

1. Introdução

Tradicionalmente, a geração de eletricidade no sistema elétrico brasileiro (SEB) tem sido caracterizada pela participação expressiva das hidrelétricas, por exemplo, em 2013, aproximadamente de 76% da energia produzida no SEB teve origem hidráulica. Adicionalmente, o país também conta com abundante potencial eólico avaliado em aproximadamente de 143,5 GW (AMARANTE et al, 2001), embora atualmente a geração eólica represente apenas uma pequena parcela da produção total de energia elétrica. Portanto, a oferta de energia elétrica no Brasil é limpa e renovável.

Contudo, as fontes hidráulicas e eólicas são incertas, pois são dependentes das condições climáticas. Para lidar com as incertezas na produção das hidrelétricas, o planejamento da operação do sistema é realizado com o auxílio de sofisticados modelos de otimização estocástica, no qual são considerados cenários ou séries sintéticas da energia natural afluyente (ENA), ou seja, a energia que pode ser produzida a partir de vazões naturais afluentes aos reservatórios.

Os modelos de otimização estocástica buscam determinar as metas de produção das hidrelétricas e termelétricas de forma a minimizar o custo total de operação (custo de geração térmica + custo de déficit) ao longo de um horizonte de estudo de 5 anos a frente. As séries sintéticas da ENA representam cenários futuros da evolução da produção hidrelétrica. O advento da energia eólica e a tendência de crescimento desta fonte no SEB apontam para a necessidade de que no futuro os modelos de otimização estocástica também passem a considerar séries sintéticas de velocidade de vento para representar as incertezas na produção eólica.

1.1. Motivação

Ferramentas de previsões de energia eólica com abordagens estatísticas usadas amplamente fornecem previsões pontuais. A principal desvantagem das previsões pontuais é que pouca informação é fornecida sobre a dispersão de observações em torno do valor previsto. Recentes esforços de pesquisa concentraram-se em associar

as estimativas de incerteza com as previsões pontuais, tendo em conta a forma de previsões probabilísticas, os índices de risco ou cenários para geração de energia eólica (MONTEIRO et al., 2009).

No SEB as séries sintéticas de ENA são geradas por modelos PAR(p). A opção por esta modelagem linear tem implicações importantes para os modelos de otimização estocástica que auxilia o planejamento energético (PEREIRA & PINTO, 1985). Assim, é importante que a metodologia proposta para a geração de séries sintéticas de velocidade de vento mantenha a abordagem PAR(p), visando a sua inserção dentro dos modelos de apoio a decisão na operação do SEB.

1.2. Utilização de SSA na Geração de Séries Sintéticas

SSA é uma técnica recente. A partir da publicação de “*Singular Spectrum Analysis: A New Tool in Time Series Analysis*” (ELSNER & TSONIS, 1996) nos anos 1990, as pesquisas nesta área começaram a se intensificar em grupos de pesquisa formados principalmente nos Estados Unidos, Reino Unido e Rússia. Vários estudos envolvendo SSA e MSSA (SSA para dados multivariados) foram feitos com aplicações a economia como em HASSANI et al., (2013) e MENEZES et al., (2012). Dentre outras coisas, SSA pode suavizar uma série temporal removendo parte de seu ruído. Nesta tese, SSA e MSSA são aplicadas a séries temporais de ENA e de velocidade do Vento antes de serem modeladas via PAR(p).

Os trabalhos mais recentes envolvendo SSA e MSSA estão baseados em aplicações usando técnicas já conhecidas. MAHMOUDVAND & ZOKAE (2012) usa o modelo de Lee-Carter como um modelo de referência para avaliar desempenhos do SSA para previsões de mortalidade em alguns conjuntos de dados reais. Já HADDAD et al., (2012) analisa séries temporais da média global do nível do mar para determinar a sua tendência e componentes sazonais no âmbito da técnica SSA. BENEKI & LEON (2012) mostram uma série de critérios espectrais para um bom ajuste sazonal. Os critérios referem-se ao espectro de coerência e de fase entre as séries não ajustadas e as séries sazonalmente ajustadas, bem como para o espectro e a coerência entre o ruído e a série ajustada e o espectro entre a tendência-ciclo e o ruído. Ainda sobre SSA, em (HADDAD et al., 2013) há uma abordagem de extração de sinal automático, com base em SSA, utilizada para análise e ajuste sazonal da

série do nível médio do mar Mediterrâneo a partir de conjuntos de dados de altimetria de Satélite, que se estendem desde 1993.

MOHAMMAD (2012) fornece um quadro geral para a aplicação de SSA para problemas de detecção de ponto em série em tempo de valores reais. Comparam SSA com as várias outras técnicas e propõe um novo fluido de imitação de mecanismo que permite aos robôs aprender não só do planejado, mas também de manifestações não planejadas. BENEKI et al (2011) aplica SSA a uma série trimestral de PIB dos EUA ajustada sazonalmente. A série é decomposta em uma soma dos componentes ortogonais entre si, tais como ciclos tendência e ruído. Os resultados indicam que a etapa de decomposição deixa uma quantidade significativa de informação dentro do componente de ruído. No entanto, é realizado SSA sobre o componente de ruído extraído, que é capaz de extrair a informação desejada. Isso também ajuda a ter um melhor processo de extração de sinal. Em (ZOKAEI & MAHMOUDVAND, 2011) um novo critério para medir a separabilidade forte com base no coeficiente de variação dos valores singulares da matriz de trajetória no SSA é proposto. Também propriedades desta medida são discutidas nos casos uni e multivariado e em (MAHMOUDVAND & ZOKAEI, 2011) é considerada uma abordagem alternativa. SSA é usada como uma ferramenta de filtragem e seu desempenho é comparado com o desempenho utilizando o método mínimos múltiplos quadrados – (*Least Squares Multiple*) - LSM em situações que existem valores extremos em vários conjuntos de dados.

SSA filtra apenas uma série temporal, contudo muitas aplicações práticas envolvem a análise de múltiplas séries temporais. GOLYANDINA & STEPANOV (2005) comparam os métodos CSSA e MSSA, duas abordagens baseadas em análise espectral singular que permitem analisar um conjunto de séries temporais. No método CSSA, a SSA é aplicada a várias séries temporais separadamente e, portanto, neste método a estrutura de correlação entre as séries não é considerada. Por sua vez na abordagem MSSA a estrutura de correlações entre as séries é considerada.

GOLYANDINA & USEVICH (2005) e ZHIGLJAVSKCKY et. al (2011) mostram que a MSSA é tão eficiente quanto a SSA, contudo a MSSA leva em conta a estrutura de correlações entre as séries.

As aplicações mais recentes em SSA/MSSA são análise e previsão de preço de comercialização de energia (MIRANIAN et al., 2013), economia e previsão de inflação (HASSANI et al., 2013a; HASSANI & MAHMOUVAND, 2013;

HASSANI et al, 2013b; HASSANI et al, 2012; HASSANI et al., 2013c; MENEZES et al., 2012), Geologia (HADDAD, et al., 2012), previsão de vazão de afluentes (CASSIANO et al., 2013) e consumo de energia (JUNIOR et al., 2013).

1.3. Objetivo do Trabalho

Avanços na modelagem estocástica podem possibilitar melhorias no planejamento da operação. O objetivo desta tese consiste em propor uma metodologia de geração de cenários de vento e vazão com base no modelo Periódico Autorregressivo PAR(p) precedido de uma filtragem inicial dos dados através da abordagem *Singular Spectrum Analysis* (SSA) e sua extensão *Multi-channel Singular Spectrum Analysis* (MSSA) associado a escolha do comprimento de janela L na fase de incorporação SSA com base no uso do teste BDS (BROCK et al., 1987). Além de apresentar esta modelagem aplicada às séries de ENA, esta tese também aponta para a possibilidade de modelagem de recursos eólicos no Planejamento da Operação do Setor elétrico.

1.4. Relevância do Tema

A previsão de vazão constitui uma ferramenta de suma importância no sistema elétrico brasileiro no sentido de manter o fornecimento de energia eficiente e prevenir colapsos. Com o crescente potencial eólico brasileiro e uso cada vez mais acentuado deste tipo de energia, a previsão de velocidade do vento também se torna necessária e, dentro deste contexto, ferramentas mais precisas tornam-se cada vez mais necessárias. No que diz respeito a origem hídrica, a geração de cenários de Energia Natural Afluente e permite ao analista fazer estimativas sobre a distribuição da previsão.

Singular Spectrum Analysis (SSA) reduz o ruído de séries temporais tornando a modelagem e a previsão mais eficientes. Já a MSSA permite realizar SSA simultaneamente para várias séries mantendo a estrutura de correlação entre elas. É ideal para suavizar séries separadas por periodicidades como o PAR(p). Ao se garantir que a série removida é de fato ruidosa, tem-se a garantia de obter a melhor suavização. Com a implementação de um método que obtenha valor de L baseado na estatística de teste BDS aplicado a série de ruídos, o melhor modelo é encontrado e, conseqüentemente, a melhor previsão é feita.

Outro tema bastante discutido é o valor escolhido do parâmetro de defasagem L na fase de incorporação SSA. Neste caso a contribuição original consiste na utilização do teste BDS como ferramenta de decisão na escolha do parâmetro comprimento da janela de defasagem. Em geral, utilizam-se valores variando entre $1/3$ e $1/2$ do tamanho da série temporal de interesse (GOLYANDINA & STEPANOV, 2005). Mas, em um estudo mais detalhado do comportamento da série, convém levar em consideração a periodicidade da série (HASSANI, 2007). Com isso, valores do parâmetro comprimento da janela de defasagem podem ser usados como múltiplo da periodicidade da série, próximos a $1/2$ do tamanho da série. Em (HASSANI, 2007) há um estudo indicando que valores da janela de defasagem acima de $1/2$ do tamanho da série não produzem sempre bons resultados. No entanto, o autor relata que a decisão da escolha do valor deste parâmetro continua em aberto.

Na ocasião desta tese, assim como as séries de ENA dos quatro subsistemas, duas séries de Média Mensal de velocidade do vento são usadas para modelagem via $PAR(p)$. Antes da modelagem, filtragens SSA/MSSA são aplicadas e nesta abordagem a escolha do valor do parâmetro de defasagem “comprimento da janela” L é feita a partir de um valor $L = (T + 1)/2$ se T for ímpar e $L = T/2$ se T for par. Após a abordagem SSA / MSSA, a série de ruído observada é testada via BDS. Se o teste rejeita a hipótese nula de independência, então L assume um novo valor subtraindo de uma unidade e o processo SSA/MSSA é feito novamente e novamente a série de ruído é testada. Este processo se repete até que a hipótese de independência da estatística de teste BDS aplicados as séries de ruídos encontradas não seja rejeitada ao nível de 5% de significância nas 6 dimensões medidas. Após a escolha deste parâmetro e as filtragens das séries via SSA/MSSA, as novas séries menos ruidosas são modeladas via $PAR(p)$ e os resultados são comparados com as séries modeladas via $PAR(p)$ sem as filtragens SSA/MSSA. Os resultados mostram que as modelagens MSSA- $PAR(p)$ e SSA- $PAR(p)$ são muito mais eficientes que a modelagem $PAR(p)$ pura.

1.5. Organização da Tese

A tese está organizada em sete capítulos. A seguir, no capítulo 2, tem-se uma breve apresentação da abordagem $PAR(p)$, o método utilizado no SEB para a modelagem da série temporal da ENA.

As duas versões da análise espectral singular (SSA e MSSA) são descritas detalhadamente no terceiro capítulo, com destaque especial para a escolha do valor do parâmetro L e a quantificação da separabilidade das componentes obtidas.

Na sequência, a metodologia proposta é descrita no capítulo 4.

A metodologia proposta foi aplicada em dois experimentos computacionais distintos. Inicialmente buscou-se verificar se a metodologia proposta gera resultados compatíveis com a metodologia atualmente usada no SEB. Por esta razão fez-se um experimento computacional com as séries de ENA dos quatro subsistemas. Os resultados deste experimento computacional são apresentados no capítulo 5.

No segundo experimento computacional, visando ilustrar o potencial da metodologia proposta na geração de séries sintéticas de velocidade do vento, a metodologia PAR(p)-SSA/MSSA foi aplicada na modelagem das séries de velocidade de vento de duas localidades no Nordeste brasileiro e seus resultados apresentados no capítulo 6.

Por fim, no capítulo sete, são apresentadas as conclusões sobre os resultados obtidos nas aplicações da metodologia proposta.