

### Introducción

En la actualidad, los modelos climáticos globales y regionales pronostican un fuerte decrecimiento en el recurso hídrico del Comahue. Sus derrames medios se han reducido en aproximadamente sus dos terceras partes con respecto a los observados en los primeros treinta años del siglo pasado. Esto es corroborado por las mediciones globales y las predicciones de los modelos como el del Centro Hadley que muestra que la tendencia decreciente seguirá en el presente siglo. (Poblete, 2006).

En otros trabajos de los autores Poblete y Minetti (2006), se mostró que el río Limay no se puede pronosticar desde su estructura temporal y prefieren sugerir que su derrame se estime a partir de datos meteorológicos y/o índices climáticos de uso rutinario en el Laboratorio Climatológico Sudamericano de la Fundación Caldenius, sede NOAA, como una tarea más práctica y viable.

Este artículo se sustenta en una profundización sobre el funcionamiento del clima de las cuencas de los ríos del Comahue y sus teleconexiones, y se propone mejorar la predicción del derrame anual del río Limay, realizada por diversos autores e instituciones públicas y privadas.

Si bien es cierto que los métodos de medición directa y evaluación de la superficie nival con imágenes satelitales, que es lo que se realiza ahora en la región, pueden constituir una entrada apropiada de un modelo predictivo, se podrían reemplazar en el futuro por lo que aquí se propone: modelos basados en variables climáticas. Esto resultaría más práctico para el caso en el que se requiera una predicción con mayor anticipación (en otoño o comienzos del invierno antes de que la principal caída nival se produzca).

La principal tarea es tratar de formular modelos empíricos predictivos que superen el límite de varianza explicada, ya encontrados por otros autores e instituciones, empleando herramientas estadísticas más sofisticadas y paralelamente profundizando la búsqueda de nuevos predictores en teleconexión.

## Datos y Métodos

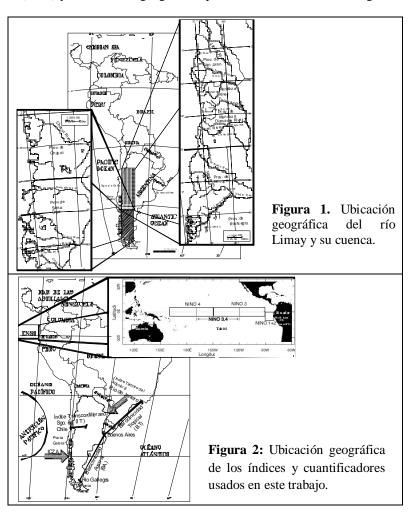
Para realizar este estudio se tomó como base de datos a los registros aportados por la Secretaría de Energía (1994) y Secretaría de Recursos Hídricos (2006, Internet).

De acuerdo a lo investigado por Poblete y Minetti (2005) y Poblete (2006), los índices de circulación que tienen una asociación más significativa con el derrame anual del río Limay (ver su ubicación en la figura 1) son: el índice transcordillerano (TRANSC), la baroclinicidad austral (BA) y la presión del anticiclón pacífico, estimada a partir de la anomalía de la amplitud térmica de Santiago de Chile (ATSGO).

La Figura 3 muestra lo anterior y la discriminación entre predictores del río San Juan y del río Limay. En la misma se puede ver el predominio de predictores asociados al ENSO (SST) para el río San Juan y de índices de circulación atmosférica para el Limay.

Estos últimos fueron provistos por el Laboratorio Climatológico Sudamericano de la Fundación Caldenius, sede NOAA, con series temporales comunes en el intervalo: 1950- 2006, registrados en abril-septiembre, principal período de alimentación nívea-líquida en las cuencas tratadas y los caudales de los meses octubre-marzo como resultados del año hidrológico correspondiente.

Los índices y cuantificadores usados se describen con detalle en Poblete y Minetti (2005) y su ubicación geográfica aproximada, se muestra en la figura 2.



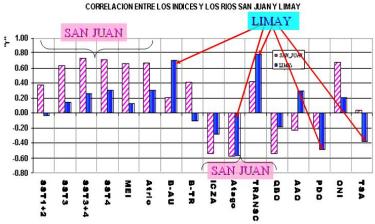


Figura 3: Correlaciones entre los índices y los Ríos San Juan y Limay.

Se realiza a continuación una breve descripción de los índices de circulación atmosférica regional que mejor se asocian al derrame anual del río Limay:

- ✓ Indice Transcordillerano (TRANSC): mide las diferencias de presión entre Santiago de Chile y Córdoba. Construido por Minetti J.L. para evaluar el vuelco de aire a sotavento de la Cordillera.
- ✓ La anomalía de la Baroclinicidad Austral (BA), que es la diferencia de anomalías de las temperaturas medias, entre Buenos Aires (34° 35'S y 58°29'W) y Río Gallegos (51° 37'S Y 69° 17' W). Construido por J.L. Minetti.
- ✓ La anomalía de la Amplitud Térmica de Santiago de Chile (ATSGO), que indica la presencia de alta o baja actividad anticilónica en el Centro de Chile, como un indicador del estado del anticiclón del Pacífico. (J.L. Minetti).

# Criterios y algoritmos de modelación

En el contexto de este trabajo el término modelo deberá ser entendido como una representación simplificada de un sistema. A éste se lo interpreta como un conjunto de elementos o componentes vinculados entre sí por ciertas relaciones. (Poblete, 2006).

El modelo empírico <u>surge de los datos</u>, lo cual hace que se diferencie fundamentalmente del teórico. Estas discrepancias se pueden resumir en lo siguiente:

Los modelos empíricos se establecen como relaciones *no deterministas* entre variables, suponiéndose *la existencia de uno o varios elementos al azar*. Por el contrario, los teóricos suelen proponerse como relaciones exactas. Quizás la más

importante de estas diferencias es la búsqueda de generalidad del modelo teórico al intento de *concreción real del modelo empírico*. (Pulido A., 1987).-

En general se aconseja la simplicidad de ciertos modelos empíricos predictivos por razones de tiempo y economía, con preferencia a la modelización teórica, aún a costa de renunciar a un conocimiento más profundo del fenómeno en estudio (Pulido, A. 1987), por lo que el proceso de elaboración de teoría-contraste de resultados debe ser *iterativo* y no terminal.

Una vez elegidas las variables predictoras descriptas anteriormente se emplean técnicas de selección de las mismas que mejor ajustan un modelo de regresión. Como paso previo se cree conveniente el procedimiento que hace uso de un coeficiente denominado Cp de Mallows, (Draper y Smith, 1966), que detecta el llamado "best subset" es decir, el mejor conjunto de ecuaciones para representar la más criteriosa selección de variables a incluir en el modelo. Éste consiste en computar todas las regresiones posibles entre las variables involucradas. (Poblete, 2002).

El modelo óptimo tiene un valor de Cp cerca de (p+1) dónde "p" es el número de variables independientes (predictoras). Un Cp mayor que (p+1) indica que el modelo de regresión está sobreespecificado (contiene demasiadas variables y chances de tener problemas de colinealidad). Por otro lado, un modelo con un Cp menor que (p+1) indica que el mismo está subespecificado (por lo menos una variable independiente importante se ha omitido). La fórmula para calcular el estadístico Cp es la siguiente:

$$C_{\mathfrak{p}} = \left[\frac{MSE_{\mathfrak{p}}}{MSE_{\mathfrak{k}}}\right] [n-p-l] - [n-2(p+l)]$$
(1)

Donde "k" es el número máximo de variables independientes disponibles en la selección, "n" es el número de datos MSE (media del cuadrado de los errores).

Con esta primera noción objetiva de asociación entre variables, se intenta la búsqueda del modelo propiamente dicho con la consiguiente eliminación de variables no significativas para la estimación. Para ello se emplea el procedimiento estadístico, llamado *Stepwise*. (Poblete, 2002).

Para validar la performance de los modelos construidos, es decir, cuando se evalúa la conformidad de las estimaciones  $(E_i)$  con las medidas  $(M_i)$  se usa la diferencia  $E_i$ - $M_i$  (o diferencias del mismo tipo). De acuerdo a esto, se especifican tres clases de índices (Kobayashi y Salam, 2000).

- ✓ Cuadrado de las diferencias (es decir, distancia Euclideana).
- ✓ Las diferencias simples (es decir, las distancias aritméticas).
- ✓ Las diferencias absolutas (es decir, distancia de Manhattan).

Para una descripción detallada de los mismos, se puede consultar a Poblete (2006).

En este caso se explicitan sólo los índices considerados más relevantes para la medición del ajuste entre el modelo y los datos. De ellos sólo se muestra el índice más usual que es el "d" de Willmott.

El índice de acuerdo: 
$$d = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n} (E_i - M_i)^2}{\sum_{i=1}^{n} (E_i - \overline{M} | + |M_i - \overline{M}|)^2}$$
 (2)

(Willmott y Wicks, 1980)

El índice de acuerdo "d" oscila entre:  $0 \le d \le 1$ .

Basándose en los algoritmos de estos procedimientos, se realizó un programa ad hoc, que complementado con utilitarios estadísticos y graficadores sirvió para elaborar lo que se expone a continuación.

## Desarrollo y Discusión

Este artículo, como ya se dijo, es la derivación natural de los de Poblete y Minetti (2003) y Poblete, et. al. (2005). En ambos se concluye que los índices de circulación que tienen una asociación más significativa con el derrame anual del río Limay son: el índice transcordillerano (TRANSC), la baroclinicidad austral (BA) y la presión del anticiclón pacífico, estimada a partir de la anomalía de la amplitud térmica de Santiago de Chile (ATSGO), como ya se dijo en la introducción.

Teniendo en cuenta estos conceptos se elaboran los siguientes modelos implementando las técnicas descriptas:

### 1) Modelo basado en la baroclinicidad austral e índice transcordillerano

$$Limay = -78150663,0538626 + 29575404.8 716334 *BA + -6599702.5 2357797 *BA^{2} + 731930.765 513192 *BA^{3} + -40343.251 2901775 *BA^{4} + 884.221742 751341 *BA^{5} + \frac{-1214791421 .48529}{TRANSC} + \frac{-2305270639 3.9694}{TRANSC^{2}} + \frac{-2174089390 19.708}{TRANSC^{3}} + \frac{-1018435989 735.9}{TRANSC^{4}} + \frac{-1895074431 437.8}{TRANSC^{5}}$$
(3)

La ecuación 3 muestra al modelo bivariante obtenido mediante procedimientos de iteración no lineales.

Límite de iteración no lineal	250
Límite de iteración no lineal divergente	10
Número de iteraciones no lineales realizadas	9
Tolerancia residual	0.0000000001
Suma de residuos	-3.5502016544342E-06
Residuos promedio	-9.86167126231723E-08
Suma residual de los cuadrados absolutos	179374897.823873
Suma residual de los cuadrados relativos	179374897.823873
Error Standard de la estimación	2678.61828429415
Coeficiente de determinación múltiple (R^2)	0.7556487725
Proporción de varianza explicada	75.56487725%
Coeficiente ajustado de multiple	0.6579082815
determinación (Ra^2)	
Estadístico de Durbin-Watson	1.72816070224297

Tabla 1: Resultados de la significación estadística del modelo.

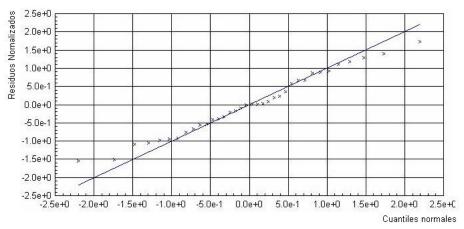
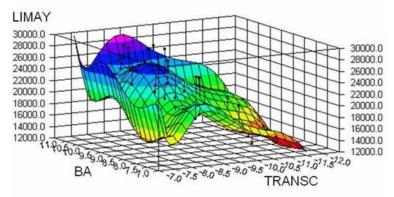


Figura 3: Gráfico para testear si los residuos tienen una probabilidad normal.



**Figura 4:** Representación del modelo bivariante, en función de la Baroclinicidad Austral (BA), el Índice Transcordillerano (TRANSC) y el derrame del río Limay.

En el Tabla 1 se muestran los resultados después de realizar la regresión entre los que se destaca el 75.5% de varianza explicada, la cual supera ampliamente lo obtenido por otros autores. Además, el test de Durbin-Watson indica la ausencia de autocorrelación en los residuos. En la Figura 3 se muestra su normalidad.

La representación gráfica del modelo que tiene al derrame del río Limay como función de la baroclinicidad austral (BA) e índice transcordillerano (TRANSC), se puede ver en la Figura 4.

Fuente	GRdeLIB	Suma de	Cuadrado	F	Prob. (F)
		cuadrados	medio		
Regresión	10	554711440	55471144	7.73117431	2.00E-05
Error	25	179374898	7174995.91		
Total	35	734086338			

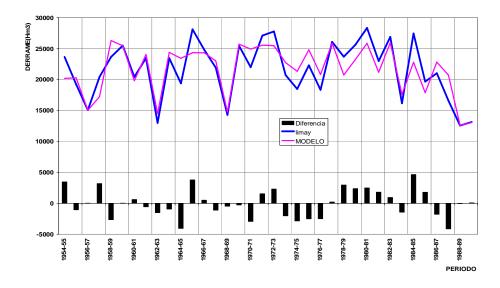
**Tabla 2:** Análisis de varianza del modelo (ANOVA).

Para valuar la significación estadística del modelo se realiza el análisis de varianza (ANOVA) que muestra el Tabla 2. En éste se puede observar la excelente significación de "F" teniendo en cuenta que el "F" crítico es igual a 4.

Indice	Valor
SB	0
RMSV	2232.182
RMSE	2232.182
GSD	32823.53
NMSE	0.0103
EF	0.7556
EF%	24.4351
d	0.9266
CD	0.7556
MBE	0.0001
Е	O/FLOW
MaxE	-4651.949
MaxE%	-16.4194
CRM	0
FB	0
ME	4651.949
MAE	1819.197
MA%E	8.4181
GASD	8.4133
EF1	0.5158

Tabla 3: Resultado de la valuación de la performance del modelo.

El Tabla 3 muestra el skill del modelo mediante la aplicación de los algoritmos que valúan la performance de las estimaciones respecto de los datos medidos. Se puede notar que el *d de Willmott* tiene un valor de **0.9266**, lo cual revela que el rendimiento del mismo es muy aproximado al ideal (d=1). Los parámetros restantes también exteriorizan lo revelado por "d".



**Figura 5:** Realización del modelo Bivariante contrastado con el derrame real del río Limay y los errores.

En la figura 5 se muestra el contraste entre lo medido y estimado en el período de validación, es decir, el utilizado para construir el modelo. Se puede notar que salvo en los períodos 1965-66 y 1972-73 hay una coherencia en la variabilidad entre lo medido y lo estimado.

# 2) Modelo basado en la baroclinicidad austral, índice transcordillerano y amplitud térmica de Santiago

LIMAY = 1606.39845\*Ba -965.852774 \*ATSGO+2452.64135\*TRANSC+41284.1594 (4)

La ecuación 4 muestra el mejor modelo encontrado de acuerdo al criterio de Mallows. A continuación se exponen los pasos realizados para su construcción, implementando el Stepwise.

Los Tablas 4, 5 y 6 muestran los resultados de su aplicación:

## Paso 1 - Variable INTRODUCIDA: TRANSC R2 = 0.53320482317829 Cp = 21.0820865407261

		Suma de	Media		
	GRAD. LIB.	Cuadrados	Cuadrada	F Razón	Prob(F)
Regresión	1	391418376	391418376	38.837	0
Error	34	342667962	10078469.5		
Total	35	734086338			
Variable	Valor	Error Standard	t-Razón	Prob (t)	
Ord. al origen	3482.612128	558.83268	6.23194071	0	
TRANSC	3482.612128	558.83268	6.23194071	0	

Tabla 4: Resultados de la aplicación del primer paso del Stepwise

Paso 2 - Variable INTRODUCIDA: BA

## R2 = 0.682726379524366 Cp = 6.07909124907185

		Suma de	Media		
	GRAD. LIB.	Cuadrados	Cuadrada	F Razón	Prob(F)
Regresión	2	501180108	250590054	35.50558	0
Error	33	232906230	7057764.55		
Total	35	734086338			
Variable	Valor	Standard Error	t-Razón	Prob (t)	
Ord. al origen	2654.916831	512.586376	5.17945258	0.00001	
Ba	1911.612755	484.739072	3.94359123	0.00039	
TRANSC	2654.916831	512.586376	5.17945258	0.00001	

Tabla 5: Resultados de la aplicación del segundo paso del Stepwise

Paso 3 - Variable INTRODUCIDA: ATSGO

R2 = 0.718597240015532 Cp = 4

		Suma de	Media		Prob.
	GRAD. LIB.	Cuadrados	Cuadrada	F Razón	(F)
Regresión	3	527512417	175837472	27.23867	0
Error	32	206573922	6455435.05		
Total	35	734086338			
Variable	Valor	Error Standard	t- Razón	Prob (t)	
Ord. al origen	2452.641348	500.3518	4.90183376	0.00003	
Ba	1606.398453	487.602484	3.29448374	0.00241	
			-		
ATSGO	-965.8527738	478.221636	2.01967603	0.05186	
TRANSC	2452.641348	500.3518	4.90183376	0.00003	

Tabla 6: Resultados de la aplicación del tercer paso del Stepwise

Como se ve con la introducción de la variable TRANSC se logra una varianza explicada del 53% y un Cp de Mallows de 21.082.Al incorporar BA se obtiene una varianza explicada del 68% y un Cp de 6.079.

Finalmente, agregando ATSGO se alcanza la varianza explicada del 72% y un Cp de 4.

El modelo así obtenido y que explica el 71.85% de la varianza se explicita en la ecuación 4.

Tolerancia Residual	0.0000000001
Suma de Residuos	-1.52795109897852E-10
Media de Residuos	-4.24430860827367E-12
Suma Absoluta de Residuos al Cuadrado	206573921.642625
Suma Relativa de Residuos al Cuadrado	206573921.642625
Error estándar de la estimación	2540.75481920866
Coeficiente de Determinación Múltiple (R^2)	0.71859724
Porcentaje de Varianza Explicada	71.859724%
Coeficiente de Determinación Múltimple ajustado	0.6922157313
(Ra^2)	
Estadístico de Durbin-Watson	1.28839156254807

 Tabla 7: Resultados de la significación estadística del modelo.

En el Tabla 7 se muestran los resultados generales que indican la significación estadística del modelo. Además, el test de Durbin-Watson indica la ausencia de autocorrelación en los residuos

FUENTE	GRAD.	Suma de	Media	F Razón
	LIB.	Cuadrados	Cuadrada	
Regresión	3	527512417	175837472	27.2386711
Error	32	206573922	6455435.05	
Total	35	734086338		

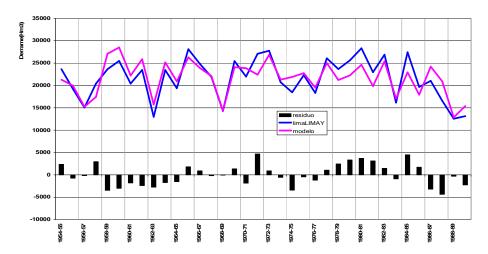
**Tabla 8:** Análisis de varianza del modelo (ANOVA)

Para valuar la significación estadística del modelo se realiza el análisis de varianza (ANOVA) que muestra el Tabla 8. En éste se puede distinguir la significación de "F" teniendo en cuenta que alcanza un valor de 27.238 para un "F" crítico de 4.

Índice	Valor
SB	0
RMSV	2395.447
RMSE	2395.447
GSD	35224.29
NMSE	0.0119
EF	0.7186
EF%	28.1403
d	0.9119
CD	0.7186
MBE	0.0001
Е	O/FLOW
MaxE	-4686.043
MaxE%	-16.5398
CRM	0
FB	0
ME	4686.043
MAE	2022.831
MA%E	9.4151
GASD	9.3551
EF1	0.4616

**Tabla 9.** Performance de los modelos que estiman el derrame del río Limay (se indica la variable predictora).

En el Tabla 9 se muestran los valores de los índices que forman parte de la evaluación de la performance del modelo. Se puede observar que el "d" de Willmott alcanza un valor significativo (0.9119), lo que revela un excelente rendimiento del modelo multivariante analizado. El resto de los parámetros avalan lo que indica el "d" de Willmott.



**Figura 3**: Realización del modelo multivariante, contrastado las mediciones con las estimaciones del derrame del río Limay.

En la Figura 3 se puede notar un acompañamiento coherente entre la medición y la estimación realizada por el modelo, alcanzando en algunos casos coincidencias.

### 2) Modelo basado en el índice transcordillerano

También se intentó realizar un modelo univariante basado en el predictor mejor correlacionado con el derrame del Limay, es decir, el índice transcordillerano (TRANSC). De acuerdo a Mallows el mejor modelo es un polinomio de 8º orden que explica el 65% de la varianza, pero no supera los tests de performance anteriormente expuestos, por lo que no se lo explicita ni describe.

#### Conclusiones

Los modelos obtenidos tomando a las variables predictoras medidas en el período nival muestran un comportamiento bastante aceptable de acuerdo a los rigurosos tests objetivos a los que fueron sometidos. Los mismos mejoran el porcentaje de varianza logrados por otros autores llevándola aproximadamente a un 75% en el caso de los multivavariantes, y a un 65% en el univariante.

La dificultad de implementación de éstos es contar con las variables predictoras en tiempo y forma para elaborar el pronóstico. Por lo que no se descartan los modelos univariantes que con una menor calificación objetiva presentan la ventaja de ser implementados con mayor celeridad por la disponibilidad casi inmediata de las variables predictoras.

Teniendo en cuenta que el objetivo de este trabajo es exploratorio y de diagnóstico como etapa previa a la elaboración de modelos con variables predictoras medidas antes del período nival, se han logrado los siguientes avances teóricos:

Los modelos de pronóstico del derrame del río Limay deben tener como predictoras a variables que representen las diferencias de presión entre la costa de Chile y el centro de Argentina (índice transcordillerano), las diferencias de temperatura entre el centro y el sur de Argentina (la baroclinicidad austral o, en otras palabras, la actividad frontal en la región del Comahue) y la acción del anticiclón del Pacífico Sur (amplitud térmica de Santiago de Chile).

Finalmente, de lo investigado se desprende la necesidad de seguir profundizando en la teoría modelística empírica y teórica (por ejemplo, Redes Neuronales Artificiales y Minería de datos) en la búsqueda de predictores más eficientes que los mostrados para incrementar los límites de varianza explicada alcanzados, y de esta manera lograr modelos más confiables para la realización de pronósticos, antes del comienzo del período nival.

## Bibliografía

ADDISCOTT, T.M. y A.P. WHITMORE. 1987. Computer simulation of changes in soil mineral nitrogen and crop nitrogen during autumn, winter and spring. J. Agric. Sci. (Cambr.), 109:141-157.

COMPAGNUCCI, R.H., y VARGAS, W.M. (1998). Inter-annual variability of the Cuyo rivers' streamflow in the Argentinean Andean mountains and ENSO events. Int. J. Climatol. 18: 1593-1609.

DRAPER N.R. and SMITH H. 1966: "Applied Regression Analysis". Wiley. New York.

FLAMENCO, E. (2002). Cambio del régimen hídrico en importantes ríos de la República Argentina. Informe inédito. INTA. Instituto de Clima y Agua, Castellar.

FOX, D.G. 1981. Judging air quality model performance: a summary of the AMS workshop on dispersion models performance. Bull. Am. Meteorol. Soc., 62:599-609.

GREENWOOD, D.J., J.J. NEETESON, and A. DRAYCOTT. 1985. Response of potatoes to N fertilizer: dynamic model. Plant Soil, 85:185-203.

HAMMOND, R.; MC CULLAGH, P 1974.: "Técnicas Cuantitativas en Geografía". Editorial Saltes. Madrid. Jørgensen, S.E., L. KAMP-NIELSEN, T. CHRISTENSEN,

J. WINDOLF-NIELSEN, and B. WESTERGAARD. 1986. Validation of a prognosis based upon a eutrophication model. Ecol. Model., 35:165-182.

KOBAYASHI, K., and M.U. SALAM. 2000. Comparing simulated and measured values using mean squared deviation and its components. Agron. J., 92:345-352.

KUMAR, A. 2000. Dispersion and risk modeling. Department of Civil Engineering, University of Toledo.

LOAGUE, K., and R.E. GREEN. 1991. Statistical and graphical methods for evaluating solute transport models: overview and application. J. Contam. Hydrol., 7:51-73.

MINETTI, J.L., VARGAS, W.M. (1997), Trends and jumps in the annual precipitation in South America, south of the 15°S. Atmósfera 11: 205-222.

MINETTI, J. L., VARGAS, W., POBLETE, A. G., 2003. "Eastern equatorial pacific SST variability related with the temperature of Lima – Peru". Revista Transworld Research Network. Vol.:1, Páginas 1-19 publicado el 01/02/2003. ISBN 81-7895-088X. Internacional.

POBLETE, A.G. 2002. "Estadística Multivariante para Geógrafos". Libro electrónico. FFHA.UNSJ.

POBLETE, A. G., MINETTI, J. L. 2003. "Asociación entre cuantificadores del ENSO e índices de circulación atmosférica regional con el derrame del río Limay". Revista de Geografia, Vol.:7 año 6, Páginas 26-33 publicado el 01/04/2003. ISSN 1514-1945 Nacional.

POBLETE, A. G. y BERTOL E. 2003. "Variabilidad interanual del río San Juan". Revista de Geografía Nº: 5, Año IV del Instituto y Departamento de Geografía de la UNSJ. ISSN 1514-1942. Pg.: 52-58.-

POBLETE A. G. WATER VARGAS, J. L. MINETTI. 2005. "Teleconexiones entre índices de circulación atmosférica- oceánica, con los derrames anuales de los ríos de Cuyo y Comahue". Enviado al IX Congreso Argentino de Meteorología (CONGREMET IX) a relizarse entre el 3 al 7 de Octubre de 2005 en la Ciudad de Buenos Aires, Argentina