



**Previsão de Níveis Estáticos de Água Subterrânea em
Poço de Monitoramento Utilizando Metodologia Estocástica**

Forecasting of Static Levels of Groundwater on Monitoring Well Using Stochastic Methodology

Thiago Boeno Patricio Luiz; Thomas Schröder & José Luiz Silvério da Silva

¹ Universidade Federal de Santa Maria, Departamento de Engenharia Civil (DEC),
Avenida Roraima, 1000, Bairro Camobi, 97105-900, Santa Maria, Rio Grande do Sul.

² Universidade Federal de Santa Maria, Departamento de Ciências Florestais (DCFL),
Avenida Roraima, 1000, Bairro Camobi, 97105-900, Santa Maria, Rio Grande do Sul.

³ Universidade Federal de Santa Maria, Departamento de Geociências (DGEO),
Avenida Roraima, 1000, Bairro Camobi, 97105-900, Santa Maria, Rio Grande do Sul.

E-mails: thiago boeno@hotmail.com; thomaschroder@gmail.com; silverioufsm@gmail.com

Recebido em: 12/04/2017 Aprovado em: 07/06/2017

DOI: DOI: http://dx.doi.org/10.11137/2017_2_53_60

Resumo

O presente estudo busca modelar e analisar o comportamento natural de uma série temporal de nível estático de água subterrânea e precipitação com o intuito de fazer previsões dos níveis para um horizonte de 6 meses. Para tanto, aplicou-se um modelo estocástico da classe ARMA (autorregressivo e de médias móveis) em dados semanais de nível estático de água subterrânea e precipitação. O ambiente geológico do poço estudado é caracterizado por formações sedimentares da borda da Bacia do Paraná, localizado no município de Alegrete no Estado do Rio Grande do Sul. O poço de monitoramento é dotado de registrador automático de nível onde o espaço temporal considerado foi de pouco mais de 2 anos de medições sem falhas. Testaram-se modelos autorregressivos e de médias móveis até a terceira ordem de autocorrelação. Selecionou-se o melhor modelo com base nos valores de AIC (*Akaike Information Criterion*) e BIC (*Bayesian Information Criterion*), onde escolheu-se o ARMA (2, 0) o qual obteve o melhor ajuste. A análise de erros permitiu observar o bom desempenho da modelagem a partir do gráfico de resíduos normalizados, atestando a qualidade preditiva do modelo escolhido. A avaliação dos coeficientes do modelo permitiu estabelecer uma relação em milímetros aproximada de 0,31:1 para as variáveis nível estático e precipitação respectivamente.

Palavras-chave: Séries Temporais; Modelos Estocásticos; ARMA

Abstract

This study aims to model and analyze the natural behavior of static level of a time series of groundwater level and precipitation in order to make forecast the levels for 6 months horizon. For this purpose, a stochastic model of ARMA class (autoregressive and moving average) was applied in 7-day interval data of groundwater static level and rainfall. The geological environment of the well is characterized by sedimentary formations of the Paraná Basin border, located in Alegrete municipality of the Rio Grande do Sul State. The monitoring well is equipped with automatic data logger and the time series under consideration was over 2 years long without failed measurements. Autoregressive and moving average models were tested until the third order of autocorrelation. The best model was selected based on AIC (*Akaike Information Criterion*) and BIC (*Bayesian Information Criterion*) values, where the chosen model was the ARMA (2, 0) which obtained the best fit. The error analysis allowed to observe the good performance of the model based on the graph of standardized residuals, attesting the predictive quality of chosen model. The evaluation of model coefficients allowed the establishment of an approximate relationship in millimeters of 0.31: 1 for the variables static level and rainfall respectively.

Keywords: Time Series; Stochastic Model; ARMA

1 Introdução

Atualmente, é inegável a importância ecológica e econômica que a água subterrânea exerce na sociedade que, perante a problemática mundial de escassez hídrica, torna-se cada vez mais imprescindível para a população. No Rio Grande do Sul, muitas cidades utilizam a água subterrânea para garantir o abastecimento, principalmente nas localidades pertencentes ao Sistema Aquífero Guarani.

Tendo em vista a importância ambiental da água subterrânea, e que possíveis situações de escassez hídrica advêm do desconhecimento de seu comportamento, as previsões de níveis de água têm uma significativa importância no manejo dos recursos hídricos subterrâneos, uma vez que permitem fazer a construção de cenários com horizontes longos e para diversos usos. O conhecimento e previsão das flutuações de água subterrânea é importante sobretudo em terras agrícolas, bem como em estudos relacionados para o abastecimento e gestão (Shirmohammadi *et al.*, 2013).

É de praxe dentro da pesquisa hidrológica a utilização de modelos que sejam capazes de explicar e prever os comportamentos quali-quantitativos dos recursos hídricos, visando a formulação de um fenômeno real através de um método abstrato com o objetivo de fazer previsões e entender o sistema. Assim, a modelagem busca contribuir para o gerenciamento de situações que demandem o conhecimento futuro de disponibilidade hídrica.

As abordagens técnicas utilizadas para fazer previsão de variáveis possuem caráter determinístico (variáveis não aleatórias) ou caráter estocástico (variáveis aleatórias), sendo que na hidrologia subterrânea o enfoque mais frequentemente utilizado é o determinístico. Os modelos estocásticos são dados por uma função de probabilidade, no qual se utiliza séries históricas longas para gerar uma nova série hipotética, com as mesmas características estatísticas da série original.

Desta forma, o presente estudo objetivou aplicar um modelo estocástico autorregressivo e de médias móveis (ARMA) em dados semanais de nível estático e precipitação de um poço de monitoramento em formação geológica sedimentar, no oeste do Rio Grande do Sul, a fim de prever seus níveis estáticos em 6 meses à frente e sua relação com a recarga subterrânea. Sabendo que os níveis estáticos de um aquífero dependem fundamentalmente da precipitação uma vez que é o principal fenômeno

responsável pelo processo de recarga de aquíferos livres (Moon *et al.*, 2004; Shiri *et al.*, 2013), optou-se por modelar as séries históricas semanais de nível estático e precipitação.

Esse trabalho visa contribuir para o desenvolvimento de técnicas que permitam conhecer melhor as variáveis oriundas da hidrologia subterrânea, visando assim fazer previsões dos seus valores e colaborar para a divulgação de métodos para preenchimento de falhas em dados de séries temporais. No atual contexto de crise hídrica do país, é importante realizar estudos envolvendo a descrição da dinâmica da água para o correto entendimento dos diferentes tipos de aquíferos, buscando levar a uma condição de maior eficiência na exploração dos sistemas hídricos e consequentemente a maiores níveis de sustentabilidade para esses recursos.

2 Material e Métodos

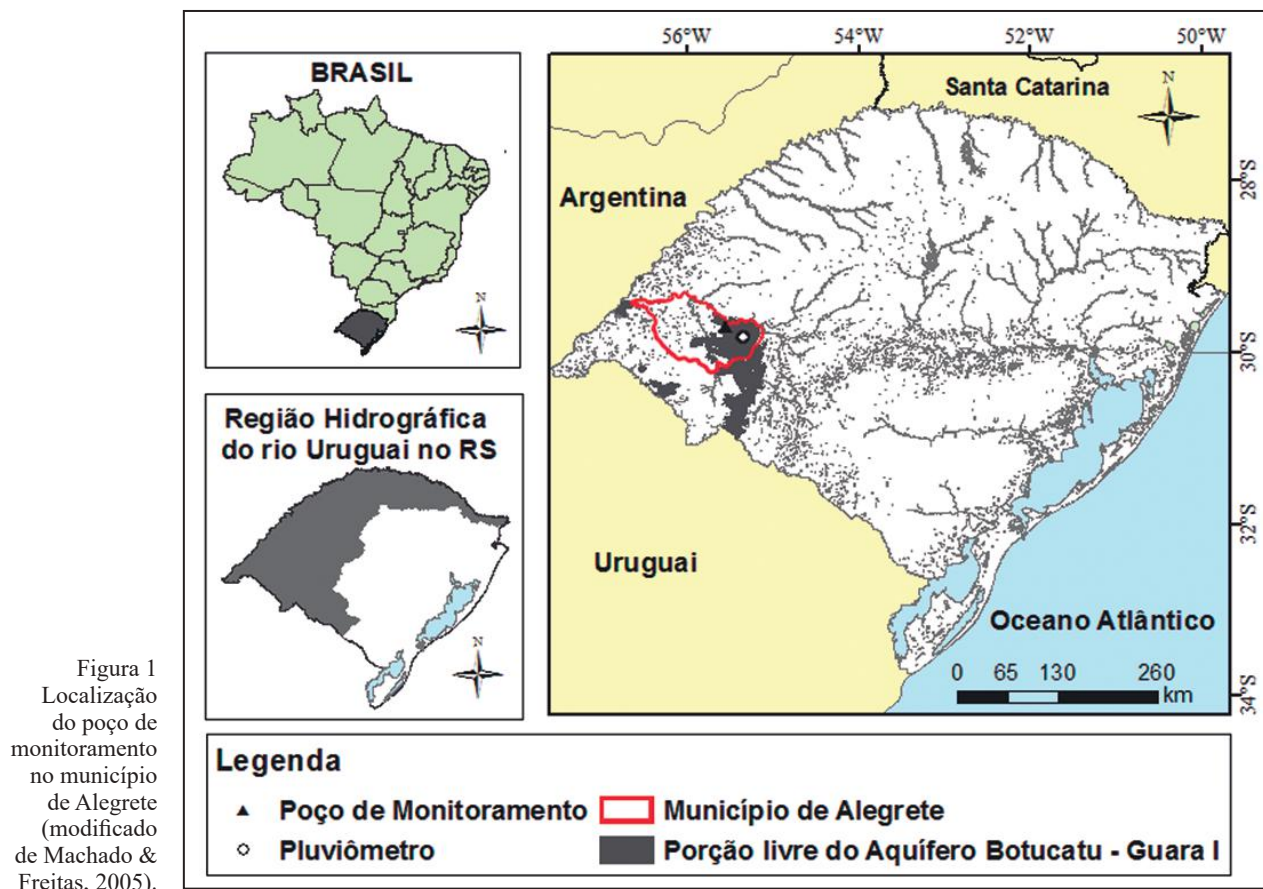
2.1 Localização e Descrição da Área

O poço de monitoramento utilizado para esse estudo está representado na Figura 1, localiza-se no Oeste do Estado do Rio Grande do Sul, inserido na região hidrográfica do rio Uruguai, especificamente na porção livre do Sistema Aquífero Botucatu/Guará I (Machado & Freitas, 2005) no município de Alegrete.

O Sistema Aquífero Botucatu/Guará I é considerado por Machado & Freitas (2005) com um aquífero que apresenta alta a média possibilidade de ocorrência de águas subterrâneas em rochas e sedimentos predominantemente porosos e intergranulares. Segundo os autores, essas litologias apresentam condições localmente livre ou confinada por rochas basálticas. São compostas por arenitos médios a finos, quartzosos, róseos a avermelhados, apresentando intercalações pelíticas e cimento argiloso na unidade Guará. As análises das precipitações anuais indicam que as médias variam entre 1200 e 1900 milímetros (CPRM, 2007).

2.2 Contexto Geológico

Ao analisarem-se regionalmente as rochas encontradas no município de Alegrete (Figura 2) através do mapa Geológico do Estado elaborado pelo Serviço Geológico do Brasil (CPRM, 2007), verificam-se as ocorrências principalmente de materiais vulcânicos e sedimentares da Bacia do



Paraná. A Província Paraná é formada pelo Grupo São Bento que é constituído pela Formação Serra Geral com ocorrências de derrames de basaltos, basalto andesitos, riolacitos e riolito, de filiação toleítica, onde se intercalam arenitos intertrápicos da Formação Botucatu na base e litoarenitos. Enquanto na porção mediana até o topo, ocorrem sedimentos vulcanogênicos.

Os derrames vulcânicos de composição ácida (riólitos e granófiros) e os básicos (basaltos) e seus produtos de intemperismo formam o Sistema Aquífero Serra Geral (Machado & Freitas, 2005), constituído por aquíferos cristalinos, do tipo fissural.

As rochas sedimentares são constituídas de seqüências de arenitos conglomeráticos de origem fluvial pertencentes à Formação Guará, arenitos eólicos da Formação Botucatu e arenitos/siltitos da Formação Sanga do Cabral (Alves & Robaina, 2010). A Formação Botucatu é constituída por arenito fino a grosso, com grãos bem arredondados e com alta esfericidade. Na Formação Guará os arenitos são finos a conglomeráticos, cores esbranquiçadas e

avermelhadas, ocasionalmente intercalados com níveis centimétricos de pelitos, em depósitos fluviais, eólicos e lacustres. A Formação Sanga do Cabral é constituída por duas litofácies, sendo na base, arenitos finos alaranjados com estratificações cruzadas e planares de baixo ângulo, raros pelitos, enquanto no topo ocorrem arenitos finos a muito finos alaranjados, com estruturas planares, cortadas por conglomerados a arenitos grossos intraclásticos formando corpos tabulares a lenticulares (Lavina, 1991). Associado aos cursos de água ainda ocorrem Depósitos Aluviais constituídos de areia grossa a fina em planícies de inundação.

Na área do estudo, o poço de monitoramento (Figura 2) penetra um arenito argiloso amarelo-avermelhado pertencente à Formação Guará. Essas seqüências sedimentares constituem os aquíferos porosos, intergranulares e livres pertencentes a Zona de Afloramento (ZA). Localmente pode ocorrer confinamento formando a Zona de Confinamento (ZC) do Sistema Aquífero Guarani (SAG). (OEA/PEA, 2009).

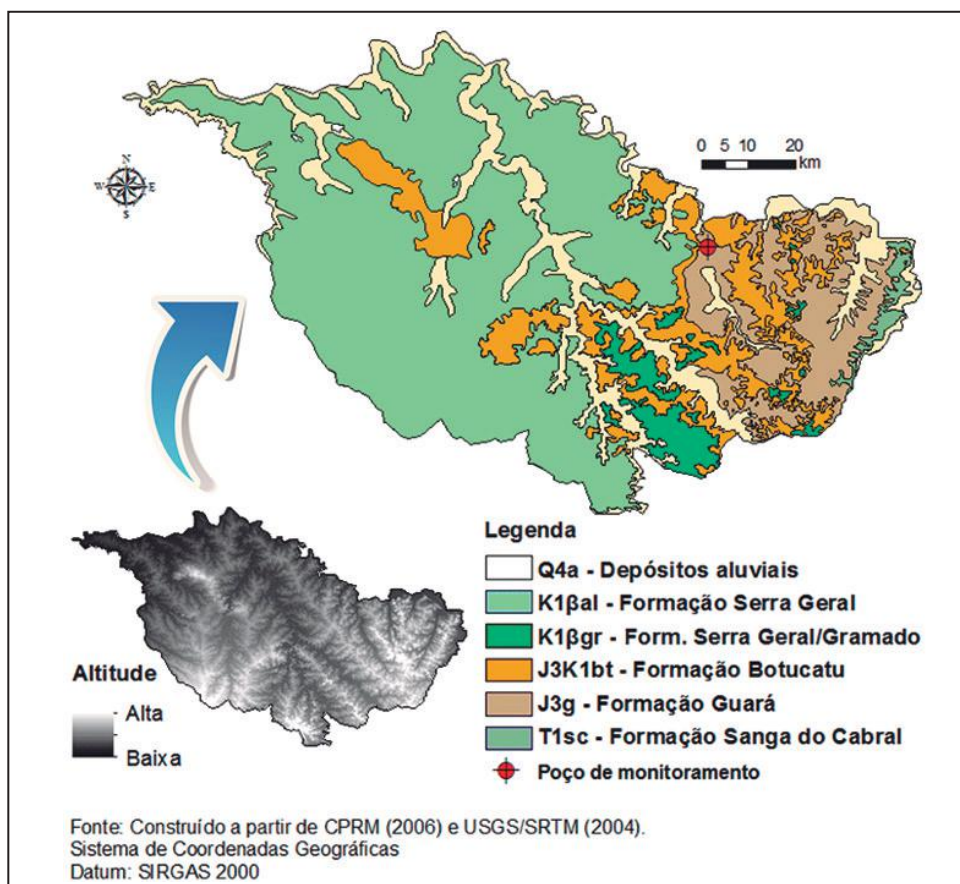


Figura 2 Mapa geológico do município de Alegrete.

2.3 Caracterização dos Dados

Toda manipulação estatística utilizada nesse trabalho foi realizada por meio do código de programação *R* (R Core Team, 2016) através dos pacotes *astsa* (Stoffer, 2014) e *forecast* (Hyndman, 2016). O espaço temporal considerado foi de 22 de maio de 2012 a 9 de junho de 2014, totalizando 107 semanas de monitoramento em pouco mais de 2 anos. Os dados dos níveis estáticos foram adquiridos através da Rede Integrada de Monitoramento de Águas Subterrâneas – RIMAS (RIMAS, 2015) do Serviço Geológico do Brasil (CPRM) através da estação n° 4300020534 localizada na Escola Agrícola Federal do município de Alegrete.

Os dados de precipitação foram adquiridos através do Sistema de Informações Hidrológicas – Hidro-Web (HIDROWEB, 2015) mantidas pela Agência Nacional das Águas (ANA) do Brasil, estação pluviométrica de Alegrete-RS (estação São João n° 2955017), com aproximadamente 20 km de distância do poço de monitoramento. As séries estão representadas na Figura 3 e não apresentaram falhas no período.

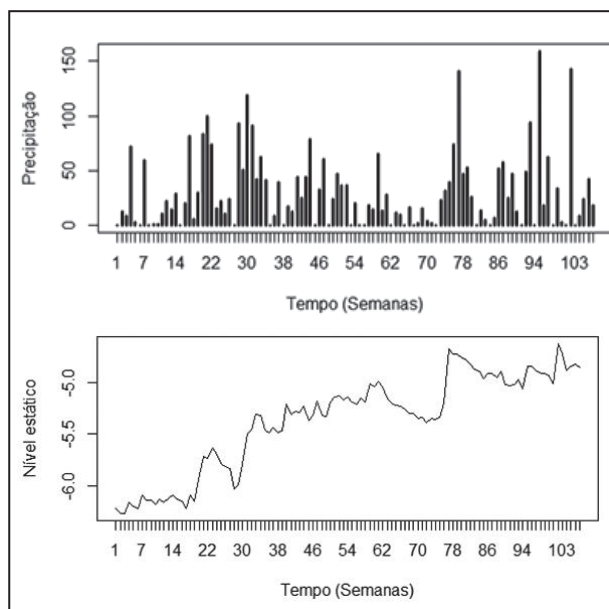


Figura 3 Gráficos da série pluviométrica e de níveis estáticos do período analisado.

A Figura 3 ilustra a variação semanal da precipitação e dos níveis estáticos ao longo do período avaliado. No eixo y da série de precipitações estão

plotadas as precipitações semanais acumuladas em milímetros, ao longo do período de tempo de registros representado pelo eixo x em um período semanal.

Considera-se o nível estático como o nível da água no aquífero, medido em repouso e sem bombeamento, sendo a medida da distância entre o nível de água até a “boca” do poço. O monitoramento dos níveis foi realizado através de registrador automático de nível, em poço que não sofre captação de água subterrânea. O poço de monitoramento está em uma cota de 117,10 metros acima do nível do mar e possui 56 metros de profundidade, sendo considerado um aquífero poroso e de condição livre.

2.4 Modelos do tipo ARMA (p, q)

Essa metodologia utiliza uma junção de modelos autorregressivos AR (p) e de modelos de médias-móveis MA (q), tendo notação ARMA (p, q), sendo que o parâmetro p representa o número de termos autorregressivos e o parâmetro q a ordem de médias móveis. Esse modelo permite prever valores futuros de uma série temporal através de seus valores passados por meio da correlação temporal existente entre os dados. Sendo assim, a estrutura geral do ARMA (p, q) pode ser escrita na forma:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (1)$$

Onde:

ϕ_i : são os parâmetros da estrutura autorregressiva, $i = 1, \dots, p$.

θ_i : são os parâmetros da estrutura de médias móveis, $i = 1, \dots, q$.

a_t : ruído branco.

Dessa forma, utiliza-se o modelo da classe ARMA para ajustar funções com base em valores passados de nível estático e precipitação da série histórica. Depois de escolhido o modelo, a etapa de identificação da forma ou ordem apropriada é uma das etapas mais importante na modelagem ARMA. Tal identificação é, geralmente, baseada em funções de autocorrelação amostral (FAC) e funções de autocorrelação parcial amostral (FACP) (Salas &

Obeyskera, 1982), identificando os valores de p e q . A identificação da ordem de modelos ARMA utilizando essas funções é amplamente discutida na metodologia proposta por Box *et al.* (2008).

As FAC e FACP são empregadas nessa metodologia como uma ferramenta para encontrar padrões de repetição, onde a análise dessas funções admitem a tomada de decisão sobre o número p de parâmetros autorregressivos e do número q de parâmetros de médias móveis. Permitem construir o modelo para que tenham o menor número de parâmetros dentre as estruturas testadas que se ajustam aos dados das séries, atendendo ao Princípio de Parcimônia de parâmetros. (Box *et al.*, 2008).

Para estabelecer o modelo mais adequado e com melhor ajuste a série de dados, adotou-se como critério de seleção os menores valores de AIC (*Akaike Information Criterion*) e BIC (*Bayesian Information Criterion*), ambos baseados em razões de verossimilhança. Os critérios selecionadores são muito importantes para atingir a melhor performance dos modelos, constituindo uma medida de avaliação da qualidade estatística para um dado conjunto de dados, onde cada modelo é avaliado em relação a outros

3 Resultados e Discussão

3.1 Diagnóstico e Modelagem

Ao iniciar a modelagem, realizou-se uma investigação inicial utilizando funções de autocorrelação amostral (FAC) e de autocorrelação parcial amostral (FACP) da série histórica estudada. A autocorrelação estatística dos dados correspondentes a 95% de intervalo de confiança para defasagens de 0 a 20 foram estimadas para as séries temporais de nível estático, conforme mostrado na Figura 4.

Nos correlogramas percebe-se a autocorrelação significativa (nível de significância de 0,05) em todas as defasagens da FAC e na primeira defasagem da FACP, delimitado pelas linhas tracejadas, o que evidencia uma correlação temporal entre os dados que deve ser levada em consideração durante a modelagem. Esta análise indica que estruturas autorregressivas podem suficientemente explicar a autocorrelação dos dados.

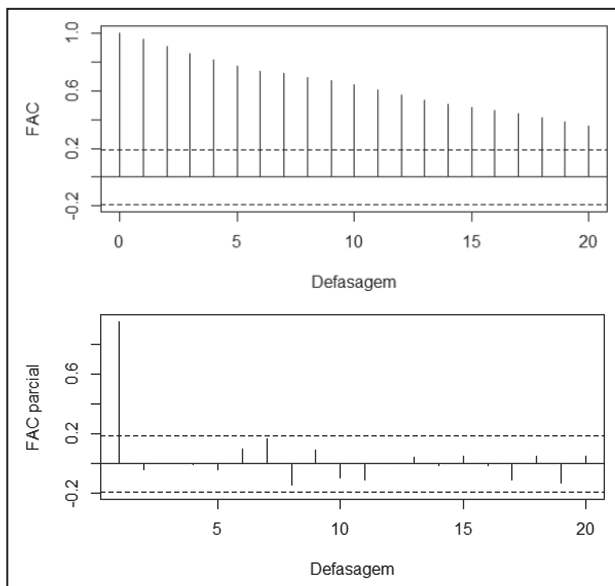


Figura 4 Gráficos da função de autocorrelação (FAC) e de autocorrelação parcial (FACP).

Do mesmo modo, percebe-se que a FAC tem comportamento linear, indicando um processo do tipo autorregressivo e não estacionário. Pelas análises da FAC e da FACP amostral constatam-se que os modelos apresentam características de autocorrelação diferente de zero nas defasagens, necessitando assim, de um ajuste a esta característica dos dados.

A combinação das análises de autocorrelação dos processos componentes dos correlogramas indicam que um modelo autorregressivo e de médias móveis seria satisfatório para modelar os dados da série histórica em estudo, ficando óbvio a partir da figura 4 que as defasagens têm efeito significativo nas séries.

Contudo, as funções de autocorrelação fornecem somente um indicativo da ordem que deve ser utilizado na modelagem ARMA, as melhores combinações devem ser escolhidas através de um critério selecionador escolhido de forma a minimizar o máximo possível os erros no modelo. Para determinar a melhor combinação de parâmetros para modelar os dados medidos, foram empregados os critérios de AIC e BIC, testando todos os possíveis modelos de ordem autorregressivo (p) e de médias móveis (q), menores ou iguais a 3, escolhidas com base nos gráficos da Figura 4 e pelas recomendações feitas por Morettin & Toloí (2004). Os resultados da aplicação dos critérios de seleção estão descritos na Tabela 1.

ARMA (p, q)	Critério AIC	Critério BIC
ARMA (0, 0)	11,587	24,761
ARMA (0, 1)	-67,688	-51,879
ARMA (0, 2)	-104,596	-86,152
ARMA (0, 3)	-119,595	-98,517
ARMA (1, 0)	-142,454	-126,646
ARMA (1, 1)	-192,343	-173,633
ARMA (1, 2)	-192,199	-170,816
ARMA (1, 3)	-192,458	-168,402
ARMA (2, 0)	-192,609	-173,899
ARMA (2, 1)	-191,540	-170,157
ARMA (2, 2)	-191,420	-167,365
ARMA (2, 3)	Não convergiu	Não convergiu
ARMA (3, 0)	-192,622	-171,239
ARMA (3, 1)	-190,655	-166,599
ARMA (3, 2)	-191,504	-164,776
ARMA (3, 3)	-190,693	-161,292

Tabela 1 Modelos testados e seus valores de AIC e BIC.

Nota-se que entre as ordens de zero parâmetros p os critérios de AIC e BIC convergiram para valores elevados em relação aos outros modelos, o que evidencia o caráter autorregressivo da série. Os valores de AIC ficaram próximos com a exceção do modelo ARMA (1,0) e do modelo ARMA (2,3) que não convergiu. Já os valores do critério BIC obtiveram maiores amplitudes de variação, mostrando diferenças de ajuste para a modelagem para este critério.

Ao avaliar os menores valores entre os critérios propostos, e, levando em consideração a melhor combinação dentre os critérios AIC e BIC estabelecidos, conclui-se que o modelo ideal para o conjunto de dados é um ARMA (2,0), pois apesar deste possuir um valor de AIC maior, ao mesmo tempo possui um valor BIC inferior, consistindo em um modelo mais parcimonioso. O modelo que melhor descreve o comportamento das variáveis possui dois parâmetros autorregressivos e zero parâmetro de médias móveis.

3.2 Análise de Erro e Diagnóstico

Tendo em vista a necessidade de testar a qualidade de ajuste da metodologia proposta, aplicou-se uma análise de resíduos para investigar a adequabilidade do modelo para a série de dados. Para tanto, confeccionou-se o gráfico dos resíduos versus os valores preditos (Figura 5), objetivando a

verificação da homoscedasticidade e a observação da dispersão dos dados, a fim de investigar se os dados se encontram homogêneos em torno da reta de resíduo zero do modelo.

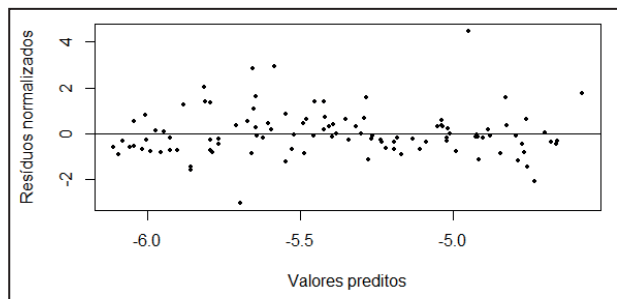


Figura 5 Gráfico dos resíduos normalizados versus valores preditos.

Os resíduos são dados pela diferença entre a variável medida e a variável resposta, ou seja, o resíduo é a diferença entre o valor observado e o valor estimado dado por equações de regressão. Ao observar os pontos do gráfico, observa-se que os resíduos se distribuem de forma aleatória em torno do resíduo zero, evidenciando a homoscedasticidade da série, ou seja, que a variância é constante.

Basicamente, a análise de resíduo busca averiguar o quão apropriado o modelo é em relação a série de dados, devendo refletir as propriedades de erro dos valores preditos das amostras. Dessa forma, observando a distribuição constante e forma aleatória do gráfico da Figura 5, avalia-se a que apesar de haver alguns *outliers*, não há violações sérias dos pressupostos de homoscedasticidade, sugerindo independência dos erros e que a variância se aproxima de uma constante.

Depois da avaliação dos resíduos normalizados do modelo, construiu-se os correlogramas de FAC e FAC parcial (Figura 6), objetivando verificar a autocorrelação desses resíduos.

Ao observar os correlogramas dos resíduos do modelo nota-se que o mesmo não apresenta nenhuma autocorrelação significativamente diferente de zero nas defasagens, sendo esse aspecto importante para validar o modelo e projetar as previsões.

3.3 Valores observados x simulados

As previsões foram traçadas para um período de 6 meses (Figura 7), compreendidos entre os dias

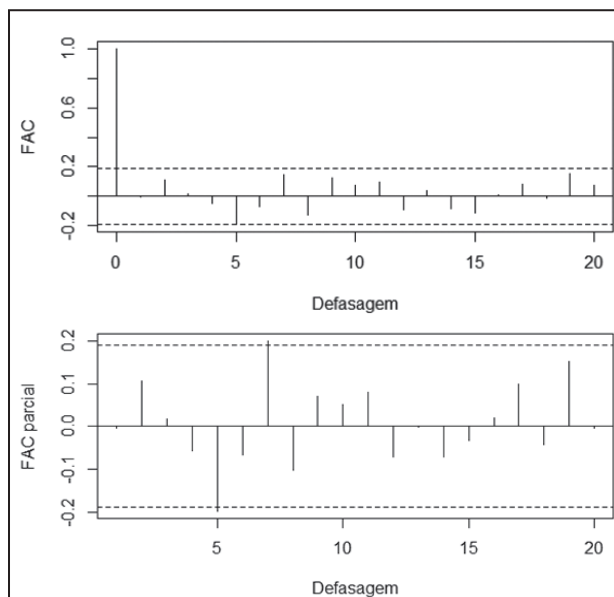


Figura 6 Funções de autocorrelação dos resíduos do modelo ARMA (2,0).

10/06/2014 a 09/12/2014, totalizando 26 semanas que não foram considerados no ajuste do modelo. Foram inseridos os valores previstos bem como o limite para um intervalo de confiança de 99%.

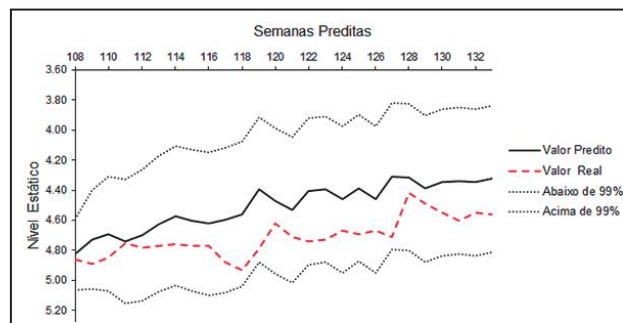


Figura 7 Gráfico dos níveis estáticos preditos e reais e seu intervalo de confiança.

Analisando o gráfico da Figura 7 é possível averiguar o comportamento dos dados observados e preditos dos seis meses posteriores ao ajuste, evidenciando que a série observada ficou dentro do intervalo de confiança de 99%. O modelo apresentado mostrou um bom poder de previsão, captando a tendência de crescimento dos níveis estáticos de água subterrânea no período considerado em função da precipitação, configurando um bom indicativo de ajuste e que o modelo é válido para descrever o comportamento da série histórica de dados.

Após a modelagem e constatação do melhor modelo de previsão, atentou-se para as relações

existentes entre os parâmetros nível estático e índice pluviométrico por meio da análise do coeficiente de ajuste do modelo ARMA (2,0) (Tabela 2), indicando uma relação linear aproximada entre essas séries.

Parâmetro	Coefficiente	Erro Padrão
Precipitação	0.00031	0.00045

Tabela 2 Valor do coeficiente estimado no modelo com suas características estatísticas.

Dessa forma, avalia-se uma relação de aproximadamente 0,00031:1, ou seja, no modelo, cada milímetro de chuva precipitada equivale a um aumento médio de 0,00031 metros ou 0,31 milímetros na coluna de água do poço de monitoramento. Ressalta-se que esses valores são uma média de todo o período considerado no modelo, sendo dependentes das condições ambientais de umidade, temperatura e pressão. Contudo, esse valor indica uma aproximação bastante representativa e razoável do fenômeno analisado, apresentando de forma concisa e simplificada as relações existentes entre essas variáveis hidrológicas nesse poço.

4 Conclusões

Ao avaliar os resultados da fase de diagnóstico e de erros do modelo proposto, observou-se um bom ajuste à série de dados, apresentando uma ótima correlação temporal evidenciada pelas funções de auto-correlação e pelos baixos valores dos critérios AIC e BIC. A análise dos parâmetros modelados mostra uma relação linear aproximada de 0,31 milímetros no nível da água subterrânea para cada milímetro de chuva, ou seja, aproximadamente 31% do total precipitado acaba retornando ao ambiente subterrâneo.

As previsões de níveis estáticos do lençol de água subterrânea realizadas para um horizonte de 6 meses utilizando um período de monitoramento de 2 anos foram consideradas satisfatórias, haja vista que a série observada após o monitoramento ficou dentro do intervalo de confiança proposto. Avaliou-se a partir dos resultados da previsão e da análise de erros, que os métodos estocásticos são muito úteis para realizar previsões da piezometria em poços tubulares. O prognóstico dos níveis de água permite realizar a construção de cenários que possibilitem fazer a avaliação de disponibilidade hídrica, projetando o aumento ou descenso do nível de poços em função de volumes de precipitação.

É importante salientar que esse tipo de metodologia leva em consideração o período monitorado, não sendo avaliado o seu desempenho em situações climáticas extremas. Na prática, variações bruscas das médias precipitadas de chuva podem levar a erros consideráveis nas previsões dos níveis estáticos.

5 Referências

- Alves, F. S. & Robaina L. E. S. 2010. Estudo morfológico na bacia hidrográfica do Arroio Lajeado Grande – Oeste do RS. *Ciência e Natura*, UFSM, 32(2): 141-162
- Box, G.E.P.; Jenkins, G.M. & Reinsel, G.C. 2008. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Editora Wiley. 784 p.
- Companhia de Pesquisa de Recursos Minerais – CPRM. 2006. *Mapa Geológico do Estado do Rio Grande do Sul*, Escala 1:750.000. CPRM: Brasília.
- Hyndman, R.J. 2016. *Forecast: Forecasting functions for time series and linear models*. R package version 7.1. Disponível em: <http://github.com/robjhyndman/forecast>. Acesso em: 03 de abril de 2016.
- Lavina, E.L.C. 1991. *Geologia sedimentar e paleogeografia do Neopermiano e Eotriássico (intervalo Kazaniano - Scitiano) da Bacia do Paraná*. Programa de Pós-Graduação em Geociências, Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Tese de Doutorado, 336 p.
- Machado, J.L.F. & Freitas, M.A. 2005. Projeto Mapa Hidrogeológico do Rio Grande do Sul: relatório final. Porto Alegre: CPRM.
- Moon, S.; Woo, N.C. & Kwang, G.L. 2004. Statistical analysis of hydrographs and water-table fluctuation to estimate groundwater recharge. *Journal of Hydrology*, 292: 198-209.
- Morettin, P.A. & Toloi, C.M.C. 2004. *Modelos para previsão de séries temporais*. São Paulo: Edgard Blucher. 535 p.
- Organização dos Estados Americanos - OEA - GEF - Global Environment Facility. 2009. *Projeto de proteção ambiental e desenvolvimento sustentável do Sistema Aquífero Guarani. Programa Estratégico de Ação – PEA*. [S.l.], 424 p.
- R Core Team. 2016. *R: A language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. Disponível em: <http://www.R-project.org>. Acesso em: 5 de junho de 2016.
- Rede Integrada de Monitoramento de Águas Subterrâneas - RIMAS. Disponível em: <http://rimasweb.cprm.gov.br/> > Acesso em: 20 de setembro de 2015.
- Salas, J.D. & Obeyseker, J.T.B. 1982. ARMA model identification of hydrologic time series. *Water Resources Research*. 18(4): 1011-1021.
- Shiri, J.; Kisi, O.; Yoon, H.; Lee, K.K & Nazemi, A.H. 2013. Predicting groundwater level fluctuations with meteorological effect implications - A comparative study among soft computing techniques. *Computers & Geosciences*, 56: 32-44.
- Shirmohammadi, B.; Vafakhah, M.; Moosavi, V. & Moghaddamnia, A. 2013. Application of several data-driven techniques for predicting groundwater level. *Water Resources Management*, 27(2): 419-432.
- Sistema de Informações Hidrológicas - HIDROWEB. Disponível em: <http://hidroweb.ana.gov.br/>. Acesso em: 23 de setembro de 2015.
- Stoffer, D. 2014. *ASTSA: Applied Statistical Time Series Analysis*. R package version 1.3. Disponível em: <https://cran.r-project.org/package=astsa>. Acesso em: 23 Abril de 2016.
- United States Geological Survey - USGS. 2004. Shuttle Radar Topography Mission. Unfilled Unfinished 2.0. Global Land Cover Facility, University of Maryland, College Park, Maryland. Acesso em: 2 de fevereiro de 2016.