



**XXII SNPTEE
SEMINÁRIO NACIONAL
DE PRODUÇÃO E
TRANSMISSÃO DE
ENERGIA ELÉTRICA**

BR/GOP/23
13 a 16 de Outubro de 2013
Brasília - DF

GRUPO – IX

GRUPO DE ESTUDO OPERAÇÃO DE SISTEMAS ELÉTRICOS - GOP

ALTERNATIVAS PARA O TRATAMENTO DE RESTRIÇÕES ACOPLADAS NO TEMPO NA PROGRAMAÇÃO DINÂMICA DUAL APLICADA AO PROBLEMA DE COORDENAÇÃO HIDROTÉRMICA

Tiago Norbiato (*)
UFRJ

Fernanda da Serra Costa
CEPEL/UERJ

André Diniz
CEPEL/UERJ

Ana Lucia de Sabóia
CEPEL

Renato Cabral
CEPEL

RESUMO

Na metodologia de Programação Dinâmica Dual (PDD), restrições com forte acoplamento temporal podem causar dificuldades de convergência e/ou obtenção de uma solução inviável, mesmo que o problema multi-estágio seja viável. Este trabalho propõe duas estratégias para tratar essa questão: a busca por uma solução viável e a agregação de diferentes períodos de tempo em um mesmo estágio da PDD. A aplicação utilizada neste trabalho é o modelo DECOMP, utilizado pelo Operador Nacional do Sistema no planejamento da operação do sistema brasileiro. Realizaram-se dois estudos, um referente à Programação Mensal da Operação e outro referente ao Procedimento Operativo de Curto Prazo.

PALAVRAS-CHAVE

Operação de Sistemas Hidrotérmicos, Programação Dinâmica Dual Estocástica, Decomposição de Benders, Programação Mensal da Operação.

1.0 - INTRODUÇÃO

Para o planejamento da operação do Sistema Interligado Nacional Brasileiro (SIN), o Operador Nacional do Sistema (ONS) emprega há mais de 10 anos uma cadeia de modelos desenvolvida pelo Centro de Pesquisas em Energia Elétrica (CEPEL) (1), a qual também é utilizada pela Câmara de Comercialização de Energia Elétrica – CCEE – para obter os preços de energia elétrica no mercado *spot*. Para o Programa Mensal da Operação (PMO), no médio prazo utiliza-se o modelo NEWAVE, no curto prazo o modelo DECOMP e, na Programação Diária da Operação (PDO), está em validação o programa DESSEM-PAT. No modelo DECOMP (2), foco deste trabalho, o horizonte é de até 1 ano com discretização mensal, sendo o primeiro mês subdividido em semanas. Nessa etapa, obtêm-se metas semanais de geração para cada usina térmica e hidroelétrica, os armazenamentos nos reservatórios, os intercâmbios de energia entre subsistemas, e os Custos Marginais de Operação (CMO). As vazões afluentes são determinísticas nas semanas do mês inicial e estocásticas a partir do segundo mês.

A estratégia de resolução do problema é a Programação Dinâmica Dual (PDD), ou decomposição de Benders multi-estágio (3), cuja formulação tradicional consiste em decompor o problema em subproblemas (estágios) um para cada nó da árvore de cenários, resolvendo o problema como um todo pela variante multi-estágio do clássico método L-shaped proposto por Slyke e Wets (4).

No modelo DECOMP, a viabilidade no atendimento às restrições do problema, em qualquer período e cenário¹, é garantida utilizando-se variáveis de folga com penalização alta na função objetivo em todas as restrições do problema. Na presença de restrições fortemente acopladas no tempo, como por exemplo, o atendimento ao nível de segurança (ou nível “meta”) ao final do primeiro mês quando se utiliza o modelo para os Procedimentos Operativos de Curto Prazo (POCP), pode ocorrer uma alternância na viabilidade do atendimento a algumas dessas restrições, ao longo das iterações da PDD, podendo resultar em dois inconvenientes:

- Uma maior dificuldade de convergência, com um número grande de iterações e tempo computacional elevado, devido à forma mais lenta (através dos cortes de Benders), em que as informações são passadas entre o segundo mês e as semanas do primeiro mês, já que pertencem a diferentes estágios da PDD;
- Mesmo que o problema como um todo seja viável, como o resultado do modelo é obtido em uma iteração adicional conhecida como “Simulação Final” (realizada após a convergência), pode ocorrer alguma inviabilidade na operação final impressa pelo modelo. O motivo disso é que o processo de otimização leva os primeiros estágios a ajustar o seu ponto de operação de forma a deixar, para os estágios posteriores, apenas os recursos estritamente suficientes para atender a algumas restrições de acoplamento temporal “no limite”. Entretanto, como o atendimento a essa restrição só está representado matematicamente no último estágio, pode acontecer que este recurso seja insuficiente para atendê-la. Isto pode ocorrer mesmo quando já se atingiu a tolerância de otimalidade em termos de custo, porém neste caso as inviabilidades tendem a ser ínfimas.

Este artigo descreve os estudos realizados pelo CEPEL para evitar estes inconvenientes, que resultaram em dois aperfeiçoamentos propostos para o modelo:

“Busca de uma solução viável”: caso sejam encontradas inviabilidades após atingir a convergência da PDD, e alguma iteração passada tenha resultado em uma solução viável, continua-se iterando até se encontrar uma solução viável, que será considerada como a “Simulação Final”;

“Agregação de Estágios”: uma estratégia alternativa de decomposição para o algoritmo PDD, na qual cada estágio pode incorporar diversos nós que compõem uma sub-árvore da árvore original de cenários. Esta é uma extensão, para o modelo DECOMP, do que foi proposto em (5) para problemas determinísticos e aplicado em um problema estocástico em (6), (7). No modelo DECOMP em particular, propõe-se a agregação das semanas do primeiro mês em um único estágio.

O primeiro aperfeiçoamento já foi introduzido na versão do modelo DECOMP utilizada a partir do PMO de Janeiro de 2013, enquanto a segunda corresponde a uma funcionalidade que pode vir a ser utilizada no futuro próximo.

2.0 - PLANEJAMENTO DE CURTO PRAZO DA GERAÇÃO HIDROTÉRMICA

O problema de planejamento da geração hidrotérmica consiste em determinar uma política de operação para as usinas hidroelétricas e termoelétricas do sistema, ao longo de um horizonte de vários anos, de forma a minimizar determinada função objetivo, a qual, tradicionalmente, tem sido o custo de operação. Este trabalho se relaciona ao modelo DECOMP, mencionado anteriormente, que determina a geração semanal/mensal para um horizonte de até 1 ano, representando as usinas hidroelétricas de forma individualizada e a incerteza das afluências é considerada por meio de uma árvore de cenários a partir do segundo mês. A Figura 1 mostra um esquema da representação dos cenários de afluência, considerando o horizonte adotado atualmente no PMO de 2 meses.

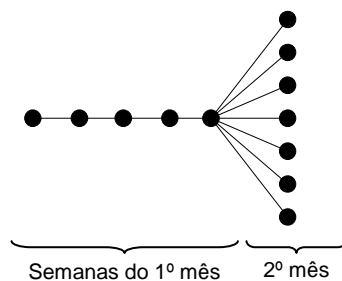


Figura 1 - Esquema de representação da árvore de cenários de afluências no modelo DECOMP

¹ Isto é o que se chama de “recurso completo” em programação estocástica.

Neste trabalho, adotaremos uma formulação genérica para o problema de otimização hidrotérmica, uma vez que a metodologia aqui descrita independe da modelagem específica das usinas hidroelétricas em cada modelo, as quais são descritas em (2). Também para simplicidade de exposição, ignorou-se a modelagem das usinas a GNL, descrita em (8), e não serão representados os patamares de carga (leve, média e pesada) considerados em cada período pelo modelo Decomp. Assim, em uma formulação mais abstrata, o subproblema de programação linear em cada nó (período t , cenário s) assume a seguinte forma:

$$\text{Min} \sum_{i=1}^{NT} c_i GT_i^{t,s} + \alpha^{t+1,s} \quad [1a]$$

s.a.

$$g(EARM, GH) = 0 \quad [1b]$$

$$\sum_{i=1}^{NH} GH_i^{t,s} + \sum_{i=1}^{NT} GT_i^{t,s} \pm Int = D_j^t, \quad j = 1, \dots, NS \dots \quad [1c]$$

$$\overline{GT_i} \leq GT_i^{t,s} \leq \overline{GT_i}, \quad i = 1, \dots, NT \quad [1d]$$

$$\alpha^{t+1,s} - \sum_{j=1}^{NH} (\pi_V^k)_j^{k,t+1,s} V_j^{t+1,s} \geq \pi_0^{k,t+1,s}, \quad k = 1, \dots, NCUT^t, \quad t \neq T \quad [1e]$$

$$\alpha^{T+1,s} - \sum_{j=1}^{NS} (\pi_{EARM}^k)_j^{k,T+1,s} EARM_j^{T+1,s} + - \sum_{j=1}^{NS} \sum_{p=1}^P (\pi_{EAF}^k)_j^{T+1-p} EAF_j^{T+1-p} \geq \pi_0^{k,T+1}, \quad k = 1, \dots, NCUT^T \quad [1f]$$

onde NT é o número de usinas termoeletricas, c_i é o custo incremental da usina térmica i , $GT_i^{t,s}$ é a geração da usina térmica i , no período t e cenário s , $\alpha^{t+1,s}$ é o custo futuro no período $t+1$, $EARM$ é a energia armazenada, NH é o número de usinas hidroelétricas, $GH_i^{t,s}$ é a geração da usina hidroelétrica i no período t e cenário s , Int representa os intercâmbios de energia entre os subsistemas, D_j^t é a demanda do subsistema j no período t , e NS é o número de subsistemas.

A expressão [1b] compreende todas as restrições operativas que envolvem direta ou indiretamente o vetor de gerações GH das NH usinas hidroelétricas do sistema (balanço hídrico, função de produção, limites de geração e/ou defluência, etc.), assim como eventuais limites inferiores para a energia armazenada $EARM$ dos subsistemas, que podem ser estabelecidos pelos Procedimentos Operativos de Curto Prazo (POCP). A equação [1c] corresponde ao atendimento à demanda em cada um dos NS subsistemas, e a equação [1d] corresponde aos limites de geração térmica. O termo $\alpha^{t+1,s}$ indica o custo futuro avaliado ao final de cada nó, que corresponde à função de recurso [1e] para os nós dos períodos 1 a $T-1$ e, para os nós do último período, à função de custo futuro fornecida pelo modelo NEWAVE [1f]. Em ambos os casos, a função será denominada neste trabalho de “Função de Custo Futuro” (FCF), que pode ser expressa em cada iteração da PDD por um conjunto de $NCUT^t$ cortes. Em cada corte, os termos π_0 , π_V (ou π_{EARM}) e π_{EAF} (para os cortes do NEWAVE) correspondem, respectivamente, ao termo independente e aos coeficientes associados ao armazenamento e energias afluentes passadas.

É importante notar que, em cada estágio da PDD, o despacho termoeletrico em cada nó é decidido no início do próprio estágio, dadas as condições atingidas pelo sistema (armazenamento e energias afluentes passadas) neste nó, e considerando as incertezas futuras nas afluições às usinas hidroelétricas. A otimização do problema multi-estágio e multi-cenário como um todo é feita pela minimização da soma dos custos presentes de todos os nós e o custo futuro dos nós do último estágio, todos ponderados pelas respectivas probabilidades totais de cada nó.

2.1 Estratégia de solução

Para resolver o problema, utiliza-se a decomposição de Benders multi-estágio, também conhecida como Programação Dinâmica Dual (PDD). Nesta metodologia o problema é decomposto em subproblemas menores (denominados “estágios”) os quais são resolvidos separadamente através de programação linear. A solução como um todo é obtida por um processo iterativo o qual é composto por duas etapas.

- *Forward*: cada estágio é resolvido em sequência deste o primeiro até o último, gerando um ponto de partida para o próximo estágio. Ao final desta etapa obtém-se um limite superior para o custo ótimo do problema (Z_{sup}).
- *Backward*: novamente cada estágio é resolvido em sequência deste o último até o primeiro, gerando uma corte de Benders para o estágio anterior. Com a solução do primeiro estágio tem-se um limite inferior para o custo ótimo do problema (Z_{inf}).

Estas duas etapas são processadas até que a diferença entre os valores de Z_{inf} e Z_{sup} seja menor do que uma dada tolerância. Após a convergência ser alcançada um passo *Forward* adicional, chamado de Simulação Final, é processado para a impressão dos resultados.

A viabilidade matemática no atendimento às restrições do problema é garantida utilizando-se variáveis de folga. Mesmo que exista uma solução viável (do ponto de vista operativo) para o problema como um todo, podem ocorrer algumas inviabilidades em um dado estágio devido à ativação dessas variáveis de folga. Isto ocorre tipicamente para restrições fortemente acopladas no tempo, pois os estágios anteriores não conhecem, principalmente no início do processo iterativo da PDD, o intervalo de valores que as variáveis de estado devem assumir para garantir a viabilidade, do ponto de vista operativo, da restrição em períodos de tempo mais à frente.

Embora tais violações sejam “corrigidas” gradativamente ao longo do processo iterativo através dos cortes de Benders (se o problema como um todo for viável), na prática um inconveniente ocorre quando na Simulação Final é encontrada alguma inviabilidade, já que esta é a solução final publicada pelo modelo. Estas inviabilidades, em geral ínfimas, poderiam ser eliminadas caso o processo iterativo continuasse, porém pelo fato de o modelo já ter atingido a tolerância de $10^{-3}\%$ estabelecida para a otimalidade da solução, o processo iterativo é encerrado e o caso tratado como um caso inviável. Nesta situação, tornava-se necessário um novo processamento pelo ONS / CCEE, no qual se “forçava” um número maior de iterações em relação ao primeiro processamento ou o relaxamento/retirada da restrição que ficou inviável. Esta busca por uma “solução publicada viável” apresentava dois inconvenientes:

- era trabalhosa, pois em muitos casos havia a necessidade de diversos reprocessamentos, já que não se garantia que a nova simulação final, obtida após um número mínimo forçado de iterações ou relaxando determinadas restrições, seria viável;
- gerava certo grau de arbitrariedade na obtenção da solução final, já que mais de uma restrição poderia ser relaxada (e em diferentes níveis) para se obter uma solução final viável.

3.0 - ESTRATÉGIA PARA TRATAR RESTRIÇÕES ACOPLADAS NO TEMPO

Nesta seção, descrevem-se e mostram-se os resultados obtidos para os dois procedimentos mencionados anteriormente para contornar os inconvenientes mencionados na seção anterior: a busca de uma solução viável e a agregação de estágios, respectivamente.

3.1 Busca por solução viável

Essa estratégia consiste na automatização da busca por uma solução viável, discutida na seção 2.1, que era realizada “manualmente” pelo ONS/CCEE. Ou seja, após ser alcançada a convergência do processo iterativo ($Z_{sup} - Z_{inf} < \text{tolerância}$), processa-se a Simulação final, porém caso esta apresente alguma inviabilidade novas iterações são processadas, até ser obtida uma nova solução viável. Este procedimento é realizado somente se em alguma iteração passada tiver sido obtida uma solução viável, o que comprova a viabilidade do problema como um todo². Na Figura 2 é apresentado o algoritmo de busca por uma solução viável.

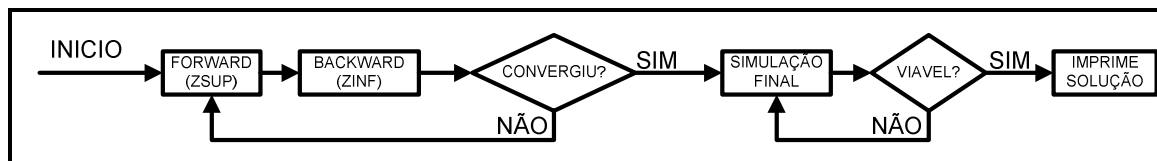


Figura 2 - Fluxograma para busca de solução viável

Utilizando este método, foram processados todos os PMO's de 2013 realizados até a elaboração deste artigo (segunda revisão de Abril), com a nova versão do modelo que continha esta funcionalidade na Plataforma Windows. Em diversas ocasiões, pequenas inviabilidades ocorreriam na iteração que seria impressa, porém com poucas iterações adicionais (em muitos casos apenas uma única iteração) foram encontradas soluções viáveis sem prejuízo sensível de tempo computacional. A Tabela 1 mostra o número de iterações (# iter) e o respectivo tempo computacional (Tempo) durante o processo iterativo até ser obtida a convergência (coluna “Processamento”) e o número de iterações (# iter) e o tempo computacional (Tempo) adicional para se obter uma solução viável para publicação pelo modelo (coluna “Busca”). A coluna “Rev” indica a revisão do PMO.

² Observa-se que, de uma iteração para a outra, os subproblemas só se alteram pela inclusão de novos cortes de Benders, os quais não alteram a região viável do problema e apenas sinalizam uma função objetivo mais cara.

Tabela 1: numero de iterações para busca de soluções viáveis nos PMO's de 2013 - Plataforma Windows

PMO	Rev	Processamento		Busca		PMO	Rev	Processamento		Busca	
		# iter	Tempo(s)	# iter	Tempo(s)			# iter	Tempo(s)	# iter	Tempo(s)
Jan	0	33	2720	1	164	Mar	0	23	2512	–	–
	1	22	2031	1	83		1	80	8353	1	103
	2	29	2357	1	161		2	39	4111	–	–
	3	11	912	5	499		3	23	2333	–	–
Fev	0	49	4580	7	758	Abr	4	11	1084	1	198
	1	27	2566	–	–		0	51	8604	–	–
	2	38	3393	–	–		1	47	7363	–	–
	3	17	1580	2	262		2	24	3405	–	–

3.2 Agregação de intervalos de tempo

Outro método para evitar a inviabilidade do atendimento a algumas das restrições do problema ao longo das iterações da PDD é reduzir o número de estágios, de forma que as restrições com acoplamento temporal sejam representadas, tanto quanto possível, dentro de um mesmo problema de programação linear. Com isso, evita-se a necessidade de cortes de Benders para informar aos períodos passados sobre o que pode ocorrer em períodos futuros. No caso específico do modelo DECOMP, a redução no número de problemas de programação linear (PPL's) a serem resolvidos durante o processo iterativo foi feita agregando-se, em um único PPL, todas as semanas do primeiro mês do horizonte de estudo. Desta forma, evita-se qualquer inviabilidade ao longo das semanas (se o problema como um todo for viável) e torna-se mais direta a comunicação entre a primeira semana (ponto de partida do estudo) e o segundo mês, no qual as afluências são representadas de forma estocástica. A Figura 3 mostra a decomposição do problema agregando as semanas em um mesmo PPL. Ressalta-se que a precisão na representação do problema não é prejudicada, apenas se modifica a forma pela qual os nós são dispostos ao longo dos estágios, como explicado em (5).

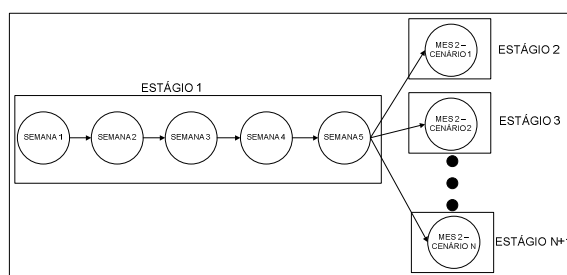


Figura 3 - Estrutura de árvore agregando as semanas

Esta metodologia também foi aplicada nos PMO's de 2013 até a 2ª revisão de Abril. A Tabela 2 mostra o número de iterações para se obter a convergência e os períodos em que se encontraram inviabilidades na simulação final. Nesta abordagem não foi aplicada a estratégia apresentada na seção anterior. Estes casos também foram executados na Plataforma Windows.

Tabela 2: numero de iterações e períodos violados nas PMOs de 2013 - Plataforma Windows

PMO	Rev	# iter	Tempo(s)	Períodos Violados	PMO	Rev	# iter	Tempo(s)	Períodos Violados
Jan	0	14	2749	6*	Mar	0	9	2596	–
	1	11	2048	–		1	12	2700	–
	2	15	2456	4*		2	11	2240	–
	3	9	2309	3*		3	23	1601	–
Fev	0	40	8060	–	Abr	4	7	1229	–
	1	17	2494	–		0	10	3337	–
	2	23	2988	4*		1	10	2730	–
	3	15	2136	–		2	6	1520	4*

*indica que o período é estocástico, e a inviabilidade ocorreu em alguns dos cenários.

Uma grande vantagem desta abordagem está no fato de que, como no primeiro mês-as semanas determinísticas são resolvidas em um mesmo PPL, estas apresentam sempre uma solução viável, e o número de iterações é reduzido, como pode ser observado ao se comparar a Tabela 1 com a Tabela 2. Observa-se, entretanto que, em algumas revisões, mesmo agregando as semanas não foi possível evitar violações na simulação final. Estas violações ocorreram no segundo mês, que é resolvido em estágios futuros pelo fato de serem estocásticos.

Durante os Procedimentos Operativos de Curto Prazo (POCP) são introduzidas restrições de meta de armazenamento mínimo na última semana do primeiro mês. Estas restrições, fortemente acopladas no tempo, podem provocar um grande aumento do número de iterações. A Tabela 3 mostra a comparação do processo iterativo com e a sem a agregação das semanas do primeiro mês, para os estudos com POCP, onde se observa a drástica redução do número de iterações da PDD para resolver o problema. Estes casos também foram executados na Plataforma Windows.

Tabela 3 - Comparação do POCP com e sem agregação das semanas - Plataforma Windows.

Mês	Sem Agregação		Com Agregação		Mês	Sem Agregação		Com Agregação	
	# inter	Tempo(s)	# inter	Tempo(s)		# inter	Tempo(s)	# inter	Tempo(s)
Abril	60	14556	4	1721	Setembro	20	4462	5	2503
Mai	19	5972	4	2132	Outubro	33	823	5	805
Agosto	10	1951	3	1517	Novembro	41	1130	4	628

Uma desvantagem desta metodologia consiste em não se ter uma FCF nas semanas, dificultando o acoplamento com modelos de mais curto prazo, como por exemplo o modelo DESSEM (5),(9). Para contornar este problema têm-se duas opções:

- Realizar uma maior divisão de estágios no primeiro mês: As semanas podem ser divididas em mais de um estágio, como por exemplo: o primeiro mês pode ser dividido em dois estágios, sendo a semana 1 resolvida separadamente em um estágio e as demais semanas agregadas no segundo estágio. Com isso, teremos uma função de custo futuro ao final da semana corrente, para ser utilizada pelo modelo DESSEM;
- Processo iterativo auxiliar: Após a resolução do problema como um todo, tem-se uma função de custo futuro ao final das semanas (final do primeiro mês). Com esta FCF, pode-se gerar um novo processo iterativo somente entre as semanas para construir uma FCF para a semana 1 a ser utilizada pelo modelo DESSEM. Este processo iterativo seria um módulo à parte e não interferiria no processo iterativo para a obtenção dos resultados para o modelo DECOMP.

4.0 - ANÁLISE COMPARATIVA ENTRE AS ESTRATÉGIAS

Foi realizado um estudo com um dos casos motivadores deste trabalho, baseado no PMO de novembro/dezembro de 2011. Na primeira execução do programa, com a versão 17 do modelo DECOMP (versão oficial em 2011) foi detectada uma violação de uma restrição de defluência mínima. Ao analisar o processo iterativo pode se observar que nas iterações de número 11, 14 e 18 não havia ocorrido nenhuma inviabilidade, ou seja, existe uma solução viável para o problema. Entretanto, durante a impressão dos resultados na Simulação Final foi encontrada uma violação de restrição.

Na Tabela 4 é mostrado o processo de convergência e o número de inviabilidades em cada iteração na versão original ("sem") e com as duas estratégias apresentadas neste artigo para contornar o problema: "busca de solução viável" (seção 3.1) e "agregação de estágios" (seção 3.2). A linha mais grossa para as estratégias "original" e "agregação de estágios" indica a obtenção do gap de otimalidade ($10^{-3}\%$) e, na linha imediatamente abaixo, o número de inviabilidades ocorridas na simulação final. Já para a estratégia de "busca de solução viável" mostram-se duas linhas mais grossas, a primeira quando se alcançou a tolerância de otimalidade e a segunda quando houve uma solução viável, que corresponde à simulação final. Ao final da tabela, mostram-se os tempos de CPU de cada caso. Todos os casos foram executados sem a estratégia de paralelização descrita em (10).

Como pode se ver, os processos iterativos das versões "original" e "busca de solução viável" são idênticos até a iteração onde se atinge o gap de otimalidade, já que a estratégia de se buscar viabilidade só atua após a convergência, caso se identifique alguma inviabilidade na solução a ser publicada, como ocorreu neste caso. Observa-se que o caso com a estratégia de busca de solução viável realizou apenas 2 iterações adicionais em relação à versão original, obtendo uma solução viável ao final do processo com um acréscimo de tempo de CPU de apenas 6 min e 12 seg. Já a estratégia de agregação de estágios promoveu um número menor de iterações (14) e uma redução no tempo de CPU de cerca de 2%. Porém, mesmo as semanas sendo resolvidas em um único PPL, na Simulação Final foi encontrada ainda uma inviabilidade.

Tabela 4 - Número de inviabilidade em cada iteração do caso base que motivou a implementação das estratégias propostas neste artigo - Plataforma Windows

Iteração da PDD	Versão original		"Busca de solução viável"		"agregação de estágios"	
	gap de otimalidade (%)	# inviab.	gap de otimalidade (%)	# inviab.	gap de otimalidade (%)	# inviab.
1	13,431	5	13,431	5	43,371	48
2	0,512	3	0,512	3	16,572	374
3	0,512	60	0,512	60	0,147	0
4	0,512	52	0,512	52	0,149	53
5	0,512	39	0,512	39	0,149	19
6	0,440	16	0,440	16	0,149	5
7	0,332	4	0,332	4	0,137	1
8	0,315	1	0,315	1	0,020	3
9	0,216	4	0,216	4	0,011	1
10	0,175	1	0,175	1	0,005	0
11	0,027	0	0,027	0	0,003	1
12	0,009	1	0,009	1	0,001	0
13	0,008	1	0,008	1	0,0004	0
14	0,003	0	0,003	0	–	1
15	0,002	2	0,002	2	–	–
16	0,001	1	0,001	1	–	–
17	0,001	1	0,001	1	–	–
18	0,001	0	0,001	0	–	–
19	–	1	0,0008	1	–	–
20	–	–	0,0006	–	–	–
	Tempo CPU:	2107	Tempo CPU:	2479	Tempo CPU:	2074

5.0 - CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

Neste trabalho foram propostas duas estratégias para tratar possíveis inviabilidades em restrições fortemente acopladas no tempo no problema de Planejamento de curto prazo da operação de Sistemas Hidrotérmicos, quando resolvido utilizando a técnica de Programação Dinâmica Dual (PDD). Utilizou-se nos estudos o programa DECOMP, desenvolvido pelo CEPEL e utilizado pelo ONS na preparação dos programas mensais de Operação (PMO's) do Sistema Interligado Nacional (SIN). A primeira proposta foi o procedimento de continuar o processo iterativo mesmo após ter sido alcançada a convergência em termos do valor ótimo do problema, para os casos em que tenha sido obtida alguma solução viável durante o processo iterativo porém a simulação final apresenta ainda alguma inviabilidade. A segunda proposta foi a agregação dos períodos de tempo referentes às semanas do primeiro mês em um único estágio, para que o acoplamento temporal entre elas ficasse representado diretamente dentro de um mesmo Problema de Programação Linear.

As duas metodologias se mostraram bastante eficientes em relação à versão vigente do modelo, tendo cada uma delas vantagem em determinado aspecto. O procedimento de continuar iterando mostra-se mais promissor para garantir que a solução publicada pelo modelo seja viável em relação a todos os possíveis cenários de fluência considerados para o segundo mês. Já o procedimento de agregação reduz drasticamente o número de iterações quando existem restrições fortemente acopladas no tempo na última semana, como é o caso das restrições de nível meta de armazenamento inseridas quando da realização dos "Procedimentos Operativos de Curto Prazo" pelo ONS. Em tal situação, pode-se obter um ganho maior do que 10 vezes no número de iterações e, conseqüentemente, uma elevada redução de tempo de processamento. Ressalta-se entretanto, que a estratégia de agregação perde um pouco a competitividade no ambiente de processamento paralelo, já que a resolução do trecho determinístico da árvore de cenários (que só pode ser realizada por um processador) tende a ser mais lenta neste caso, já que resolver um único problema de programação linear contemplando as NSEM semanas do primeiro mês tende a ser mais demorado do que resolver NSEM programas lineares de 1 estágio cada.

A análise conjunta das duas estratégias propostas neste artigo sugere que uma abordagem conjunta possa ser adotada: utilizar agregação de estágios e, caso se encontre uma solução inviável ao final do processo, realizar iterações adicionais até se atingir uma solução viável para ser publicada pelo modelo.

Finalmente, um possível aprimoramento para contornar a questão das inviabilidades nos cenários do segundo mês, que não podem ser evitadas na estratégia de agregação, é a construção de cortes de viabilidade (ver (11), por exemplo) dos cenários do segundo mês para o primeiro estágio. Com esta estratégia, impõem-se restrições ao primeiro estágio que forcem as variáveis de estado para o segundo mês a assumir valores tais que garantam a viabilidade dos subproblemas para todos os cenários desse mês considerados pelo DECOMP (se for possível). Esta alternativa já foi aplicada com sucesso no modelo DESSEM em (12), onde foi possível obter, para os casos em que o problema como um todo é viável, uma solução factível sem a necessidade de incluir variáveis de folga para as restrições. Entretanto, conforme discutido em (12), essa abordagem apresenta uma desvantagem quando o problema como um todo é inviável, devido à impossibilidade de se ter uma solução para o problema multi-estágio que reporte todas as inviabilidades no caso de uma só vez, o que é de grande auxílio para uma intervenção do usuário no intuito de relaxar determinadas restrições a fim de obter um despacho operativo viável para o sistema.

6.0 - REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- (1) M. E. P. Maceira, L. A. Terry, F. S. Costa, J. M. Damazio, A. C. G. Melo, "Chain of optimization models for setting the energy dispatch and spot price in the Brazilian system", Proc. PSCC'02, Sevilla, Spain, June 2002.
- (2) A. L. Diniz, T. N. Santos, A. L. Sabóia, R. J. Pinto, M. E. Maceira, F. S. Costa, "Modelagem Linear Por Partes Dinâmica Da Função De Produção Hidroelétrica – Extensão Para Funções Multivariadas E Aplicação De Programação Dinâmica Dual", XXI SNPTEE - Seminário Nacional De Produção E Transmissão De Energia Elétrica, Florianópolis - SC, 2011
- (3) J. R. Birge, "Decomposition and partitioning methods for multistage stochastic linear programs", *Operations Research*, v.33, n.5, pp. 989-1007, 1985.
- (4) R. Van Slyke, R. J-B Wets, "L-shaped linear programs with application to optimal control and stochastic programming", *SIAM Journal on applied mathematics*, v.17, pp. 638-663, 1969.
- (5) T. N. Santos, A. L. Diniz, "A New Multi-Period Stage Definition for the Multi-Stage Benders Decomposition Approach Applied to Hydrothermal Scheduling", *IEEE Trans. Power Syst.*, v. 24, n.3, pp. 1383-1392, 2009.
- (6) M. Dempster, R. T. Thompson, "Parallelization and aggregation of nested Benders decomposition", *Annals of Operations Research*, v.81, pp. 163-187, 1998.
- (7) M.I.A. Ennes, R.N. Cabral, A.L.Diniz "Modelagem linear por partes dinâmica para a estratégia de programação dinâmica dual aplicada ao problema de planejamento hidrotérmico não linear estocástico", XII Simpósio de Especialistas em Planejamento da Operação e Expansão Elétrica – SEPOPE, Maio 2012.
- (8) A. L. Diniz, M. E. P. Maceira, "Multi-lag Benders decomposition for power generation planning with nonanticipativity constraints on the dispatch of LNG thermal plants" ,In: Horand I Gassmann, William T Ziemba. (Org.). Stochastic Programming - Applications in Finance, Energy, Planning and Logistics. 1ed.: World Scientific, 2013, v. 4, p. 399-420
- (9) T. N. Santos, C. E. V. Boas, F. P. Mourão, A. L. Diniz, "Restrições de metas semanais na política de operação do sistema elétrico brasileiro", XII SEPOPE - Symposium of Specialists in Electric Operational and Expansion Planning, Rio de Janeiro, Maio 2012.
- (10) R. J. Pinto, A. L. G. P. Sabóia, R. N. Cabral, F. S. Costa, A. L. Diniz e M. E. P. Maceira, "Metodologia para Aplicação de Processamento Distribuído no Planejamento de Curto Prazo da Operação Hidrotérmica", XI SEPOPE - Symposium of Specialists in Electric Operational and Expansion Planning, Belém, Março 2012.
- (11) R. Van Slyke, R. J-B Wets, "L-shaped linear programs with application to optimal control and stochastic programming", *SIAM Journal on applied mathematics*, v.17, pp. 638-663, 1969.
- (12) T. N. Santos, A. L. Diniz, "Feasibility and optimality cuts for the multi-stage benders decomposition approach: application to the network constrained hydrothermal scheduling", 2009 IEEE PES General Meeting, Calgary, Canada, 2009

7.0 - DADOS BIOGRÁFICOS



Tiago Norbiato: nasceu em Cachoeiro de Itapemirim em 1981, possui graduação em Engenharia Elétrica (2004) pela UFJF, mestrado em Engenharia de Ciências de Computação (2009) e desde 2012 está cursando doutorado em Engenharia Elétrica, ambos pela UFRJ/COPPE. Desde 2004 atua como pesquisador no CEPEL na área de planejamento de operação de sistemas hidrotérmicos.

Fernanda da Serra Costa: possui graduação em Engenharia Civil pela Universidade Federal do Rio de Janeiro (1983), mestrado e doutorado em Engenharia Civil pela Universidade Federal do Rio de Janeiro (1988 e 1996). Atualmente, é pesquisadora do Centro de Pesquisas de Energia Elétrica - CEPEL e professora da Universidade do Estado do Rio de Janeiro – UERJ. Suas áreas de atuação são Otimização e Probabilidade e Estatística Aplicadas, atuando principalmente nos seguintes temas: planejamento da expansão e operação do setor elétrico, controle de cheias, previsão de vazões, inventário hidroelétrico de bacias hidrográficas e séries temporais.

André Luiz Diniz: possui graduação em Engenharia Civil (1997), mestrado em Engenharia de Transportes (2000) e doutorado em Otimização em Engenharia de Sistemas (2007), todos pela UFRJ / COPPE. É pesquisador no CEPEL - Centro de Pesquisas de Energia Elétrica, do grupo ELETROBRÁS, e professor adjunto da UERJ - Universidade do Estado do Rio de Janeiro, no departamento de Estatística. Tem grande experiência na área de programação matemática e otimização, especialmente aplicada em problemas de planejamento e operação de Sistemas de Energia Elétrica.

Ana Lucia de Sabóia: nasceu em Recife em 1973, possui graduação em Engenharia Civil (1995) na UFPE, mestrado em Engenharia de Transportes (1999) e doutorado em Otimização em Engenharia de Sistemas (2005), ambos pela UFRJ / COPPE. É pesquisadora no CEPEL - Centro de Pesquisas de Energia Elétrica, do grupo ELETROBRÁS. Atua na área de planejamento e operação de Sistemas de Energia Elétrica.

Renato Cabral: nasceu no Rio de Janeiro em 1979, possui graduação em Matemática (2003) pela UERJ, mestrado em Astronomia (2006) pelo Observatório Nacional. É pesquisador no CEPEL - Centro de Pesquisas de Energia Elétrica, do grupo ELETROBRÁS. Tem 5 anos de experiência na área de programação matemática e otimização, especialmente aplicada em problemas de planejamento e operação de Sistemas de Energia Elétrica.