

Centro de Pesquisas de Energia Elétrica - CEPEL



Relatório Técnico

Nº/Ano: 10349/2018 **Nº de Páginas:** 97 **Nº de Anexos:** 2

Título:

Metodologia e Determinação de Perfis Típicos Diários de Carga através da Combinação de Técnicas Estatísticas de Análise de Agrupamentos e na Análise Exploratória de Dados

Departamento:

Departamento de Otimização Energética e Meio Ambiente

Área de Responsabilidade:

B200

Conta de Apropriação:

1699

Cliente:

Comissão Permanente para Análise de Metodologias e Programas Computacionais do Setor Elétrico - CPAMP

Resumo:

Descreve-se a metodologia proposta e implementada no Programa MODCAR para o agrupamento de dados horários de carga em patamares, utilizando os métodos *Ward* e *K-Means*, e métricas para determinação dos números adequados de agrupamentos. A partir do pós-processamento desses resultados, propõe-se ainda um método para definição de perfis típicos diários de carga, baseado na combinação de técnicas estatísticas de análise de agrupamentos e na análise exploratória de dados, e na construção de *loadplots*, uma representação gráfica que combina *boxplots* de dados de carga em cada hora do dia, em conjunto com os níveis agregados da curva de carga. Utilizando dados de Janeiro/2012 a Dezembro/2017, são calculados perfis típicos diários de carga de energia, distintos para cada mês do ano, para os subsistemas Sudeste/Centro-Oeste, Sul, Nordeste e Norte, para utilização nas atividades de planejamento da expansão, planejamento da operação de médio e curto prazos, e formação do preço de liquidação de diferenças, em especial nos modelos NEWAVE e DECOMP.

Autores:

Albert Cordeiro Geber de Melo - DEA

José Francisco Moreira Pessanha - DEA

Thatiana Conceição Justino - DEA

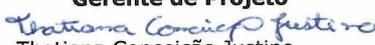
Maria Elvira Piñeiro Maceira - DEA

Palavras-Chave:

Curva de Carga, Agrupamento Estatístico; *Cluster Analysis*; Análise Exploratória de Dados; Planejamento da Expansão e Operação; Programação da Operação; Preço *Spot*; Confiabilidade.

Classificação: Reservado

Gerente de Projeto

Nome:  Thatiana Conceição Justino

Tel.: 21 2598-6228 **Fax:** 21 2598-6482

E-mail: thatiana@cepel.br


André Luiz Diniz Souto Lima

Chefe do Departamento de Otimização Energética e Meio Ambiente (DEA)

Tel.: 21 2598-6046 **Fax:** 21 2598-6482

E-mail: diniz@cepel.br

Aprovação


Raul Balbi Soller
Diretor de Pesquisa, Desenvolvimento e Inovação

14/8/2018

Centro de Pesquisas de Energia Elétrica - CEPEL www.cepel.br
Sede: Av. Horácio Macedo, 354 - Cidade Universitária - CEP 21941-911 - Rio de Janeiro - RJ - Brasil - Tel.: 21 2598-6000 - Fax: 21 2260-1340
Unidade Adrianópolis: Av. Olinda, 5800 - Adrianópolis - CEP 26053-121 - Nova Iguaçu - RJ - Brasil - Tel.: 21 2666-6200 - Fax: 21 2667-3518
Endereço Postal: CEPEL Caixa Postal 68007 - CEP 21944-970 - Rio de Janeiro - RJ - Brasil / Endereço Eletrônico: cepel@cepel.br

**Metodologia e Determinação de Perfis Típicos Diários
de Carga através da Combinação de Técnicas
Estatísticas de Análise de Agrupamentos e na Análise
Exploratória de Dados**

Sumário

1. Introdução.....	5
2. Conceitos Básicos sobre Análise de Agrupamentos	8
2.1 Método Ward [4,5].....	9
2.2 Método K-Means [20,21]	11
2.3 Definição do Número Adequado de Agrupamentos	12
2.3.1 Dendrograma	13
2.3.2 Inércia.....	14
3. Agrupamentos Estatísticos das Curvas dos subsistemas Sudeste/ Centro-Oeste, Sul, Nordeste e Norte com o Programa MODCAR	16
3.1 Tratamento dos Dados	16
3.2 Definição do Número Adequado de Agrupamentos	19
3.2.1 Dendrogramas Obtidos	19
3.2.2 Percentual da Inércia entre as Classes (BSS) na Inércia Total dos Dados (TSS)	21
3.3 Agregação com o Programa MODCAR.....	23
3.3.1 Agregação Considerando Restrição de Duração em Um ou Mais Patamares utilizando o Programa MODCAR.....	32
3.4 Análise da Estabilidade dos Resultados com o K-Means em relação ao Período de Dados Considerados.....	33
4. Definição dos Perfis Típicos Diários de Carga dos Subsistemas para cada Mês do Ano	39
4.1 Algoritmo para o Pós-Processamento do Programa MODCAR	40
4.2 Perfis Típicos Diários de Carga de Energia Obtidos	42
4.3 Determinação das Profundidades e Durações dos Patamares de Carga de Energia associados aos Perfis Típicos Diários Obtidos	55
4.4 Análise da Consideração dos Sábados junto aos Dias Úteis ou aos Domingos e Feriados	59

4.5	Representação dos Perfis Típicos Diários de Carga de Energia Obtidos por Mapas Coropléticos	62
5.	Conclusões	64
	Referências.....	67
	Anexo I - Resultados da Análise da Estabilidade do Agrupamento com K-Means	70
	Anexo II – Resultado das Análise da Consideração dos Sábado junto aos Dias Úteis ou aos Domingos e Feriados – Demais Meses	86

1. Introdução

A curva de carga do sistema é um parâmetro-chave em qualquer estudo que subsidie decisões em sistemas de energia elétrica, em todas as suas etapas, i.e., planejamento da expansão, cálculo de garantias físicas, leilões de compra de energia, planejamento e programação da operação, formação de preço, etc.

Esses estudos necessitam do agrupamento de curvas de carga e/ou da determinação de perfis típicos, em graus de complexidade variáveis, de acordo com as aplicações, inclusive quanto à representação de correlações espaciais e temporais.

Para auxiliar a obtenção de um modelo de carga agregado, foi desenvolvido pelo CEPEL, no início da década de 90, o Programa MODCAR [1-3], que se baseia em técnicas estatísticas de agrupamento [4-5]. Desde então, este modelo vem sendo utilizado em estudos de confiabilidade de sistemas hidrotérmicos interligados, e.g., no modelo CONFINT [6,7], e em estudos de confiabilidade composta de sistemas de geração e transmissão, e.g, modelo NH2 [2]. Mais recentemente [8], o Programa MODCAR foi estendido para incorporar a técnica de Análise Exploratória de Dados (*Exploratory Data Analysis – EDA*) [5].

A partir de uma curva de carga cronológica, com qualquer discretização temporal, o programa MODCAR permite efetuar a sua agregação em um número especificado ou em diversos números de agrupamentos (níveis, classes ou patamares), e apresenta os resultados para um número de classes pré-determinado pelo usuário. Para isso, utiliza, separadamente ou em sequência, um algoritmo hierárquico aglomerativo – o método de Ward, e um método não-hierárquico, o *K-Means* [4,5]. Dentre os métodos hierárquicos, o método de Ward é aquele que tem apresentado o melhor desempenho em diversas aplicações, possivelmente por ser baseado na minimização da perda de informação decorrente da fusão de dois clusters, ao passo que o algoritmo *K-Means* é o que tem mais se destacado entre os métodos não-hierárquicos, por permitir a avaliação de reagrupamentos durante o seu processo iterativo, resultando na maximização da variabilidade entre os agrupamentos [9-10].

Além de prover uma curva de carga cronológica e agregada, o programa MODCAR fornece outros parâmetros, inclusive aqueles necessários para estudos de confiabilidade pelo método da frequência e duração [11-13]. Entres estes parâmetros, estão incluídos:

- valor em p.u. do patamar agregado;
- probabilidade de ocorrência de cada patamar de carga, i.e., tempo de residência (duração) em cada patamar de carga;

- diagrama de transição (diagrama de Markov) da curva de carga, representada pelas taxas de transição entre os diversos patamares de carga.

Devido a estas características, o programa MODCAR também é útil para realizar a agregação da curva de carga no formato utilizado nos modelos de planejamento da expansão e operação, i.e., modelos NEWAVE [14-17] e DECOMP [14, 18].

Ressalta-se, entretanto, que a utilização do programa MODCAR deve ser precedida de uma análise dos dados da curva de carga que se deseja agregar, principalmente com relação a existência de tendência na série, e também de dados espúrios, lacunas e valores extremos, situações em que técnicas de filtragem podem ser necessárias [19].

Assim, o primeiro objetivo deste relatório é descrever a metodologia proposta para agregação de curvas de carga, fornecidas com qualquer discretização temporal (i.e., horária), e para definição de perfis típicos diários de carga.

A metodologia proposta se baseia na combinação de técnicas estatísticas de análise de agrupamentos e na análise exploratória de dados (EDA), e compreende os seguintes passos: (i) análise prévia dos dados de carga e emprego de técnicas de filtragem e de avaliação de tendência; (ii) agregação estatística da curva de carga utilizando o método *Ward*; (iii) determinação de números adequados de agrupamentos, por meio da utilização de métricas específicas; (iv) refinamento da agregação da curva de carga, quando o número de agrupamentos for selecionado, empregando o método *K-Means*; (v) determinação de perfis típicos diários de carga, a partir do pós-processamento do Programa MODCAR, por meio de técnicas EDA e de construção de curvas denominadas *loadplots*, as quais consistem no mapeamento, em uma mesma curva, de *boxplots* para cada hora do dia em conjunto com os níveis agregados da curva de carga; e (vi) determinação das durações e profundidades (p.u.) associadas aos perfis típicos diários.

O segundo objetivo deste relatório é aplicar a metodologia proposta às curvas de carga fornecidas em base horária, e compreendendo o período 01/01/2012 a 31/12/2017, pelo GT Metodologia da CPAMP – Comissão Permanente para a Análise de Metodologias e Programas Computacionais do Setor Elétrico, para os subsistemas Sudeste/Centro-Oeste, Sul, Nordeste e Norte. As curvas agregadas e perfis típicos diários obtidos, distintos para cada mês do ano, serão utilizados nas atividades de setoriais de planejamento da expansão, planejamento da operação de médio e curto prazos, e formação do preço de liquidação de diferenças, em especial nos modelos NEWAVE e DECOMP.

São também indicados, para a base de dados fornecida, os números adequados de agrupamentos, e as respectivas durações dos patamares e os valores em pu associados, para cada subsistema.

Os perfis típicos diários de carga de energia, juntamente com os respectivos intervalos horários dos patamares e durações e profundidades associadas, obtidos pela metodologia proposta, são, então, utilizados em conjunto com as informações das variáveis de calendário (número de dias úteis/sábados e número de feriados/domingos) do período de estudo. Dessa forma, verifica-se quantos dias de cada mês estarão nos perfis Tipo 1 (dias úteis e Sábados) e Tipo 2 (Domingos e feriados), no caso do Modelo NEWAVE, ou quantos dias de cada semana estarão nos perfis Tipo 1 ou 2, no caso do Modelo DECOMP, para a obtenção final da curva de carga de energia, para cada mês do ano, a ser efetivamente utilizada.

2. Conceitos Básicos sobre Análise de Agrupamentos

A análise de agrupamentos (*cluster analysis*) é uma técnica estatística útil na segmentação de um conjunto de N objetos, caracterizados por p atributos, em subconjuntos mutuamente exclusivos, denominados conglomerados ou *clusters*, de tal forma que os objetos em um mesmo subconjunto sejam semelhantes entre si, mas ao mesmo tempo diferentes dos objetos pertencentes aos outros subconjuntos.

Os algoritmos de análise de agrupamentos baseiam-se em uma medida de dissimilaridade ou distância entre os objetos. Em [4,5] podem ser encontradas diversas medidas de distância, e a escolha da medida adequada depende da natureza qualitativa ou quantitativa dos atributos que caracterizam os objetos. Por exemplo, quando os atributos são quantitativos a distância euclidiana é comum empregar a distância euclidiana. Sejam $x = (x_1, K, x_p)$ e $y = (y_1, K, y_p)$ dois objetos caracterizados por p atributos quantitativos, a distância euclidiana entre estes dois objetos é definida como:

$$d_{x,y} = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2 + K + (x_p - y_p)^2} . \tag{2.1}$$

Conforme mostra a Figura 2.1, todas as distâncias entre dois objetos de um conjunto podem ser organizadas na forma de uma matriz, conhecida como matriz de distâncias, uma matriz simétrica, de ordem igual ao número de objetos, N , onde o elemento d_{ij} é a medida de distância entre os objetos i e j .

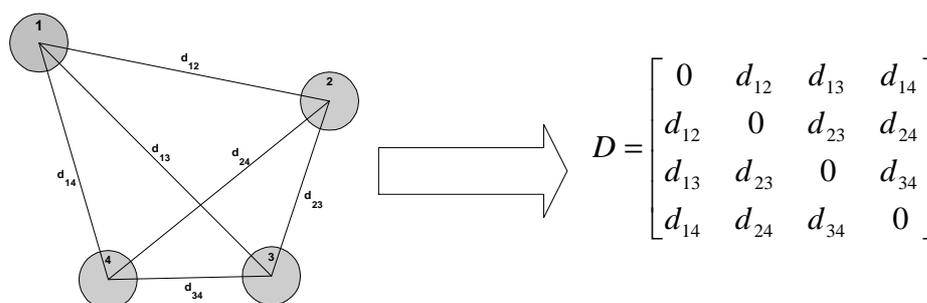


Figura 2.1 – Matriz de distância

Os métodos de análise de agrupamentos podem ser classificados em dois tipos [4,5]:

- Métodos hierárquicos: segmentam o conjunto de objetos seqüencialmente em 1,2,3,4 até N clusters, obtendo no final uma estrutura em árvore, (dendrograma) semelhante às classificações zoológicas (espécies, gêneros, famílias, ordem, etc.). Os métodos de encadeamento (*linkage*) e o método de Ward são exemplos de métodos hierárquicos.
- Métodos não hierárquicos: segmentam o conjunto de objetos em um número fixado de k clusters definido a priori. O método não hierárquico mais difundido é o K-Means.

O algoritmo K-Means é interessante na segmentação de conjuntos contendo um grande número de objetos, porém o método fornece apenas a partição em K clusters, sendo K definido a priori. Isto significa que a aplicação do K-Means requer a execução do algoritmo para diferentes valores de K com a finalidade de identificar o número de agrupamentos mais apropriado. Tal resultado pode ser fornecido em uma única execução de métodos hierárquicos, mais indicados nas situações em que o conjunto de dados não seja tão grande. Os métodos hierárquicos prescindem de uma definição prévia do número de clusters e fornecem segmentações do conjunto de dados em diferentes níveis de agregação, desde a segmentação em $N-1$ clusters até 2 clusters. Entre os métodos hierárquicos, destaca-se o método de Ward. Ambos os métodos Ward e K-Means estão implementados no Programa MODCAR.

2.1 Método Ward [4,5]

Nos métodos hierárquicos os agrupamentos ou clusters são formados através de um processo iterativo que pode ser divisivo (*top-down*), se no início há apenas um cluster formado pelo conjunto de objetos que é dividido sucessivamente até que no final cada cluster contenha apenas um objeto, ou aglomerativo (*bottom-up*), se no início cada objeto forma um cluster que sucessivamente sofre uma série de fusões com outros clusters até que no final todos os objetos estejam em um único agrupamento. Os algoritmos aglomerativos possuem uma complexidade menor que os divisivos. O método de Ward é um algoritmo aglomerativo.

A seguir é apresentado o algoritmo do método aglomerativo para formar clusters em um conjunto com N objetos :

- 1) Inicie com N clusters, cada um contendo apenas um objeto e construa a matriz de distâncias de ordem N .
- 2) Identifique o menor elemento da matriz de distâncias para encontrar o par de clusters mais similares.
- 3) Reúna os dois clusters identificados na etapa 2 em um único cluster e atualize a matriz de distâncias, retirando as linhas e colunas relativas aos dois clusters identificados em 2 e incluindo a linha e coluna com as distâncias entre os demais clusters e o novo cluster formado. Note que a ordem da matriz de distâncias diminui de uma unidade a cada vez que a etapa 3 é executada.
- 4) Repita os passos 2 e 3 até que reste apenas dois clusters.

Os métodos hierárquicos baseiam-se em uma matriz simétrica de ordem N , onde o elemento ij guarda a distância entre o cluster i e o cluster j . Inicialmente as distâncias correspondem aos quadrados das distâncias euclidianas entre os próprios objetos, pois cada cluster tem apenas um

elemento. Os *clusters* mais próximos são os mais semelhantes e, portanto, são os primeiros a serem agrupados. À medida que os *clusters* vão sendo agrupados, a ordem da matriz de distâncias diminui e as distâncias são recalculadas, mas como determinar as distâncias entre os *clusters*? Em resposta a esta pergunta os métodos de encadeamento disponibilizam três critérios: distância mínima (*single linkage*), distância máxima (*complete linkage*) e distância média (*average linkage*), conforme ilustrado na Figura 2.2.

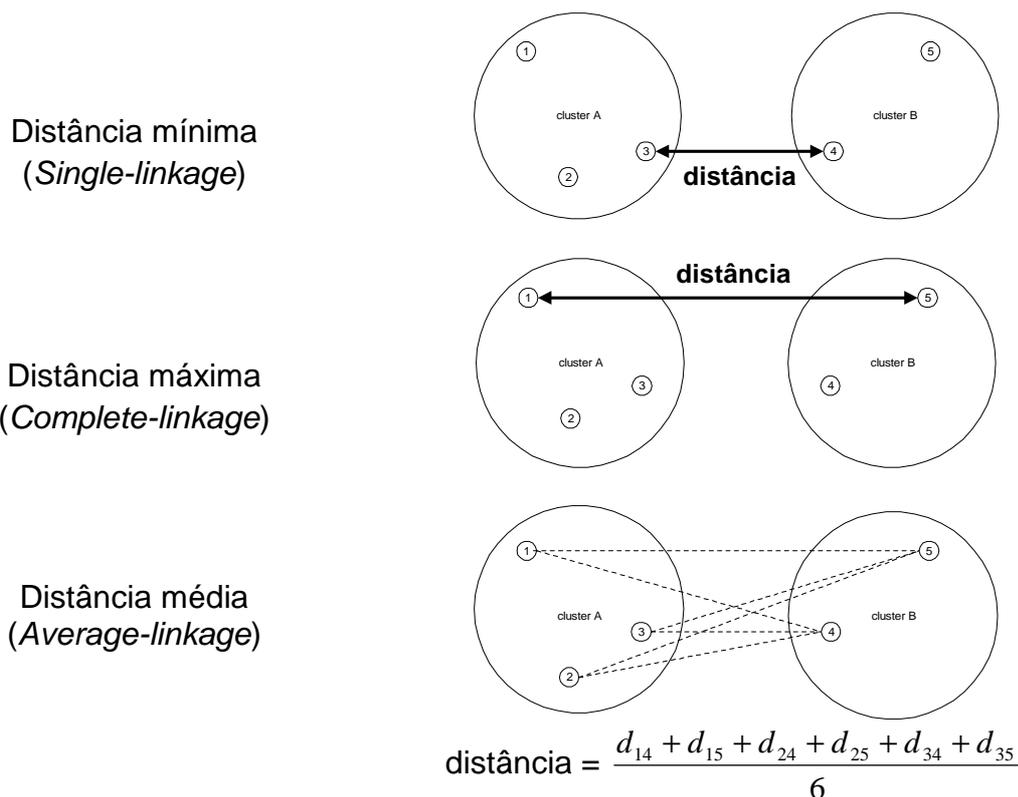


Figura 2.2 – Critérios adotados pelos métodos de encadeamento para calcular distâncias entre *clusters*

Na análise de agrupamentos objetiva-se formar *clusters* que sejam internamente homogêneos, concomitantemente, com uma separação nítida entre os *clusters*. Portanto, os objetos classificados em um mesmo *cluster* devem ser similares e os *clusters* devem ser diferentes entre si.

Em um algoritmo aglomerativo inicialmente cada *cluster* tem apenas um objeto, logo a variabilidade interna é nula e toda variabilidade do conjunto de dados encontra-se entre os *clusters*. Em seguida, a cada iteração do algoritmo aglomerativo, agregam-se dois *clusters* em um único *cluster*. O *cluster* resultante da fusão de outros dois *clusters* é formado por objetos diferentes, logo a variabilidade interna aumenta inexoravelmente.

Visando obter *clusters* mais homogêneos, o método Ward, de forma distinta dos métodos de encadeamento, agrupa o par de *clusters* que resulta no menor incremento da variabilidade

interna dos agrupamentos a cada iteração. Tal critério de agregação decorre da adoção da seguinte medida de similaridade:

$$d_{ij} = \frac{p_i p_j}{p_i + p_j} d^2(c_i, c_j) \quad (2.2)$$

em que p_i e p_j denotam as quantidades de objetos nos *clusters* i e j respectivamente e $d^2(c_i, c_j)$ representa o quadrado da distância euclidiana entre os centróides dos agrupamentos i e j .

2.2 Método K-Means [20,21]

A análise de agrupamentos também pode ser efetuada por meio de métodos não-hierárquicos, como o algoritmo *K-Means*, também implementado no Programa MODCAR. O método *K-Means* classifica o conjunto de objetos em um número de categorias (*clusters*) especificado a priori pelo usuário. Portanto, o método requer uma indicação prévia do número de agrupamentos.

O critério utilizado pelo método *K-Means* na classificação dos objetos em K *clusters* consiste em minimizar a variabilidade dentro dos agrupamentos, expressa pela soma dos quadrados dos desvios entre as observações e o centroide do cluster no qual as observações foram alocadas (Within Sum of Squares - *WSS*):

$$WSS = \sum_{j=1}^K \left(\sum_{i, x_i \in C_j} \|x_i - c_j\|^2 \right) \quad (2.3)$$

onde x_i , $i=1, n$, é o i -ésimo objeto, C_j é o j -ésimo *cluster*, c_j é o centroide do j -ésimo *cluster* e n é o número de objetos a serem classificados.

Cada objeto pertence a apenas um dos K *clusters*, portanto, a classificação dos n objetos pode ser representada por uma matriz binária U de dimensões $n \times k$, onde $u_{ij} = 1$ se o i -ésimo objeto pertence ao j -ésimo cluster e $u_{ij} = 0$, caso contrário. Se os centros dos K *clusters* são fixos, a partição ótima consiste em alocar cada objeto no cluster com o centroide mais próximo. Assim, os valores de u_{ij} são definidos pela seguinte regra:

- $u_{ij} = 1$, se o centro de gravidade do j -ésimo agrupamento é o mais próximo do i -ésimo objeto;
- $u_{ij} = 0$, caso contrário.

Por outro lado, para uma dada partição dos n objetos (matriz U fixa), o centroide do j -ésimo cluster, $j=1, K$ é a média dos objetos classificados no cluster.

$$c_j = \frac{1}{n_j} \sum_{i, x_i \in C_j} x_i \quad (2.4)$$

O método *K-Means* pode ser implementado segundo o algoritmo a seguir, onde a matriz U e os centroides dos *clusters* são obtidos de forma iterativa:

- 1) Inicialize os centroides dos *clusters* pelo sorteio de K objetos entre os n a serem classificados.
- 2) Determine a matriz U de acordo com o critério do centroide mais próximo, ou seja, aloque cada objeto ao *cluster* com o centroide mais próximo.
- 3) Calcule o valor da função objetivo WSS em (2.3). Pare se o valor da função estiver abaixo de uma tolerância pré-especificada, se a melhoria em relação à iteração anterior for desprezível ou se o número máximo de iterações for alcançado.
- 4) Atualize os centroides dos *clusters* e volte para o passo 2.

Este algoritmo é computacionalmente eficiente e produz bons resultados se os *clusters* são compactos, esféricos e bem separados no espaço. Entretanto, o algoritmo não garante a convergência para uma solução ótima e o seu desempenho depende dos centroides iniciais escolhidos no passo 1. Por esta razão é recomendável executar o algoritmo diversas vezes com seleção aleatória dos centroides iniciais e ao final selecionar a melhor solução, ou seja, a que minimiza a WSS. Por outro lado, por permitir a avaliação de reagrupamentos durante o seu processo iterativo, o algoritmo K-Means oferece uma maior estabilidade dos resultados para diferentes períodos de observação dos dados.

Na metodologia proposta neste trabalho, a agregação das curvas de carga horárias de cada subsistema, fornecidas pela CPAMP, é realizada, inicialmente, pelo método Ward. A partir destes resultados, são empregadas métricas para definição dos números adequados de agrupamentos. Em seguida, uma vez escolhido o número de agrupamentos, utiliza-se o algoritmo K-Means para a determinação dos agrupamentos finais, e.g., utilizando como centroides iniciais aqueles obtidos pelo método Ward. Procura-se, desta forma, tomar partido das vantagens intrínsecas de ambas as abordagens.

2.3 Definição do Número Adequado de Agrupamentos

A definição do número adequado de agrupamentos depende, evidentemente, dos objetivos pretendidos, assim como da existência, ou não, de condições de contorno.

No entanto, pode-se utilizar métricas para se aferir o desempenho da agregação, e.g., o *dendrograma* do processo de agrupamento (quando se utiliza um algoritmo hierárquico aglomerativo) e o percentual da inércia entre as classes (Between Sum of Squares - BSS) na inércia total dos dados (Total Sum of Squares - TSS). Ambas as métricas são descritas a seguir.

2.3.1 Dendrograma

A cada iteração de um método hierárquico aglomerativo, e.g., o método Ward, é possível armazenar a identificação dos *clusters* que foram agrupados e também a distância entre eles. Estas informações são utilizadas na montagem de um gráfico conhecido como *dendrograma*, que mostra a sequência de aglomeração dos *clusters*, uma informação útil na identificação do número de agrupamentos presentes em um conjunto de dados. O dendrograma oferece soluções para diferentes níveis de agregação dos objetos, sendo que os comprimentos dos ramos expressam o grau de dissimilaridade entre dois agrupamentos.

A sequência de agregações e as respectivas distâncias em que ocorrem podem ser ilustradas graficamente no dendrograma apresentado na Figura 2.3.

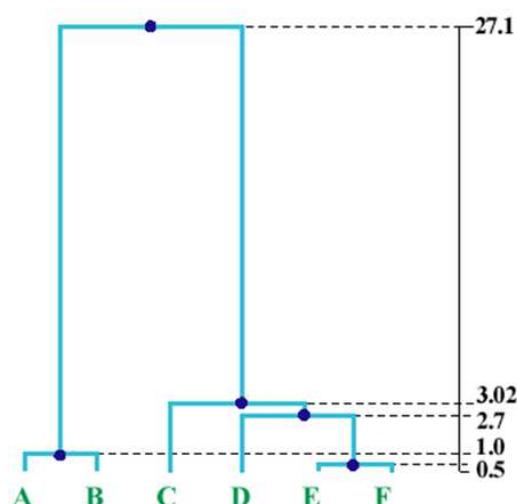


Figura 2.3 – Dendrograma

Por exemplo, os dois maiores ramos que emergem do dendrograma sugerem dois *clusters* bem distintos: (A,B) e (C,D,E,F). Inicialmente são agrupados os objetos ou *clusters* mais semelhantes, portanto, na base do dendrograma os ramos são curtos. À medida que o processo de aglomeração se desenvolve, *clusters* cada vez mais distintos são agrupados e os ramos tornam-se cada vez mais longos. Assim, uma boa estratégia para a formação de agrupamentos homogêneos, consiste em observar o momento em que os ramos tornam-se longos e então classificar todos os objetos conectados ao ramo em um mesmo *cluster*.

2.3.2 Inércia

A variabilidade total de um conjunto de N objetos multivariados $x_i, \forall i=1, \dots, N$ pode ser quantificada pela inércia total (TSS) definida como a soma dos quadrados dos desvios de cada objeto em relação ao centro de gravidade \bar{X} (média) do conjunto de dados:

$$TSS = \sum_{i=1}^N \|x_i - \bar{X}\|^2 \quad (2.5)$$

em que $\|x_i - \bar{X}\|^2$ denota o quadrado da distância euclidiana entre o objeto x_i e a média do conjunto de dados.

Ao segmentar o conjunto de N objetos em K clusters, a inércia total pode ser expressa como a soma de duas parcelas: a inércia dentro dos clusters (Within Sum of Squares - WSS) e a inércia entre clusters (BSS):

$$TSS = \sum_{i=1}^N \|x_i - \bar{X}\|^2 = \sum_{q=1}^k \sum_{i \in q} \|x_i - \bar{X}_q\|^2 + \sum_{q=1}^k n_q \|\bar{X}_q - \bar{X}\|^2 = WSS + BSS \quad (2.6)$$

em que \bar{X}_q é o centro de gravidade (média) do cluster q e n_q denota o total de elementos no cluster $q, \forall q=1, K$.

Ainda em (2.6), a primeira parcela corresponde à inércia dentro dos clusters e a segunda a inércia entre os clusters. A inércia total é uma característica dos dados, logo é invariável com relação ao número de agrupamentos. Contudo, a decomposição da inércia total em inércia dentro dos clusters e inércia entre clusters depende do número K de agrupamentos e a soma das duas parcelas é sempre constante e igual a inércia total.

A inércia dentro dos clusters é uma medida de variabilidade interna dos agrupamentos, quanto menor a inércia dentro dos clusters mais homogêneos são os agrupamentos. Dado que a inércia total é invariável, a redução da inércia dentro dos clusters vem sempre acompanhada do aumento da inércia entre os clusters.

Inicialmente, cada objeto forma um cluster e, portanto, a variabilidade dentro dos clusters é nula e a inércia dentro dos clusters é igual a zero. Neste caso toda a variabilidade deve-se a variação entre os clusters. No outro extremo, quando todos os objetos estão agrupados em um único conjunto, não há variabilidade entre os clusters e toda variação é interna ao agrupamentos. Na análise de agrupamentos busca-se um número de clusters K diferente das duas soluções triviais (K deve ser maior que 1 e bem menor que N), de tal forma que na partição do conjunto de dados

a inércia entre os clusters seja preponderante (mais de 80% da inércia total) e consequentemente apenas uma parcela menor da variabilidade total dos dados esteja contida dentro dos agrupamentos.

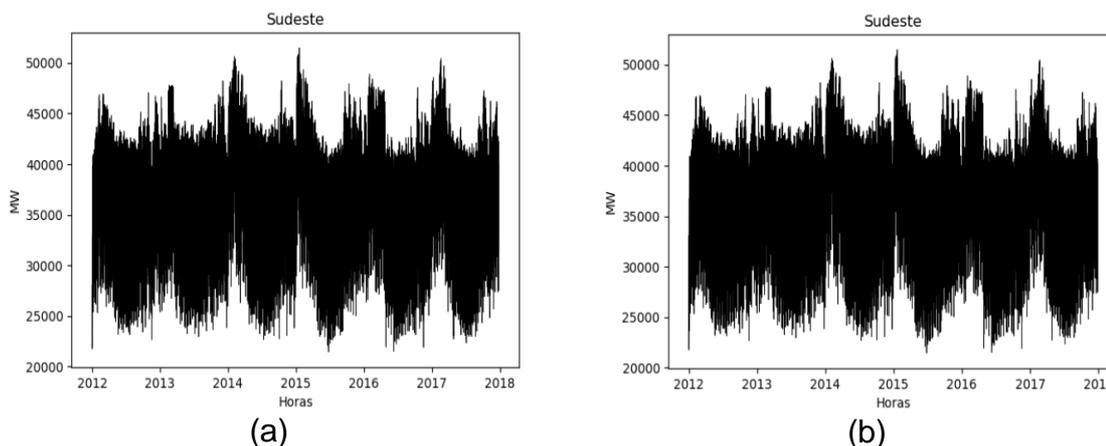
3. Agrupamentos Estatísticos das Curvas dos subsistemas Sudeste/ Centro-Oeste, Sul, Nordeste e Norte com o Programa MODCAR

Os dados utilizados neste trabalho são oriundos do histórico de carga dos subsistemas Sudeste/Centro-Oeste (doravante referido apenas como Sudeste), Sul, Nordeste e Norte no horizonte de 01/01/2012 a 31/12/2017, em base horária, disponibilizado pelo ONS à CPAMP.

Para realizar a análise de agrupamentos foi necessário fazer o tratamento dos dados. Assim, foi realizada uma filtragem de dados para a identificação e correção de dados espúrios, lacunas e valores extremos [19] e, também, a retirada da tendência da série de dados, através da divisão de cada dado pela demanda média do mês ao qual o dado pertence. Os resultados do tratamento de dados são apresentados na seção 3.1.

3.1 Tratamento dos Dados

Nas Figuras 3.1 a 3.4 são apresentados os dados originais, filtrados e sem tendência e as séries de demanda máxima e média para cada subsistema. Para isso, foram empregadas técnicas de filtragem e de avaliação de tendência [19].



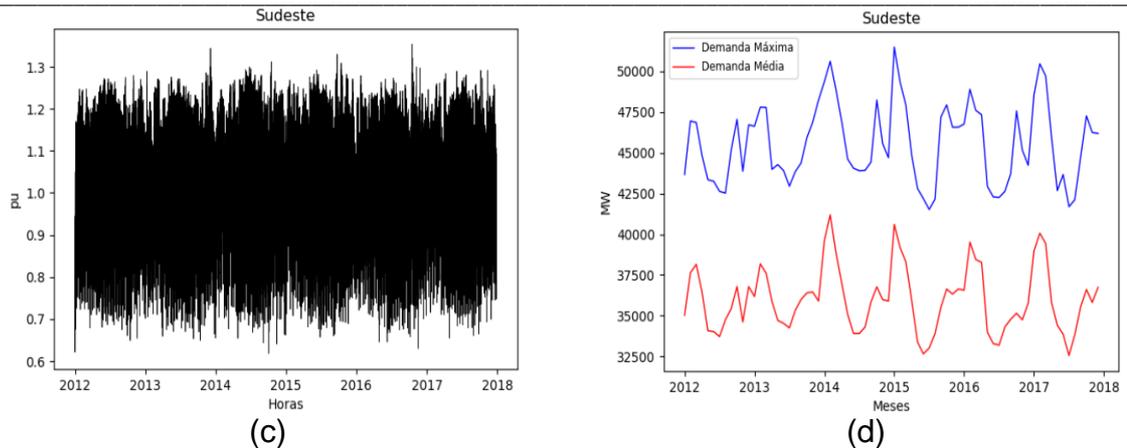


Figura 3.1 – Dados de carga do subsistema Sudeste: (a) dados originais; (b) dados filtrados; (c) dados sem tendência; (d) séries de demanda máxima e demanda média.

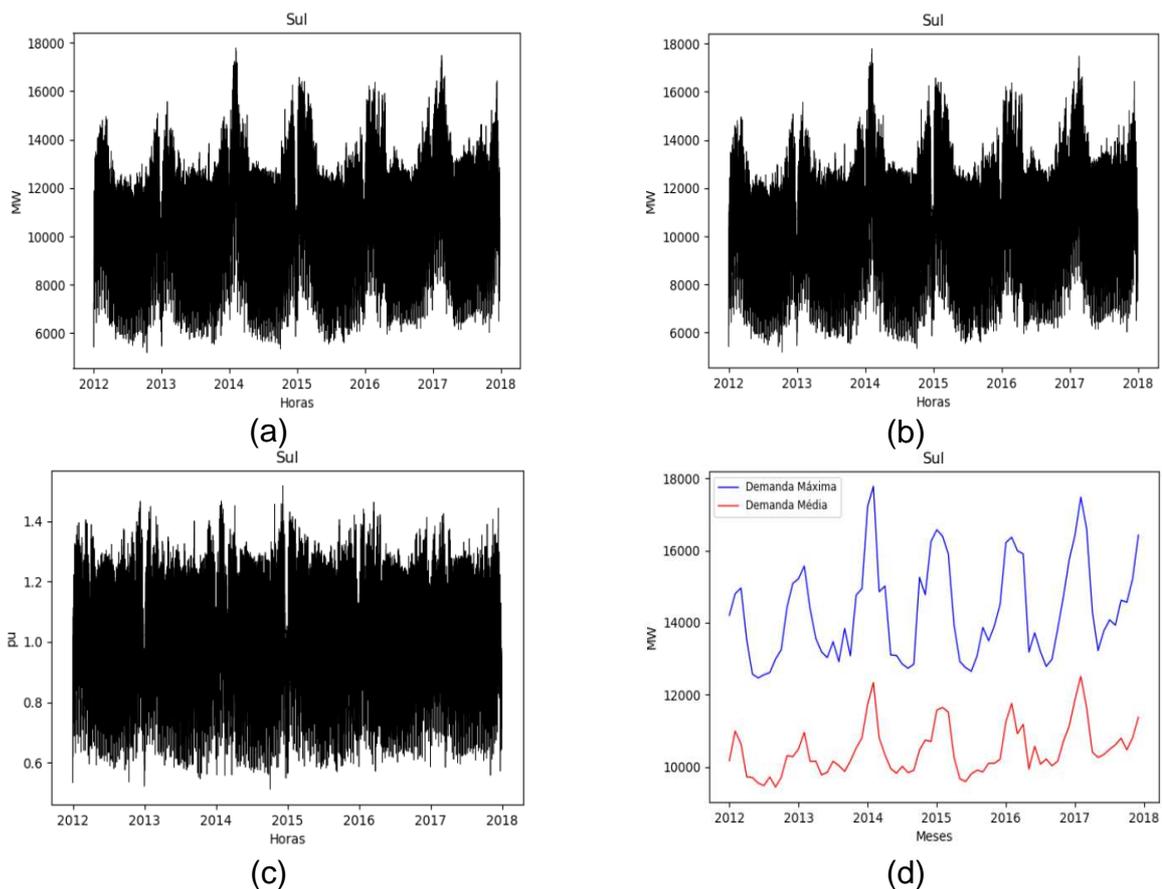


Figura 3.2 – Dados de carga do subsistema Sul: (a) dados originais; (b) dados filtrados; (c) dados sem tendência; (d) séries de demanda máxima e demanda média.

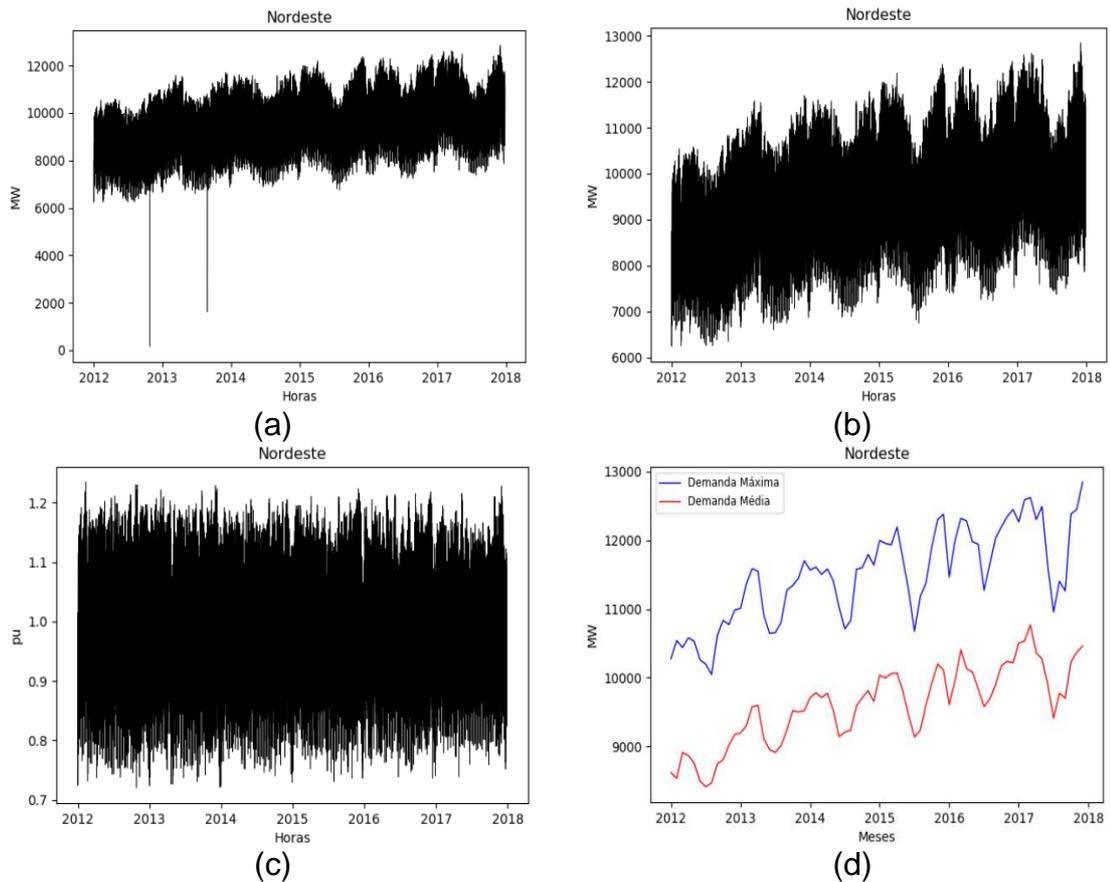
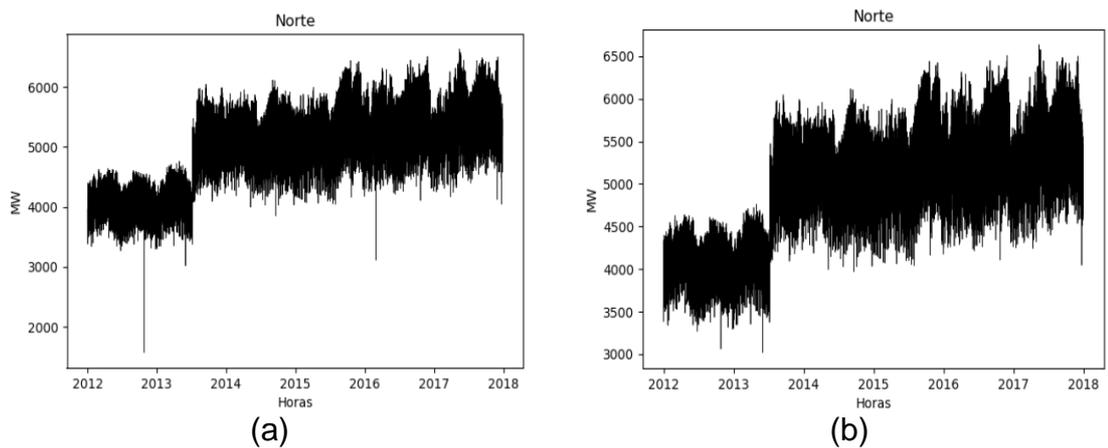


Figura 3.3 – Dados de carga do subsistema Nordeste: (a) dados originais; (b) dados filtrados; (c) dados sem tendência; (d) séries de demanda máxima e demanda média.



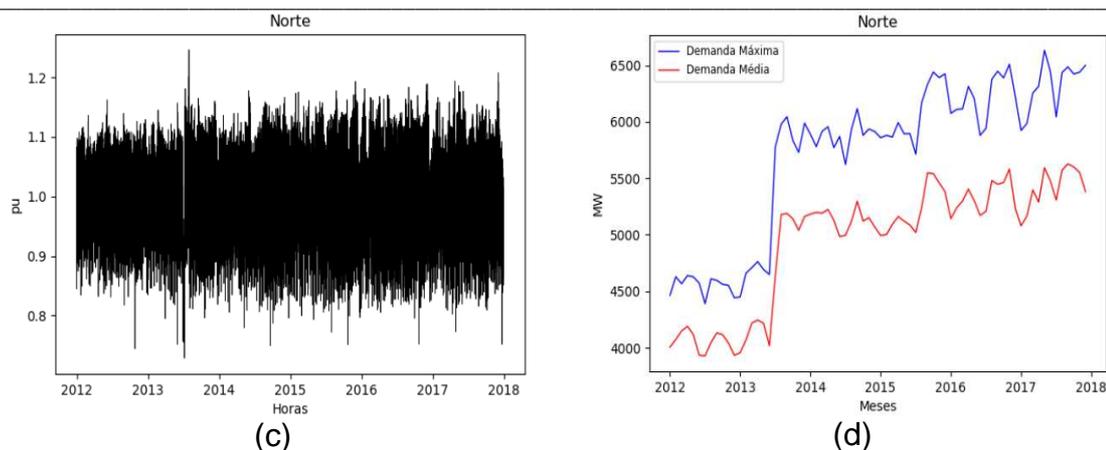


Figura 3.4 – Dados de carga do subsistema Norte: (a) dados originais; (b) dados filtrados; (c) dados sem tendência; (d) séries de demanda máxima e demanda média.

3.2 Definição do Número Adequado de Agrupamentos

Conforme discutido anteriormente, a definição do número adequado de agrupamentos depende dos objetivos pretendidos e da existência, ou não, de condições de contorno.

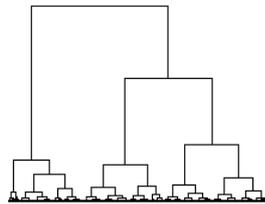
No entanto, pode-se utilizar métricas para se aferir o desempenho da agregação. Entre as principais métricas destacam-se o Dendrograma do processo de agrupamento, quando se utiliza um algoritmo hierárquico aglomerativo, e o percentual da inércia entre as classes (BSS) na inércia total dos dados (TSS), que podem ser calculados tanto por métodos hierárquicos como por métodos não-hierárquicos.

As informações sobre os patamares de carga são fornecidas aos modelos NEWAVE e DECOMP em valores mensais, o que captura a sazonalidade inerente. Por esta razão, as análises de agrupamentos também foram realizadas para cada mês do ano, a partir de curvas de cargas mensais relativas ao período 2012 a 2017.

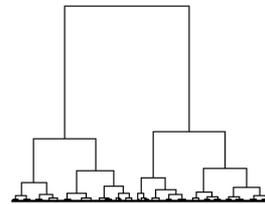
3.2.1 Dendrogramas Obtidos

O Programa MODCAR foi executado com a opção Ward e considerando a agregação em até dois *clusters*, a fim de se obter os dendrogramas do processo de agregação. Os dendrogramas para cada curva de carga mensal, em base horária e compreendendo 6 anos (2012 a 2017) são ilustrados na Figura 3.5.

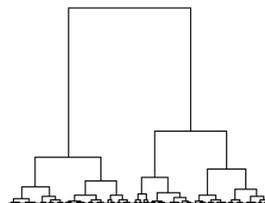
Janeiro



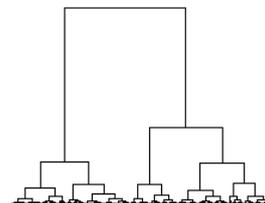
Fevereiro



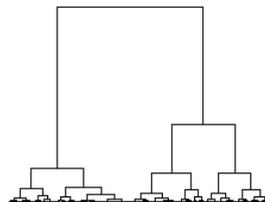
Março



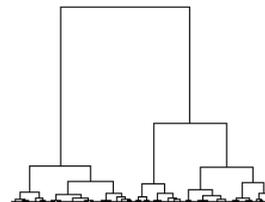
Abril



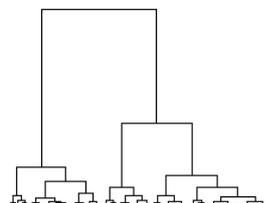
Maio



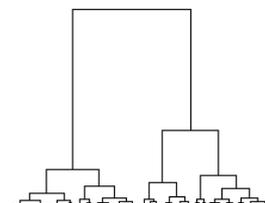
Junho



Julho



Agosto



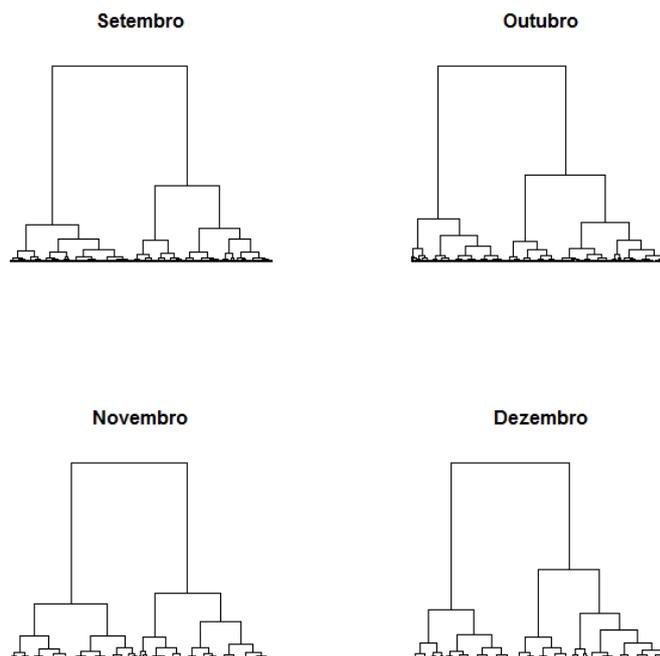


Figura 3.5 – Dendrogramas para as curvas de carga de 6 anos (2012 a 2017) de janeiro a dezembro.

A análise dos dendrogramas indica que um número adequado de agrupamentos para representar os dados analisados, em cada mês, se situa entre 3 e 5, e é razoável utilizar o mesmo número de agrupamentos para todos os meses do ano.

3.2.2 Percentual da Inércia entre as Classes (BSS) na Inércia Total dos Dados (TSS)

Ainda utilizando o método Ward do Programa MODCAR, foram calculados os valores da relação BSS/TSS para os diferentes níveis de agrupamento. As Figuras 3.6 a 3.8 ilustram esta métrica, para os meses de janeiro, maio e dezembro, respectivamente.

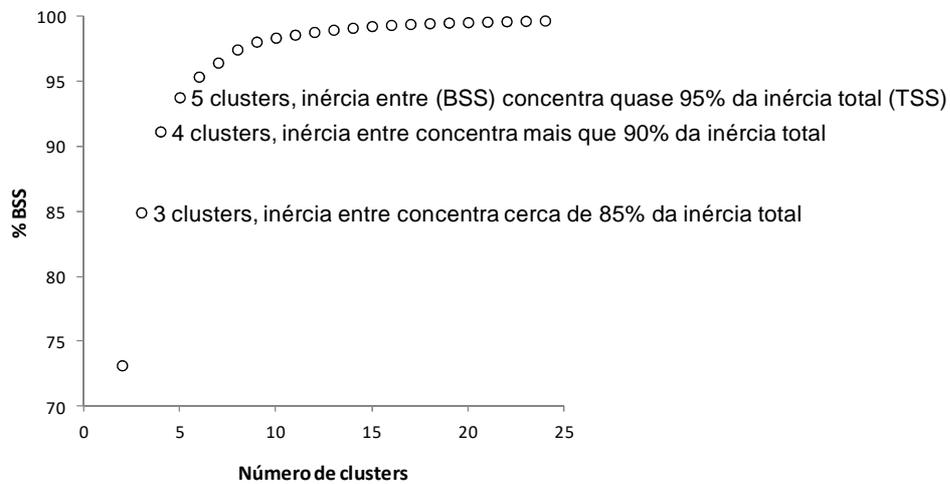


Figura 3.6 – Métrica BSS/TSS para a curva de carga de janeiro de 6 anos (2012 a 2017).

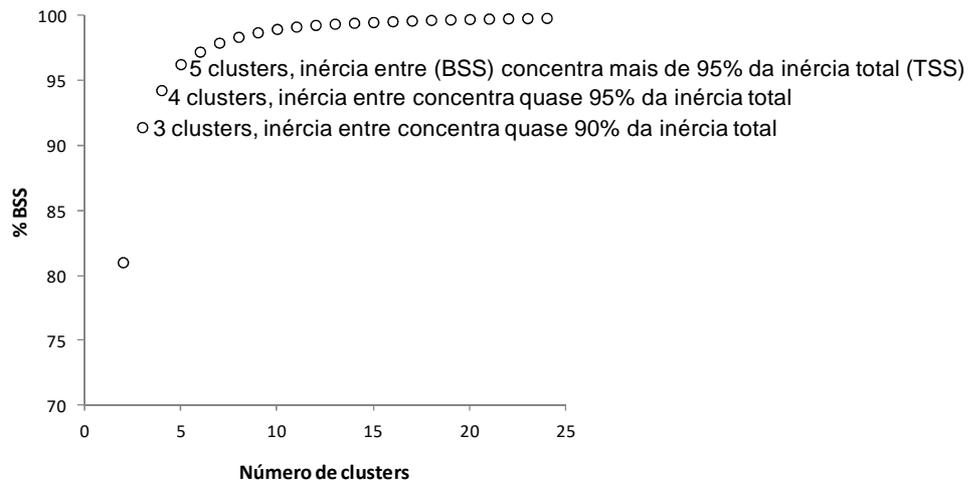


Figura 3.7 – Métrica BSS/TSS para a curva de carga de maio de 6 anos (2012 a 2017).

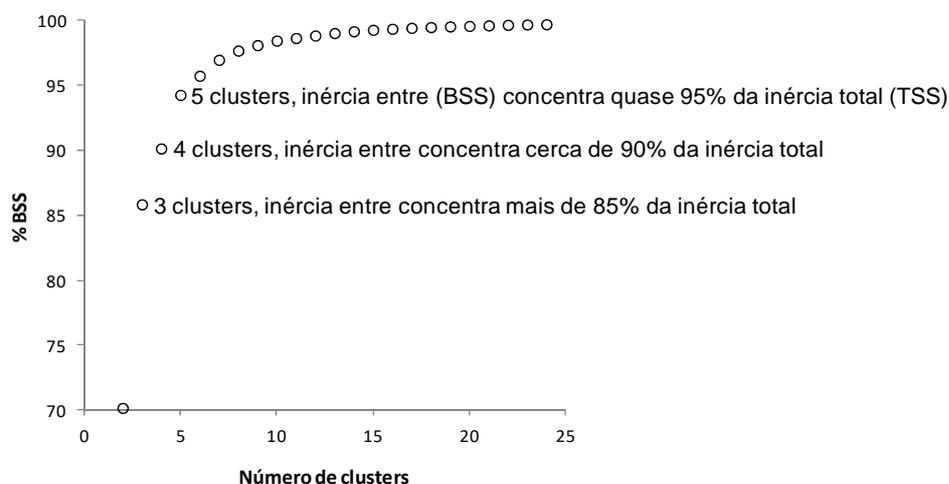


Figura 3.8 – Métrica BSS/TSS para a curva de carga de dezembro de 6 anos (2012 a 2017).

A métrica BSS/TSS ratificou o resultado obtido com a análise dos dendrogramas: um número adequado de agrupamentos para representar os dados analisados, em cada mês, se situa entre 3 e 5, e é razoável utilizar o mesmo número de agrupamentos para todos os meses do ano.

Assim, os agrupamentos das curvas mensais de carga de energia em 3, 4 ou 5 patamares, calculadas pelo método Ward implementado no Programa MODCAR, se constituem em agregações razoáveis dos dados analisados, já submetidos ao processo de filtragem.

3.3 Agregação com o Programa MODCAR

As informações sobre os patamares de carga são fornecidas aos modelos NEWAVE e DECOMP em valores mensais, o que captura a sazonalidade inerente. Assim, os agrupamentos também foram obtidos para cada mês do ano, a partir de curvas de cargas mensais relativas ao período 2012 a 2017.

Ressalta-se que os atuais procedimentos operacionais do ONS e de contabilização da CCEE são baseados na discretização da carga em três patamares, e que a análise dos agrupamentos apresentada na Seção 3.2 indicou que agrupamentos das curvas mensais de carga de energia em 3, 4 ou 5 patamares são adequados. Diante disso, a CPAMP optou, nesse momento, em adotar os agrupamentos das curvas mensais de carga de energia em 3 patamares.

Dado que o número de patamares está pré-definido, a agregação final será realizada pelo método não-hierárquico K-Means, também implementado no Programa MODCAR. A vantagem deste método, neste caso, conforme mencionado anteriormente, consiste em permitir a avaliação de reagrupamentos durante o seu processo iterativo, o que resulta na maximização da

variabilidade entre os agrupamentos e em uma maior estabilidade dos resultados para diferentes períodos de observação dos dados.

Considerando que as durações dos patamares de carga são iguais para todos os subsistemas, foi utilizada a curva de carga do SIN para realizar o agrupamento. Utilizando o Programa MODCAR, para cada mês do ano, a curva de carga do SIN foi agrupada em 3 patamares, utilizando o método K-Means e, em seguida, desagregada para cada subsistema.

A seguir, são apresentados os resultados obtidos da agregação, assim como os valores dos patamares constantes no *deck* de dados do Modelo NEWAVE, relativos ao PMO de janeiro/2017. Os valores em p.u. estão referenciados à carga média de cada subsistema. As durações estão expressas como a probabilidade de permanência em cada patamar.

Tabela 3.1 - Patamares de carga de janeiro do PMO de janeiro/2017

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	Duração
Pesada	1.0617	1.082	1.0243	1.1137	0.1048
Média	1.0205	1.053	1.1166	1.0865	0.5229
Leve	0.9538	0.9024	0.8294	0.8466	0.3723

Tabela 3.2 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de janeiro de 6 anos (2012 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0453	1.0990	1.1905	1.1415	1.1365	0.3685
Média	1.0027	0.9950	0.9778	0.9905	0.9899	0.3264
Leve	0.9392	0.8876	0.7899	0.8403	0.8459	0.3051

Tabela 3.3 - Patamares de carga de fevereiro do PMO de janeiro/2017

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	Duração
Pesada	1.0578	1.0922	1.0103	1.0923	0.1025
Média	1.0187	1.0537	1.1082	1.0815	0.5171
Leve	0.9591	0.9022	0.8501	0.8644	0.3804

Tabela 3.4 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de fevereiro de 6 anos (2012 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0490	1.1009	1.1755	1.1437	1.1361	0.3650
Média	0.9991	0.9895	0.9819	0.9869	0.9873	0.3174
Leve	0.9400	0.8940	0.8131	0.8496	0.8563	0.3176

Tabela 3.5 - Patamares de carga de março do PMO de janeiro/2017

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	Duração
Pesada	1.0550	1.0882	1.0713	1.1184	0.1089
Média	1.0223	1.0591	1.1074	1.0783	0.5349
Leve	0.9497	0.8844	0.8170	0.8462	0.3562

Tabela 3.6 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de março de 6 anos (2012 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0472	1.0905	1.1804	1.1387	1.1314	0.4274
Média	0.9957	0.9899	0.9667	0.9803	0.9806	0.2469
Leve	0.9384	0.8888	0.7849	0.8343	0.8422	0.3257

Tabela 3.7 - Patamares de carga de abril do PMO de janeiro/2017

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	Duração
Pesada	1.0624	1.0958	1.1565	1.1644	0.0958
Média	1.0287	1.0743	1.1317	1.0947	0.4959
Leve	0.9505	0.8872	0.8034	0.8464	0.4083

Tabela 3.8 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de abril de 6 anos (2012 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0519	1.0968	1.1943	1.1512	1.1418	0.4132
Média	0.9965	0.9930	0.9714	0.9819	0.9831	0.2516
Leve	0.9368	0.8875	0.7788	0.8280	0.8379	0.3352

Tabela 3.9 - Patamares de carga de maio do PMO de janeiro/2017

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	Duração
Pesada	1.0798	1.0926	1.1693	1.1980	0.1048
Média	1.0325	1.0666	1.1189	1.0873	0.5229
Leve	0.9319	0.8804	0.7854	0.8216	0.3723

Tabela 3.10 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de maio de 6 anos (2012 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0547	1.0959	1.1907	1.1502	1.1401	0.4453
Média	0.9847	0.9799	0.9621	0.9756	0.9748	0.2307
Leve	0.9333	0.8829	0.7635	0.8115	0.8253	0.3239

Tabela 3.11 - Patamares de carga de junho do PMO de janeiro/2017

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	Duração
Pesada	1.0770	1.1089	1.1850	1.1939	0.1042
Média	1.0257	1.0628	1.1174	1.0823	0.5208
Leve	0.9428	0.8825	0.7856	0.8318	0.3750

Tabela 3.12 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de junho de 6 anos (2012 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0549	1.0923	1.1914	1.1502	1.1401	0.4463
Média	0.9776	0.9791	0.9649	0.9741	0.9736	0.2389
Leve	0.9385	0.8855	0.7530	0.8073	0.8214	0.3148

Tabela 3.13 - Patamares de carga de julho do PMO de janeiro/2017

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	Duração
Pesada	1.0726	1.1112	1.1881	1.2019	0.1048
Média	1.0262	1.0644	1.1248	1.0831	0.5229
Leve	0.9427	0.8783	0.7718	0.8265	0.3723

Tabela 3.14 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de julho de 6 anos (2012 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0439	1.0899	1.1846	1.1453	1.1348	0.4648
Média	0.9834	0.9779	0.9572	0.9673	0.9686	0.2256
Leve	0.9460	0.8824	0.7522	0.8059	0.8205	0.3096

Tabela 3.15 - Patamares de carga de agosto do PMO de janeiro/2017

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	Duração
Pesada	1.0619	1.1050	1.1617	1.1818	0.1089
Média	1.0246	1.0636	1.1144	1.0795	0.5349
Leve	0.9442	0.8724	0.7787	0.8250	0.3562

Tabela 3.16 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de agosto de 6 anos (2012 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0488	1.0939	1.1809	1.1429	1.1335	0.4655
Média	0.9785	0.9747	0.9565	0.9684	0.9682	0.2285
Leve	0.9401	0.8765	0.7556	0.8068	0.8206	0.3060

Tabela 3.17 - Patamares de carga de setembro do PMO de janeiro/2017

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	Duração
Pesada	1.0622	1.1038	1.1662	1.1684	0.1042
Média	1.0242	1.0678	1.1171	1.0856	0.5208
Leve	0.9490	0.8770	0.7912	0.8343	0.3750

Tabela 3.18 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de setembro de 6 anos (2012 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0543	1.0990	1.1870	1.1491	1.1393	0.4419
Média	0.9847	0.9865	0.9669	0.9765	0.9772	0.2299
Leve	0.9369	0.8779	0.7688	0.8161	0.8284	0.3282

Tabela 3.19 - Patamares de carga de outubro do PMO de janeiro/2017

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	Duração
Pesada	1.0697	1.1005	1.1317	1.1422	0.1009
Média	1.0243	1.0762	1.1323	1.0923	0.5115
Leve	0.9497	0.8733	0.7911	0.8412	0.3876

Tabela 3.20 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de outubro de 6 anos (2012 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0465	1.0936	1.1846	1.1434	1.1342	0.4366
Média	0.9975	0.9881	0.9638	0.9762	0.9778	0.2498
Leve	0.9379	0.8804	0.7696	0.8196	0.8309	0.3136

Tabela 3.21 - Patamares de carga de novembro do PMO de janeiro/2017

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	Duração
Pesada	1.0664	1.0916	1.0682	1.1281	0.1000
Média	1.0191	1.0603	1.1274	1.0906	0.5083
Leve	0.9583	0.8984	0.8172	0.8497	0.3917

Tabela 3.22 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de novembro de 6 anos (2012 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0452	1.0972	1.1865	1.1452	1.1362	0.4104
Média	0.9911	0.9842	0.9712	0.9823	0.9814	0.2660
Leve	0.9484	0.8904	0.7857	0.8309	0.8425	0.3236

Tabela 3.23 - Patamares de carga de dezembro do PMO de janeiro/2017

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	Duração
Pesada	1.0689	1.0944	1.0493	1.1007	0.1008
Média	1.0158	1.0499	1.1080	1.0795	0.5108
Leve	0.9614	0.9098	0.8452	0.8693	0.3884

Tabela 3.24 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de dezembro de 6 anos (2012 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0525	1.1050	1.1981	1.1516	1.1442	0.3358
Média	1.0031	1.0087	0.9987	1.0067	1.0053	0.2982
Leve	0.9497	0.8968	0.8164	0.8562	0.8634	0.3660

3.3.1 Agregação Considerando Restrição de Duração em Um ou Mais Patamares utilizando o Programa MODCAR

Os resultados apresentados anteriormente representam, para cada mês, a melhor forma de agregar os dados horários de carga, já filtrados, em 3 patamares, quando se utiliza as técnicas de agrupamento estatístico implementada no Programa MODCAR.

No entanto, caso se tenha por objetivo não se afastar das durações dos patamares de uma curva de carga agregada pré-existente, pode-se ainda utilizar o Programa MODCAR com o seguinte procedimento:

- Executa-se o Programa MODCAR para produzir uma agregação inicial com um número maior de patamares, i.e, 5, 12 ou 24.
- Em seguida, agrega-se os primeiros patamares até se atingir a restrição da duração desejada para o 1º Patamar.
- Depois, agrega-se os patamares subsequentes até se atingir a restrição da duração desejada para o 2º Patamar.
- Finalmente, faz-se o mesmo para o 3º Patamar.

Este procedimento busca, intrinsecamente, preservar a entropia da curva agregada de referência, dada pela soma, ao longo dos patamares, de $-p \log(p)$, onde p é a duração do patamar. Deve-se observar, entretanto, que uma curva agregada pré-existente pode não corresponder mais à melhor agregação frente aos dados atuais.

Na hipótese de se desejar restringir apenas a duração de algum patamar no entorno de um determinado valor, i.e, restringir o patamar de carga pesada à definição da ANEEL com relação às 3 horas de duração da ponta para efeitos tarifários [22], ainda é possível utilizar o Programa MODCAR. Neste caso, o Programa MODCAR é executado em duas etapas:

-
- A primeira, para produzir uma agregação inicial com um número maior de patamares, e.g., 24.
 - Em seguida, agregam-se os primeiros patamares até se atingir a restrição da duração desejada para o 1º Patamar.
 - Depois, retiram-se dos dados de entrada àqueles relativos a este 1º Patamar, e executa-se novamente o Programa MODCAR para obter a melhor agregação para os $n-1$ patamares restantes.

A agregação dos dados de carga considerando restrição de duração em um ou mais patamares não faz parte do escopo deste relatório. Uma aplicação desta abordagem pode ser encontrada em [23].

3.4 Análise da Estabilidade dos Resultados com o K-Means em relação ao Período de Dados Considerados

Nesta seção é realizada uma análise de sensibilidade da estabilidade das agregações obtidas com a utilização do método K-Means em relação ao período de dados considerado. As Tabelas 3.25 a 3.39 apresentam, para os meses de janeiro, maio e dezembro, os resultados das agregações quando se considera o período de 6 anos de dados horários (2012 a 2017) – já apresentados na Seção 3.3, e os períodos de 5 anos (2013 a 2017 e 2012 a 2016), 4 anos (2012 a 2015) e 3 anos (2012 a 2014). Os resultados para os demais meses encontram-se no Anexo I.

Observa-se, em cada mês do ano, que as agregações calculadas pelo algoritmo K-Means implementado no Programa MODCAR são bastante estáveis com relação à utilização de 6, 5, 4 ou 3 anos de dados horários, fornecendo resultados praticamente idênticos. Verifica-se ainda que as agregações variam de mês a mês, ratificando, portanto, a necessidade de se utilizar curvas de carga de energia mensais, a fim de se capturar a sazonalidade intrínseca aos dados.

Assim, os resultados indicam que parece ser razoável, como política de atualização dos agrupamentos dos dados em curvas de carga mensais de energia, a adoção, de uma janela móvel para os dados horários de carga, de cada mês do ano, com amplitude de 5 anos, utilizando a metodologia proposta neste trabalho.

Tabela 3.25 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de janeiro de 6 anos (2012 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0453	1.0990	1.1905	1.1415	1.1365	0.3685
Média	1.0027	0.9950	0.9778	0.9905	0.9899	0.3264
Leve	0.9392	0.8876	0.7899	0.8403	0.8459	0.3051

Tabela 3.26 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de janeiro de 5 anos (2013 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0470	1.0992	1.1923	1.1396	1.1358	0.3661
Média	1.0015	0.9947	0.9776	0.9894	0.9890	0.3309
Leve	0.9413	0.8888	0.7885	0.8432	0.8479	0.3030

Tabela 3.27 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de janeiro de 5 anos (2012 a 2016)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0452	1.1012	1.1943	1.1435	1.1388	0.3718
Média	1.0035	0.9943	0.9763	0.9892	0.9888	0.3237
Leve	0.9374	0.8862	0.7847	0.8369	0.8426	0.3046

Tabela 3.28 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de janeiro de 4 anos (2012 a 2015)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0454	1.1027	1.1962	1.1453	1.1406	0.3700
Média	1.0024	0.9953	0.9761	0.9909	0.9898	0.3256
Leve	0.9362	0.8841	0.7837	0.8340	0.8400	0.3044

Tabela 3.29 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de janeiro de 3 anos (2012 a 2014)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0426	1.1016	1.1920	1.1440	1.1389	0.3786
Média	1.0032	0.9961	0.9770	0.9936	0.9917	0.3073
Leve	0.9385	0.8856	0.7864	0.8338	0.8407	0.3141

Tabela 3.30 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de maio de 6 anos (2012 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0547	1.0959	1.1907	1.1502	1.1401	0.4453
Média	0.9847	0.9799	0.9621	0.9756	0.9748	0.2307
Leve	0.9333	0.8829	0.7635	0.8115	0.8253	0.3239

Tabela 3.31 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de maio de 5 anos (2013 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0557	1.0958	1.1930	1.1503	1.1403	0.4417
Média	0.9839	0.9803	0.9610	0.9760	0.9749	0.2349
Leve	0.9357	0.8850	0.7631	0.8122	0.8266	0.3234

Tabela 3.32 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de maio de 5 anos (2012 a 2016)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0532	1.0979	1.1921	1.1521	1.1419	0.4438
Média	0.9858	0.9797	0.9613	0.9745	0.9740	0.2323
Leve	0.9361	0.8814	0.7634	0.8101	0.8242	0.3239

Tabela 3.33 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de maio de 4 anos (2012 a 2015)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0544	1.1001	1.1911	1.1522	1.1426	0.4456
Média	0.9853	0.9782	0.9595	0.9724	0.9722	0.2329
Leve	0.9344	0.8787	0.7634	0.8090	0.8225	0.3216

Tabela 3.34 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de maio de 3 anos (2012 a 2014)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0545	1.1013	1.1863	1.1494	1.1407	0.4512
Média	0.9817	0.9758	0.9618	0.9729	0.9721	0.2303
Leve	0.9341	0.8754	0.7630	0.8082	0.8209	0.3185

Tabela 3.35 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de dezembro de 6 anos (2012 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0525	1.1050	1.1981	1.1516	1.1442	0.3358
Média	1.0031	1.0087	0.9987	1.0067	1.0053	0.2982
Leve	0.9497	0.8968	0.8164	0.8562	0.8634	0.3660

Tabela 3.36 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de dezembro de 5 anos (2013 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0529	1.1024	1.1941	1.1478	1.1406	0.3414
Média	0.9992	1.0060	0.9972	1.0059	1.0039	0.2984
Leve	0.9537	0.8986	0.8156	0.8552	0.8636	0.3602

Tabela 3.37 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de dezembro de 5 anos (2012 a 2016)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0542	1.1073	1.1978	1.1519	1.1449	0.3417
Média	1.0005	1.0049	0.9924	1.0025	1.0009	0.3027
Leve	0.9482	0.8932	0.8140	0.8525	0.8600	0.3556

Tabela 3.38 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de dezembro de 4 anos (2012 a 2015)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0573	1.1133	1.2094	1.1584	1.1520	0.3269
Média	1.0036	1.0091	0.9957	1.0064	1.0048	0.3071
Leve	0.9462	0.8917	0.8143	0.8535	0.8602	0.3659

Tabela 3.39 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de dezembro de 3 anos (2012 a 2014)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0612	1.1149	1.2078	1.1617	1.1547	0.3356
Média	0.9995	1.0069	0.9890	1.0035	1.0012	0.3015
Leve	0.9453	0.8893	0.8140	0.8479	0.8560	0.3629

4. Definição dos Perfis Típicos Diários de Carga dos Subsistemas para cada Mês do Ano

Atualmente, nas atividades de planejamento da expansão, planejamento da operação de médio e curto prazos, e formação de preço de liquidação de diferenças, as curvas de carga dos subsistemas são representadas por meio de três patamares de carga de energia mensal, cujas durações são as mesmas para cada subsistema, conforme estabelecido no Submódulo 5.6 dos Procedimentos de Rede [24]. Adicionalmente, são definidos, para cada patamar, os horários de sua ocorrência para dois grupos de dias típicos: segunda-feira a sábado; e domingos e feriados. Ressalta-se que estes intervalos são iguais para todos os meses do ano, à exceção da distinção do horário de verão – vide Tabela 4.1.

Tabela 4.1 - Intervalos horários dos patamares de carga de energia [24].

Patamar de carga	Sem horário de verão		Com horário de verão	
	2ª feira a Sábado	Dom/Fer	2ª feira a Sábado	Dom/Fer
Pesada	18 às 21 h	-	19 às 22 h	-
Média	07 às 18 h 21 às 24 h	17 às 22 h	07 às 19 h 22 às 24h	18 às 23 h
Leve	00 às 07 h	00 às 17 h 22 às 24 h	00 às 07 h	00 às 18 h 23 às 24 h

Neste sentido, também é possível, após a realização da agregação dos dados de carga pelo Programa MODCAR, a obtenção de perfis típicos diários, com os respectivos horários de ocorrência de cada um dos patamares. Para isso será utilizado um algoritmo desenvolvido para este fim e apresentado na Seção 4.1.

Dado que ficou evidenciado que as agregações obtidas na Seção 3 são distintas para cada mês do ano, torna-se relevante, ao contrário da prática atual, que estes perfis típicos diários também capturem a sazonalidade intrínseca aos dados e sejam distintos mensalmente.

Tanto o *dendrograma* do processo de agrupamento quanto o percentual da inércia entre as classes (BSS) na inércia total dos dados (TSS) indicaram que um número adequado de agrupamentos para representar os dados analisados, em cada mês, se situa entre 3 e 5 patamares, sendo que a CPAMP decidiu, neste momento, considerar 3 patamares. Assim, o algoritmo desenvolvido para a obtenção dos perfis típicos diários será descrito para o caso de 3 patamares. No entanto, este procedimento para o pós-processamento dos resultados do Programa MODCAR pode ser estendido para quaisquer números de agrupamentos.

Ainda, para efeito de construção de perfis típicos diários, atualmente as cargas de energia relativas aos sábados são agregadas junto aquelas dos dias úteis. Em decorrência, a Seção 4.4 descreve a análise realizada com relação a melhor forma de se considerar as cargas de energia relativas aos sábados, i.e., junto às cargas dos dias úteis ou aos dos domingos e feriados, concluindo que os sábados devem ficar junto aos domingos e feriados. Desta forma, a aplicação do algoritmo de pós-processamento desenvolvido considerará esta mudança de alocação das cargas de energia dos sábados, e os perfis típicos diários de carga de energia, para cada subsistema e mês do ano, considerando ainda horário normal e horário de verão, estão apresentados na Seção 4.2.

Finalmente, após a definição dos intervalos horários dos patamares de carga de energia, de cada perfil típico diário, torna-se necessário calcular as durações e profundidades (p.u.) associadas. A Seção 4.3 descreve o procedimento utilizado e apresenta os seus valores finais.

Os perfis diários de carga de energia, com os respectivos intervalos horários dos patamares, obtidos pelo procedimento de pós-processamento proposto neste relatório, são, então, utilizados em conjunto com as informações das variáveis de calendário (número de dias úteis e número de sábados/domingos/feriados) do período de estudo. Dessa forma, verifica-se quantos dias de cada mês estarão nos perfis Tipo 1 ou 2, no caso do Modelo NEWAVE, ou quantos dias de cada semana estarão nos perfis Tipo 1 ou 2, no caso do Modelo DECOMP, para a obtenção final da curva de carga de energia (durações e profundidades em p.u. da carga média) a ser efetivamente utilizada no estudo.

4.1 Algoritmo para o Pós-Processamento do Programa MODCAR

Após a realização da agregação dos dados de carga, e.g., em 3 patamares, o Programa MODCAR também fornece as seguintes informações:

- a curva de carga cronológica original;
- outra curva cronológica com a substituição dos valores originais (em pu) pelos patamares agregados (em pu).

Com base nestas informações e nas variáveis de calendário é possível realizar um pós-processamento para a obtenção dos perfis típicos diários de carga de energia, identificados, agora, como:

- Tipo 1: segunda a sexta-feira
- Tipo 2: sábado, domingos e feriados

Estes perfis são ainda classificados em dois períodos: com e sem horário de verão.

O procedimento de pós-processamento proposto neste relatório emprega duas condições de contorno:

- a duração do patamar de carga pesada deverá respeitar, sempre que possível, a duração indicada pela agregação do Programa MODCAR;
- a duração do patamar de carga pesada deve ser, preferencialmente, unimodal, i.e., as horas de ponta devem ocorrer em um intervalo contínuo.

Inicialmente, para cada hora de cada dia que compõe um determinado perfil diário, são calculadas duas distribuições de frequências:

- dos valores em p.u. da carga de energia; e
- de suas alocações nos patamares agregados fornecidos pelo Programa MODCAR.

A partir destas distribuições de frequências, são calculadas as seguintes estatísticas:

- a *mediana* dos valores em pu da carga de energia; e
- a *moda* de suas alocações nos patamares agregados fornecidos pelo Programa MODCAR.

Em um determinado perfil diário, o patamar de carga pesada, será composto da seguinte forma:

- inicialmente, pelas horas nas quais a *mediana* da carga é maior ou igual ao valor em pu do patamar de carga pesada da agregação resultante do Programa MODCAR;
- em caso de descontinuidade dessas horas de carga, são escolhidas horas intermediárias, desde que a *moda* de suas alocações as posicionem no patamar de carga pesada da agregação do Programa MODCAR;
- caso o número de horas assim obtido seja inferior ao indicado pela agregação do Programa MODCAR para o patamar pesado, selecionam-se horas adjacentes que atendam à condição da *moda*, obedecendo a ordem decrescente de suas *medianas*.

Eventualmente, de acordo com a forma das distribuições de frequências, pode ser razoável considerar também durações para o patamar de carga pesada bi- ou tri-modais, procurando respeitar ainda a duração indicada pela agregação do Programa MODCAR. Há de se analisar, entretanto, eventuais efeitos tarifários decorrentes antes da tomada de decisão.

Por sua vez, o patamar de carga leve, em um determinado perfil diário, será composto pelas horas nas quais a *mediana* da carga seja inferior ao valor em p.u. do patamar médio da agregação do Programa MODCAR.

Finalmente, em um determinado perfil diário, o patamar de carga média, será composto pelas horas não classificadas anteriormente como pertencentes aos patamares de carga pesada e leve.

Para viabilizar a implementação pragmática do procedimento para obtenção dos perfis típicos diários de carga, descrito anteriormente, é proposto ainda neste relatório a construção de gráficos especiais, denominados *loadplots*. Os *loadplots* permitem combinar técnicas estatísticas para a análise de agrupamento e a análise exploratória de dados (*Exploratory Data Analysis – EDA*) por meio do mapeamento, em um mesmo gráfico, de *boxplots* para cada hora do dia em conjunto com os níveis agregados da curva de carga.

4.2 Perfis Típicos Diários de Carga de Energia Obtidos

As Figuras 4.1 a 4.14 apresentam, para cada mês do ano, os *loadplots* e os perfis típicos diários de carga obtidos pelo pós-processamento dos resultados da agregação em 3 patamares realizada pelo Programa MODCAR e utilizando a metodologia proposta. As observações classificadas em cada *cluster* são identificadas pelas cores vermelho, verde e azul. Adicionalmente, as Tabelas 4.2 a 4.13 apresentam os resultados para os intervalos horários dos patamares de carga de energia de cada perfil típico, para janeiro a dezembro.

Vale ressaltar que, para os meses de fevereiro e outubro, foi necessário realizar o pós-processamento, separadamente, para os dados que constituem o horário normal e o horário de verão.

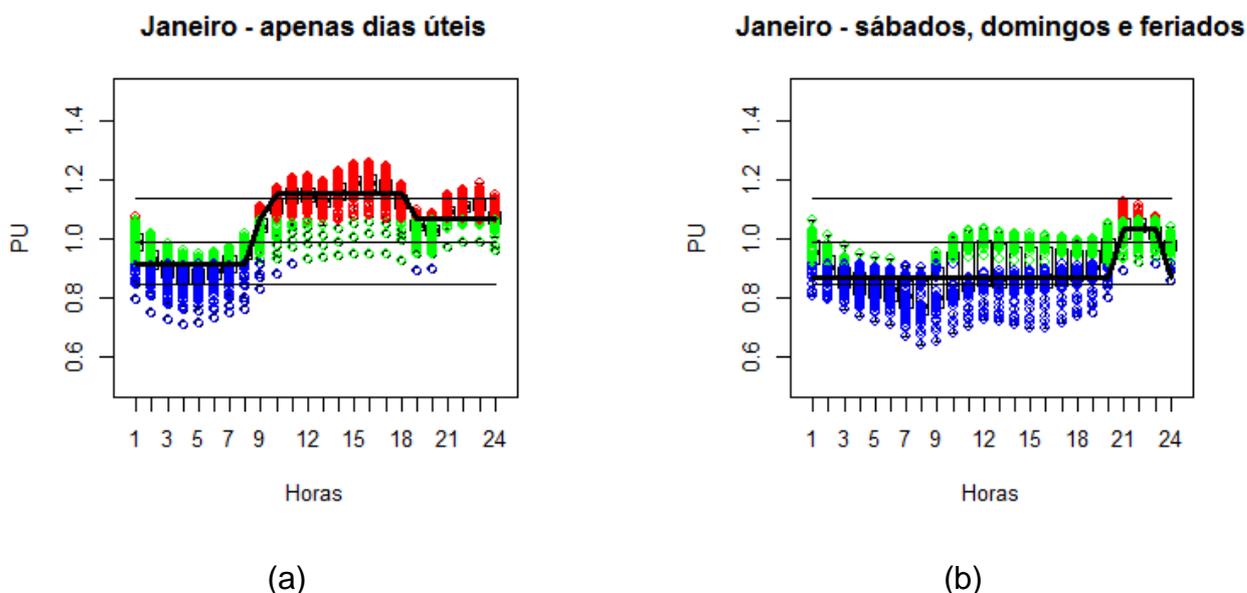
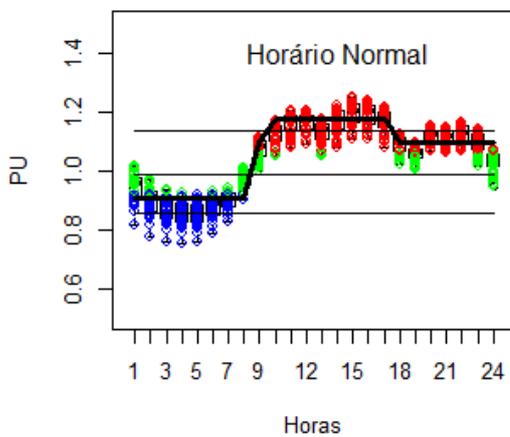


Figura 4.1 – *Loadplots* e Perfis diários de carga obtidos pelo pós-processamento dos resultados da agregação em 3 patamares para janeiro: (a) tipo 1; (b) tipo 2.

Tabela 4.2 - Intervalos horários dos patamares de carga obtidos pelo pós-processamento para janeiro.

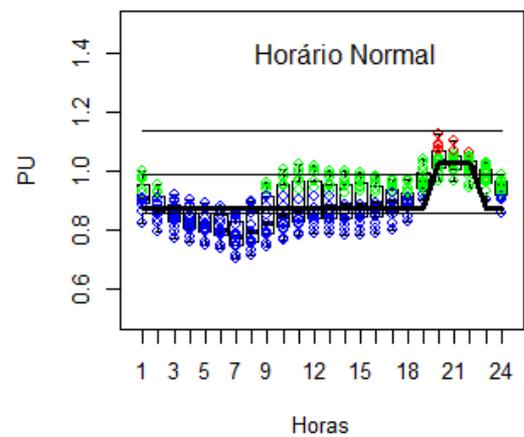
Patamar de Carga	Sem Horário de Verão		Com Horário de Verão	
	2ª a 6ª feira	Sábado/ Domingo/Feriado	2ª a 6ª feira	Sábado/ Domingo/Feriado
Pesada	-	-	09h00-18h00	-
Média	-	-	08h00-09h00 18h00-24h00	20h00-23h00
Leve	-	-	00h00-08h00	00h00-20h00 23h00-24h00

Fevereiro - apenas dias úteis



(a)

Fevereiro - sábados, domingos e feriados



(b)

Figura 4.2 – Loadplots e Perfis diários de carga obtidos pelo pós-processamento dos resultados da agregação em 3 patamares para fevereiro no *horário normal*: (a) tipo 1; (b) tipo 2.

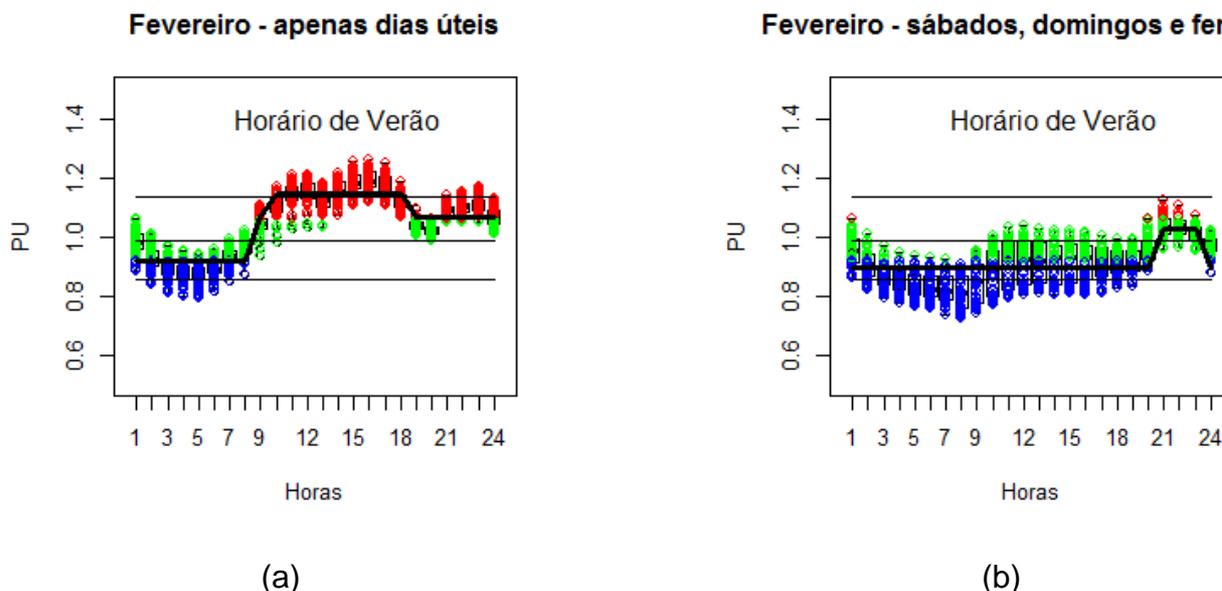


Figura 4.3 – Loadplots e Perfis diários de carga obtidos pelo pós-processamento dos resultados da agregação em 3 patamares para fevereiro no *horário verão*: (a) tipo 1; (b) tipo 2.

Tabela 4.3 - Intervalos horários dos patamares de carga obtidos pelo pós-processamento para fevereiro.

Patamar de Carga	Sem Horário de Verão		Com Horário de Verão	
	2ª a 6ª feira	Sábado/ Domingo/Feriado	2ª a 6ª feira	Sábado/ Domingo/Feriado
Pesada	09h00-17h00	-	09h00-18h00	-
Média	08h00-09h00 17h00-24h00	19h00-22h00	08h00-09h00 18h00-24h00	20h00-23h00
Leve	00h00-08h00	00h00-19h00 22h00-24h00	00h00-08h00	00h00-20h00 23h00-24h00

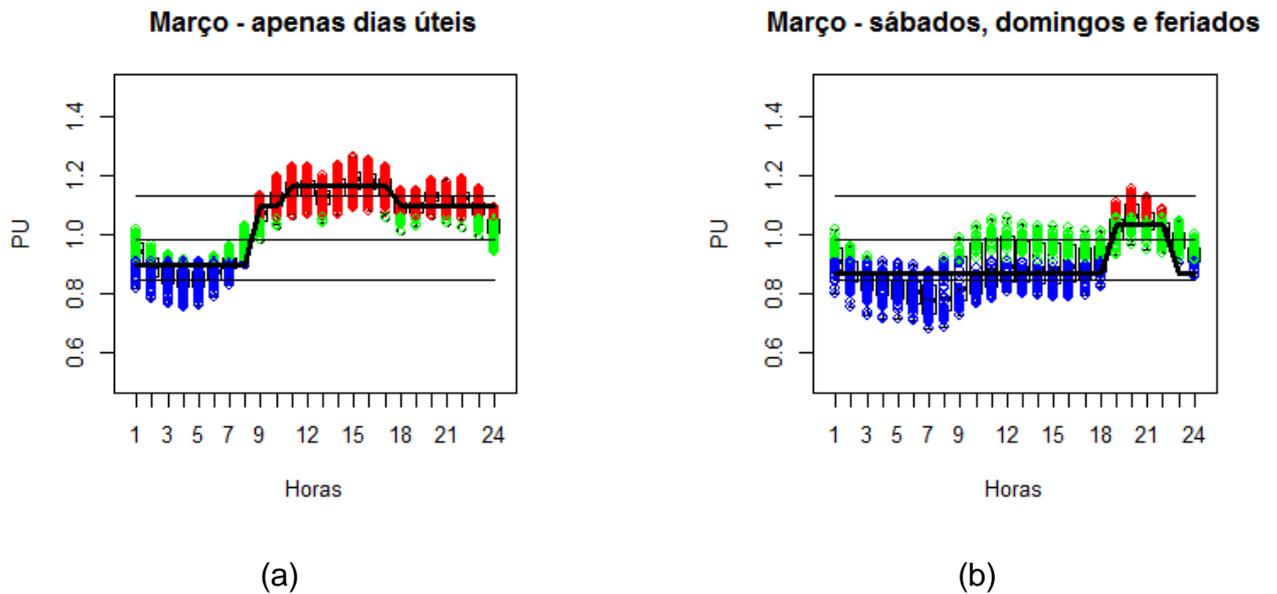


Figura 4.4 – Loadplots e Perfis diários de carga obtidos pelo pós-processamento dos resultados da agregação em 3 patamares para março: (a) tipo 1; (b) tipo 2.

Tabela 4.4 - Intervalos horários dos patamares de carga obtidos pelo pós-processamento para março.

Patamar de Carga	Sem Horário de Verão		Com Horário de Verão	
	2ª a 6ª feira	Sábado/ Domingo/Feriado	2ª a 6ª feira	Sábado/ Domingo/Feriado
Pesada	10h00-17h00	-	-	-
Média	08h00-10h00 17h00-24h00	18h00-22h00	-	-
Leve	00h00-08h00	00h00-18h00 22h00-24h00	-	-

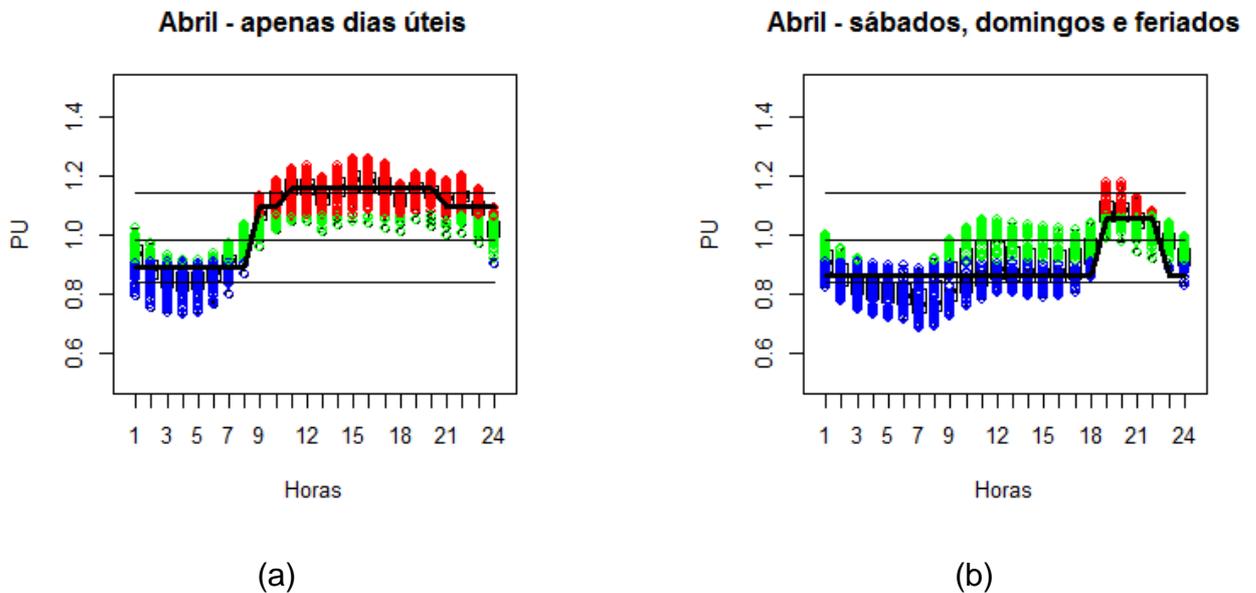


Figura 4.5 – Loadplots e Perfis diários de carga obtidos pelo pós-processamento dos resultados da agregação em 3 patamares para abril: (a) tipo 1; (b) tipo 2.

Tabela 4.5 - Intervalos horários dos patamares de carga obtidos pelo pós-processamento para abril.

Patamar de Carga	Sem Horário de Verão		Com Horário de Verão	
	2ª a 6ª feira	Sábado/ Domingo/ Feriado	2ª a 6ª feira	Sábado/ Domingo/ Feriado
Pesada	10h00-20h00	-	-	-
Média	08h00-10h00 20h00-24h00	18h00-22h00	-	-
Leve	00h00-08h00	00h00-18h00 22h00-24h00	-	-

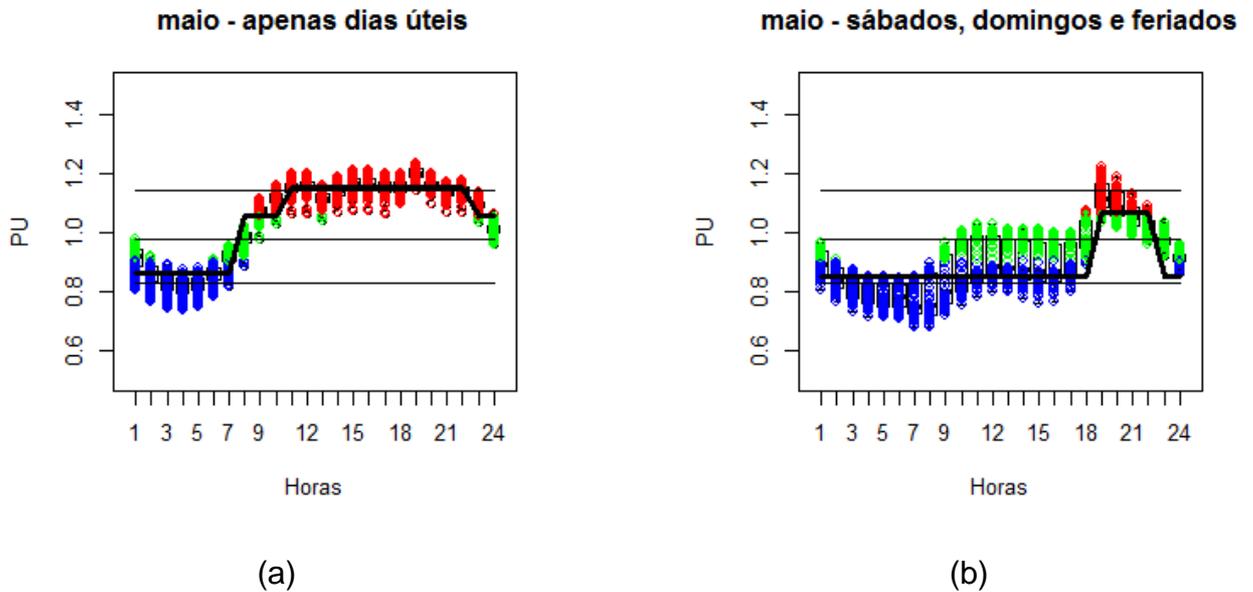


Figura 4.6 – Loadplots e Perfis diários de carga obtidos pelo pós-processamento dos resultados da agregação em 3 patamares para maio: (a) tipo 1; (b) tipo 2.

Tabela 4.6 - Intervalos horários dos patamares de carga obtidos pelo pós-processamento para maio

Patamar de Carga	Sem Horário de Verão		Com Horário de Verão	
	2ª a 6ª feira	Sábado/ Domingo/Feriado	2ª a 6ª feira	Sábado/ Domingo/Feriado
Pesada	10h00-22h00	-	-	-
Média	07h00-10h00 22h00-24h00	18h00-22h00	-	-
Leve	00h00-07h00	00h00-18h00 22h00-24h00	-	-

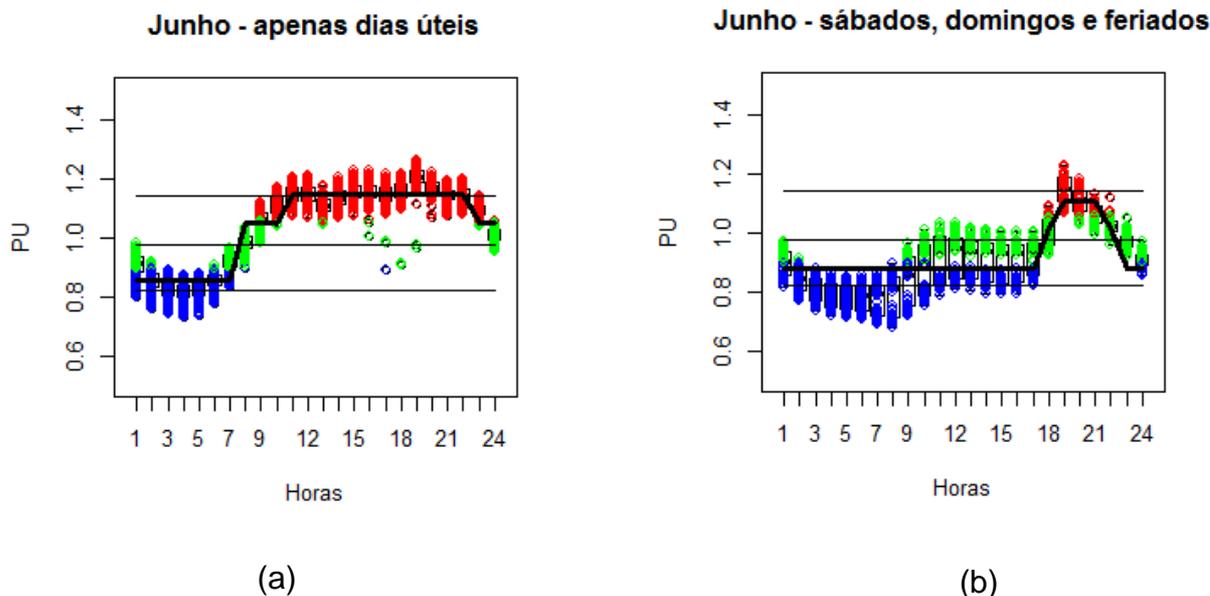


Figura 4.7 – Loadplots e Perfis diários de carga obtidos pelo pós-processamento dos resultados da agregação em 3 patamares para junho: (a) tipo 1; (b) tipo 2.

Tabela 4.7 - Intervalos horários dos patamares de carga obtidos pelo pós-processamento para junho.

Patamar de Carga	Sem Horário de Verão		Com Horário de Verão	
	2ª a 6ª feira	Sábado/ Domingo/Feriado	2ª a 6ª feira	Sábado/ Domingo/Feriado
Pesada	10h00-22h00	-	-	-
Média	07h00-10h00 22h00-24h00	17h00-22h00	-	-
Leve	00h00-07h00	00h00-17h00 22h00-24h00	-	-

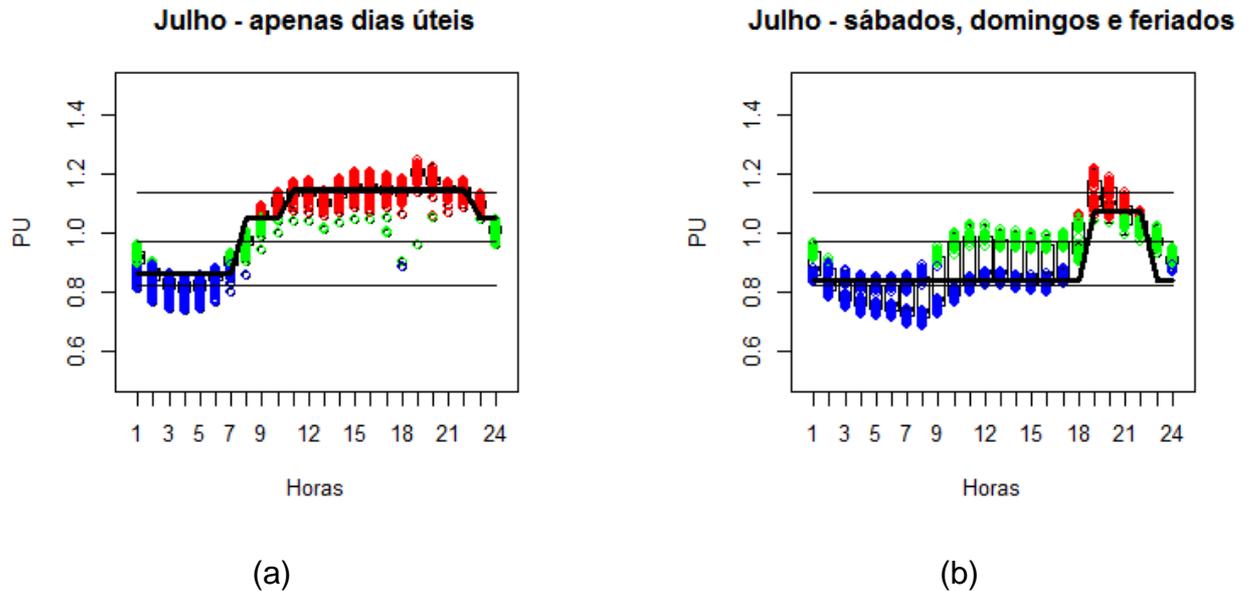


Figura 4.8 – Loadplots e Perfis diários de carga obtidos pelo pós-processamento dos resultados da agregação em 3 patamares para julho: (a) tipo 1; (b) tipo 2.

Tabela 4.8 - Intervalos horários dos patamares de carga obtidos pelo pós-processamento para julho.

Patamar de Carga	Sem Horário de Verão		Com Horário de Verão	
	2ª a 6ª feira	Sábado/ Domingo/Feriado	2ª a 6ª feira	Sábado/ Domingo/Feriado
Pesada	10h00-22h00	-	-	-
Média	07h00-10h00 22h00-24h00	18h00-22h00	-	-
Leve	00h00-07h00	00h00-18h00 22h00-24h00	-	-

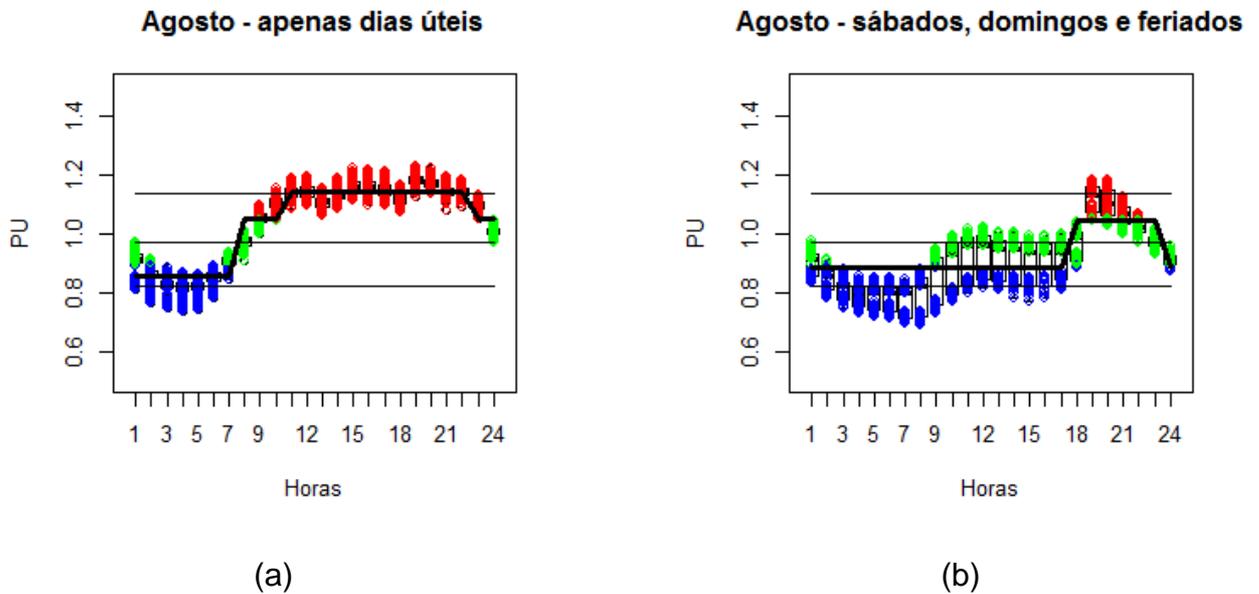


Figura 4.9 – Loadplots e Perfis diários de carga obtidos pelo pós-processamento dos resultados da agregação em 3 patamares para agosto: (a) tipo 1; (b) tipo 2.

Tabela 4.9 - Intervalos horários dos patamares de carga obtidos pelo pós-processamento para agosto

Patamar de Carga	Sem Horário de Verão		Com Horário de Verão	
	2ª a 6ª feira	Sábado/ Domingo/Feriado	2ª a 6ª feira	Sábado/ Domingo/Feriado
Pesada	10h00-22h00	-	-	-
Média	07h00-10h00 22h00-24h00h	17h00-23h00	-	-
Leve	00h00-07h00	00h00-17h00 23h00-24h00	-	-

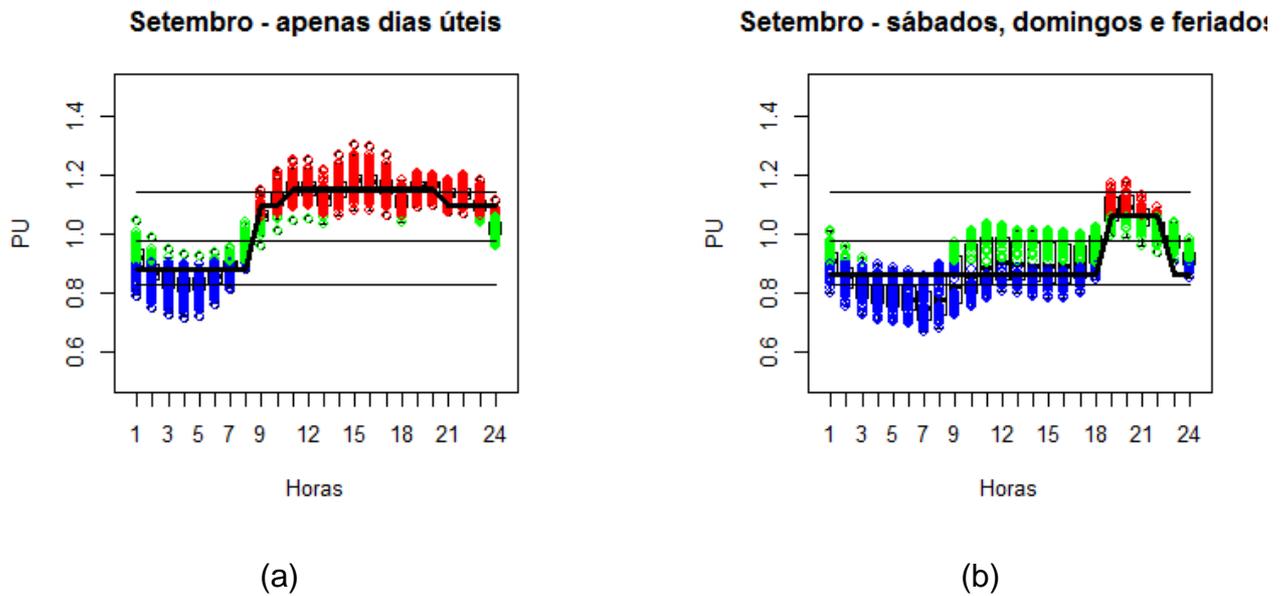


Figura 4.10 – Loadplots e Perfis diários de carga obtidos pelo pós-processamento dos resultados da agregação em 3 patamares para setembro: (a) tipo 1; (b) tipo 2.

Tabela 4.10 - Intervalos horários dos patamares de carga obtidos pelo pós-processamento para setembro.

Patamar de Carga	Sem Horário de Verão		Com Horário de Verão	
	2ª a 6ª feira	Sábado/ Domingo/Feriado	2ª a 6ª feira	Sábado/ Domingo/Feriado
Pesada	10h00-20h00	-	-	-
Média	08h00-10h00 20h00-24h00	18h00-22h00	-	-
Leve	00h00-08h00	00h00-18h00 22h00-24h00	-	-

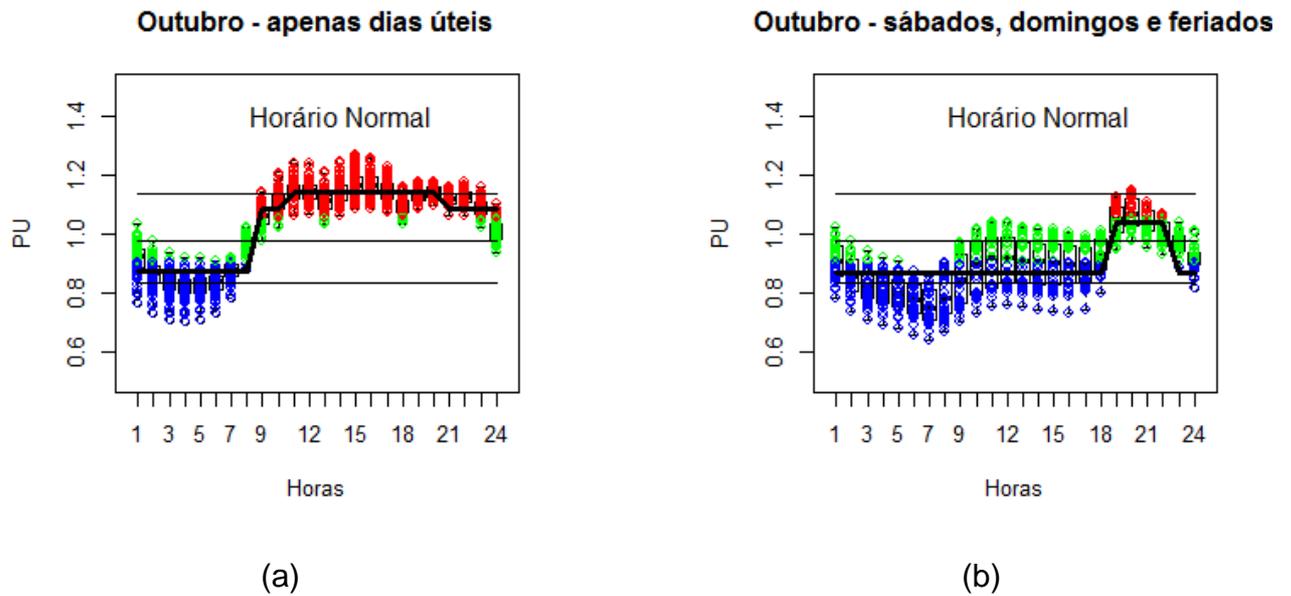


Figura 4.11 – *Loadplots* e Perfis diários de carga obtidos pelo pós-processamento dos resultados da agregação em 3 patamares para outubro no *horário normal*: (a) tipo 1; (b) tipo 2.

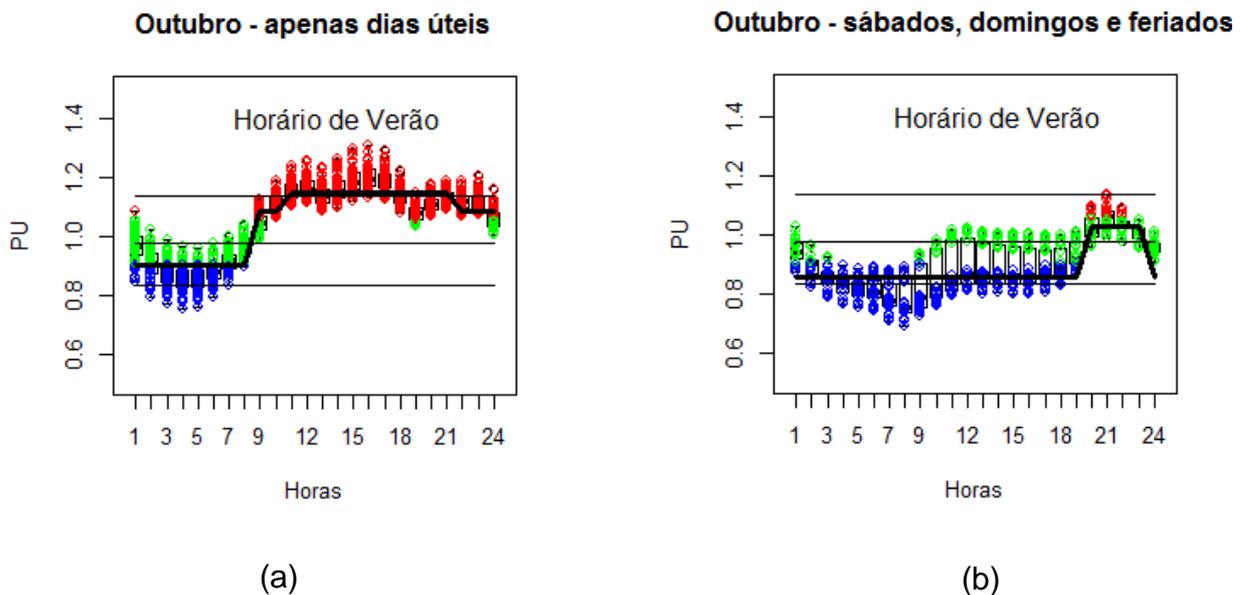
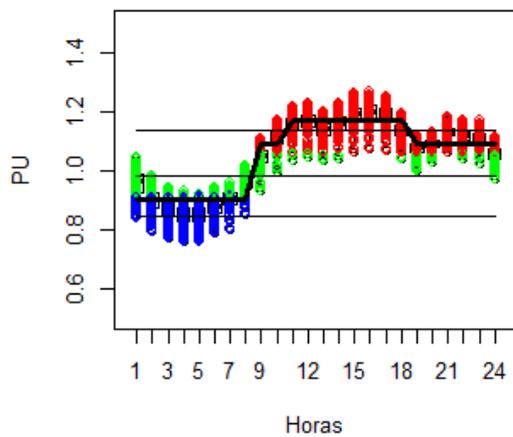


Figura 4.12 – *Loadplots* e Perfis diários de carga obtidos pelo pós-processamento dos resultados da agregação em 3 patamares para outubro no *horário de verão*: (a) tipo 1; (b) tipo 2.

Tabela 4.11 - Intervalos horários dos patamares de carga obtidos pelo pós-processamento para outubro.

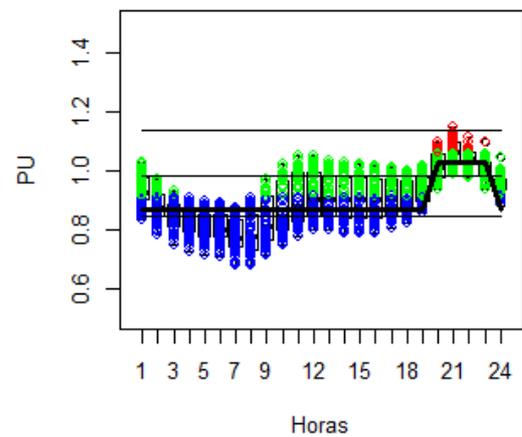
Patamar de Carga	Sem Horário de Verão		Com Horário de Verão	
	2ª a 6ª feira	Sábado/ Domingo/ Feriado	2ª a 6ª feira	Sábado/ Domingo/ Feriado
Pesada	10h00-20h00	-	10h00-21h00	-
Média	08h00-10h00 20h00-24h00	18h00-22h00	08h00-10h00 21h00-24h00	19h00-23h00
Leve	00h00-08h00	00h00-18h00 22h00-24h00	00h00-08h00	00h00-19h00 23h00-24h00

Novembro - apenas dias úteis



(a)

Novembro - sábados, domingos e feriado



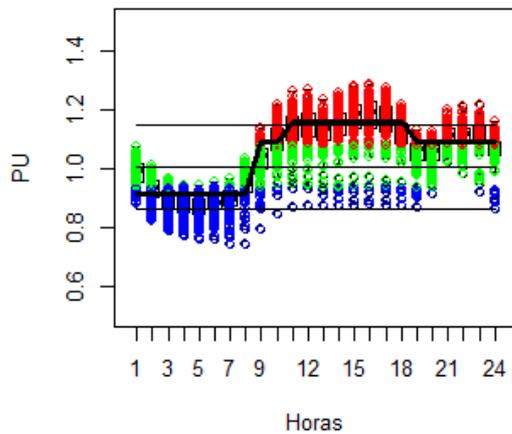
(b)

Figura 4.13 – Loadplots e Perfis diários de carga obtidos pelo pós-processamento dos resultados da agregação em 3 patamares para novembro: (a) tipo 1; (b) tipo 2.

Tabela 4.12 - Intervalos horários dos patamares de carga obtidos pelo pós-processamento para novembro.

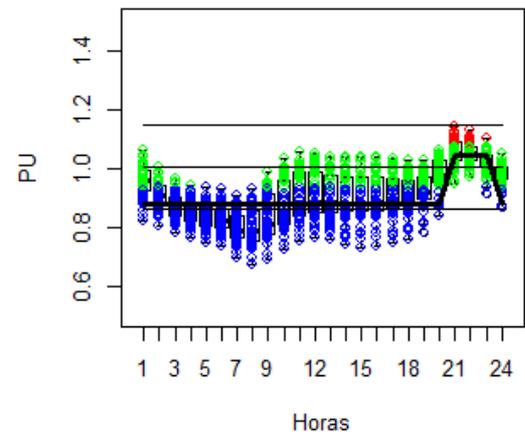
Patamar de Carga	Sem Horário de Verão		Com Horário de Verão	
	2ª a 6ª feira	Sábado/ Domingo/Feriado	2ª a 6ª feira	Sábado/ Domingo/Feriado
Pesada	-	-	10h00-18h00	-
Média	-	-	08h00-10h00 18h00-24h00	19h00-23h00
Leve	-	-	00h00-08h00	00h00-19h00 23h00-24h00

Dezembro - apenas dias úteis



(a)

Dezembro - sábados, domingos e feriado



(b)

Figura 4.14 – Loadplots e Perfis diários de carga obtidos pelo pós-processamento dos resultados da agregação em 3 patamares para dezembro: (a) tipo 1; (b) tipo 2.

Tabela 4.13 - Intervalos horários dos patamares de carga obtidos pelo pós-processamento para dezembro.

Patamar de Carga	Sem Horário de Verão		Com Horário de Verão	
	2ª a 6ª feira	Sábado/ Domingo/Feriado	2ª a 6ª feira	Sábado/ Domingo/Feriado
Pesada	-	-	10h00-18h00	-
Média	-	-	08h00-10h00 18h00-24h00	20h00-23h00
Leve	-	-	00h00-08h00	00h00-20h00 23h00-24h00

4.3 Determinação das Profundidades e Durações dos Patamares de Carga de Energia associados aos Perfis Típicos Diários Obtidos

Após a definição dos perfis típicos diários de carga de energia, para cada subsistema e para cada mês do ano, os valores das profundidades e durações associadas podem ser calculados, e.g., com base no histórico de dados utilizados nas fases anteriores da metodologia proposta. O seguinte procedimento foi utilizado:

- as *durações* dos patamares foram determinadas identificando-se o número de horas referente à cada patamar de carga (soma das horas dos dias úteis - tipo 1, e dos sábados, domingos e feriados - tipo 2) e dividindo-os pelo total de horas do mês nos anos do histórico considerado;
- as *profundidades* dos patamares foram calculadas, para cada patamar, através das médias das cargas em p.u. nas horas do respectivo patamar nos dias do tipo 1 e do tipo 2.

As Tabelas 4.14 a 4.25 apresentam os valores obtidos para as profundidades e durações associadas aos perfis típicos diários de carga de energia, para cada subsistema e para cada mês do ano, considerando os 6 anos do histórico de carga horária (2012 a 2017).

Tabela 4.14 – Profundidades e durações dos patamares de carga atualizadas para janeiro.

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0423	1.1084	1.2212	1.1478	1.1469	0.2601
Média	1.0357	1.0479	1.0590	1.0708	1.0626	0.2406
Leve	0.9607	0.9205	0.8564	0.8889	0.8933	0.4993

Tabela 4.15 – Profundidades e durações dos patamares de carga atualizadas para fevereiro.

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0466	1.1144	1.2234	1.1574	1.1547	0.2377
Média	1.0413	1.0542	1.0570	1.0737	1.0655	0.2441
Leve	0.9592	0.9220	0.8707	0.8931	0.8982	0.5181

Tabela 4.16 – Profundidades e durações dos patamares de carga atualizadas para março.

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0517	1.1139	1.2385	1.1616	1.1590	0.2007
Média	1.0422	1.0635	1.0969	1.0897	1.0833	0.3100
Leve	0.9521	0.9130	0.8407	0.8768	0.8820	0.4892

Tabela 4.17 – Profundidades e durações dos patamares de carga atualizadas para abril.

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0566	1.1022	1.2214	1.1599	1.1528	0.2778
Média	1.0448	1.0704	1.0938	1.0866	1.0819	0.2222
Leve	0.9487	0.9119	0.8353	0.8727	0.8787	0.5000

Tabela 4.18 – Profundidades e durações dos patamares de carga atualizadas para maio.

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0631	1.1007	1.2058	1.1629	1.1516	0.3414
Média	1.0180	1.0472	1.0857	1.0586	1.0579	0.1951
Leve	0.9459	0.9059	0.8124	0.8554	0.8640	0.4635

Tabela 4.19 – Profundidades e durações dos patamares de carga atualizadas para junho.

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0610	1.0929	1.2047	1.1613	1.1494	0.3444
Média	1.0083	1.0440	1.0853	1.0571	1.0558	0.2083
Leve	0.9491	0.9079	0.8026	0.8491	0.8589	0.4472

Tabela 4.20 – Profundidades e durações dos patamares de carga atualizadas para julho.

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0497	1.0927	1.1993	1.1570	1.1450	0.3575
Média	1.0127	1.0450	1.0871	1.0545	1.0551	0.1965
Leve	0.9546	0.9058	0.8018	0.8501	0.8595	0.4460

Tabela 4.21 – Profundidades e durações dos patamares de carga atualizadas para agosto.

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0585	1.0984	1.1956	1.1554	1.1448	0.3575
Média	1.0059	1.0387	1.0637	1.0460	1.0444	0.2202
Leve	0.9474	0.8965	0.8011	0.8445	0.8542	0.4223

Tabela 4.22 – Profundidades e durações dos patamares de carga atualizadas para setembro.

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0567	1.1069	1.2119	1.1617	1.1523	0.2870
Média	1.0445	1.0684	1.1068	1.0926	1.0870	0.2241
Leve	0.9463	0.9059	0.8266	0.8626	0.8707	0.4889

Tabela 4.23 – Profundidades e durações dos patamares de carga atualizadas para outubro.

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0496	1.1042	1.2060	1.1521	1.1448	0.3047
Média	1.0357	1.0578	1.0953	1.0806	1.0757	0.2115
Leve	0.9532	0.9091	0.8287	0.8690	0.8757	0.4839

Tabela 4.24 – Profundidades e durações dos patamares de carga atualizadas para novembro.

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0532	1.1240	1.2405	1.1668	1.1631	0.2222
Média	1.0316	1.0570	1.0929	1.0869	1.0784	0.2778
Leve	0.9588	0.9133	0.8415	0.8776	0.8840	0.5000

Tabela 4.25 – Profundidades e durações dos patamares de carga atualizadas para dezembro.

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0388	1.1052	1.2038	1.1457	1.1406	0.2276
Média	1.0295	1.0523	1.0822	1.0817	1.0728	0.2672
Leve	0.9669	0.9250	0.8647	0.8911	0.8981	0.5052

4.4 Análise da Consideração dos Sábados junto aos Dias Úteis ou aos Domingos e Feriados

Conforme já mencionado, atualmente os perfis típicos diários são construídos agregando-se as cargas de energia relativas aos sábados em conjunto com as dos dias úteis. Nesta seção é analisada se, com os dados atuais, esta forma de agregação ainda permanece válida, ou se

seria mais adequado considerar os dados dos sábados junto às cargas dos domingos e feriados, redefinindo, em consequência, a composição dos dias da semana nos perfis diários tipos 1 e 2.

Esta análise foi realizada para todos os meses do ano, sendo que nesta seção são apresentados os resultados para o mês de fevereiro, e no Anexo II consta os resultados para os demais meses. Para isso, o algoritmo desenvolvido para a obtenção dos perfis típicos diários descrito na Seção 4.1 foi aplicado e foram obtidos quatro *loadplots* distintos: (i) dias úteis e sábados; (ii) domingos e feriados; (iii) dias úteis; e (iv) sábados, domingos e feriados. No caso dos meses de fevereiro (e também de outubro), estes *loadplots* ainda foram obtidos nas condições de horário de verão (Figura 4.15) e horário normal (Figura 4.16).

Verifica-se na Figura 4.15 (a) que, quando as cargas dos sábados são agrupadas junto com as cargas dos dias úteis, surge um hiato entre os valores de carga das horas de ponta, e um número razoável de valores de carga que poderiam até ser classificadas como patamar médio. A razão é que os montantes de carga dos sábados, para estes horários, são inferiores àqueles dos dias úteis, o que sugere a retirada dos sábados do conjunto formado pelos dias úteis; quando isto ocorre , i.e., o tipo 1 passa a conter apenas dias úteis-Figura 4.15 (c), este hiato desaparece. Por outro lado, quando se compara o tipo 2 nas duas situações, i.e., domingos e feriados com e sem os sábados – Figuras 4.15 (b) e (d), não há os hiatos relatados nem há valores de carga que deveriam ser classificados como patamar pesado. Assim, conclui-se que os dados dos sábados deveriam ficar junto aos dos domingos e feriados.

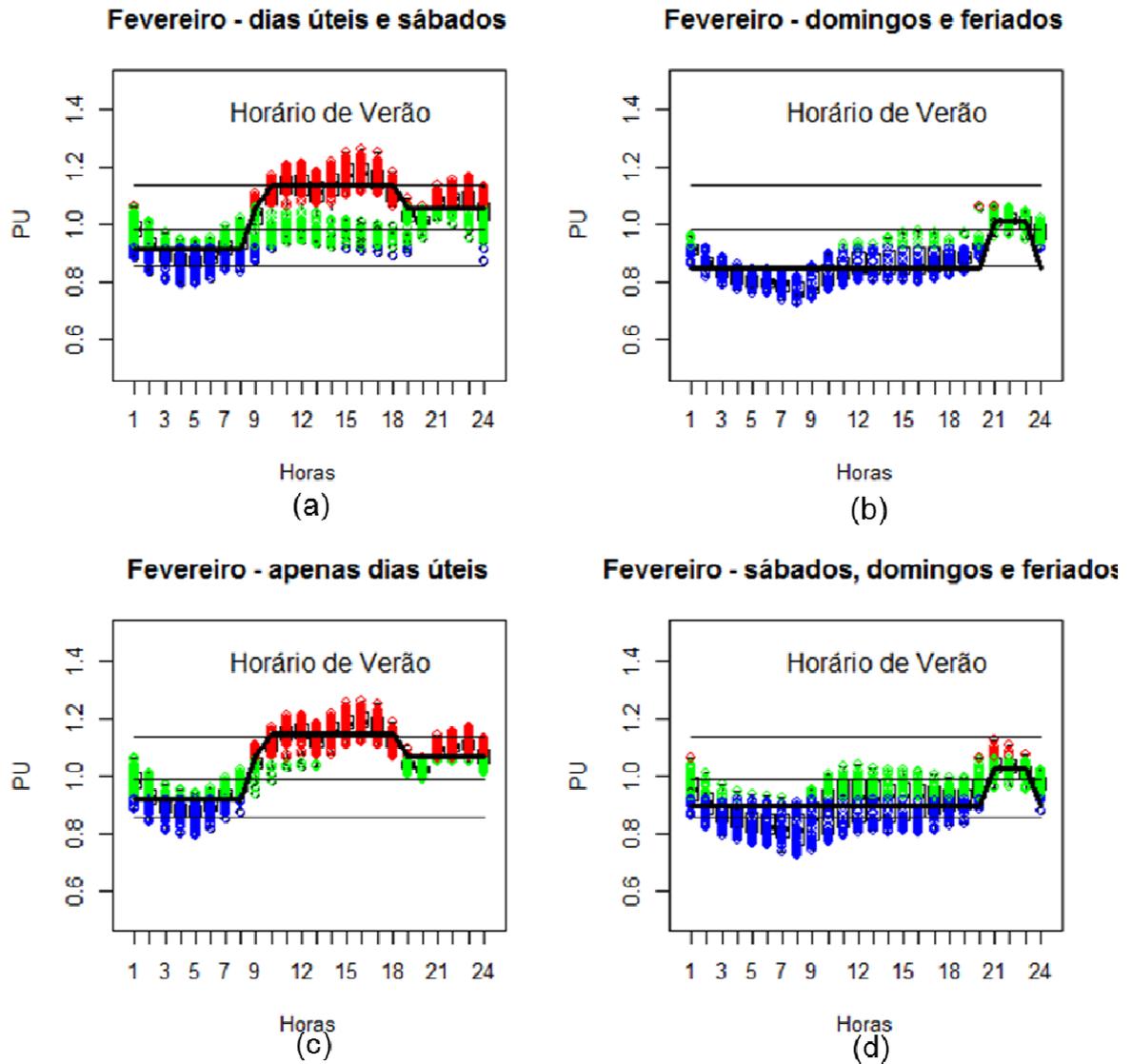


Figura 4.15 – Análise da alocação dos sábados junto aos dias úteis ou aos domingos e feriados – mês fevereiro – horário de verão

A mesma conclusão é estabelecida quando se analisa o mês de fevereiro na condição de horário normal, e também, em grau maior ou menor, os demais meses do ano. Desta forma, a melhor forma de alocar as cargas horárias de energia dos sábados é junto com as dos domingos e feriados, resultando na redefinição dos tipos 1 e 2 dos perfis típicos diários, que passam a ser dias úteis (tipo 1) e sábados, domingos e feriados (tipo 2), conforme já considerado nas Seções 4.2 e 4.3.

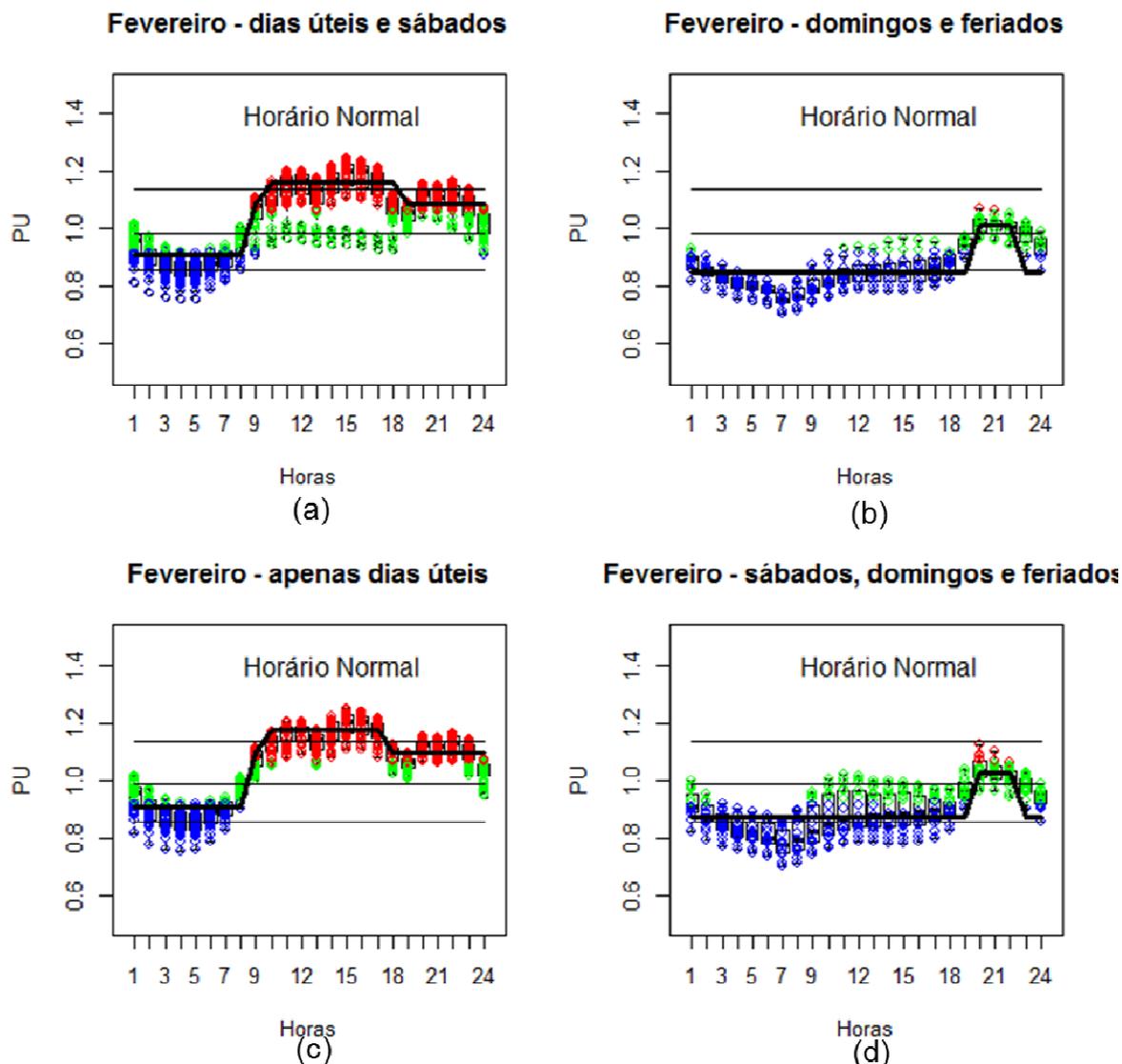


Figura 4.16 – Análise da alocação dos sábados junto aos dias úteis ou aos domingos e feriados – mês fevereiro – horário normal

4.5 Representação dos Perfis Típicos Diários de Carga de Energia Obtidos por Mapas Coropléticos

Uma forma atraente de visualizar os perfis típicos diários de carga de energia obtidos para cada mês do ano consiste na utilização de mapas coropléticos, conforme ilustrado na Figura 4.17, para os perfis Tipo 1 e Tipo 2.

A análise desses mapas indica que há pelo menos três períodos sazonais com durações bem definidas para o patamar pesado em cada período: 12 horas para Sazonal 1 – “Inverno” (de Maio até Agosto), 10 horas para Sazonal 2 – “Intermediário” (Abril, Setembro e Outubro) e 8 horas

para o Sazonal 3 – “Verão” (de Novembro até Março). Assim, caso não seja factível a implantação de perfis típicos de carga de energia distintos para cada mês do ano, o que permitiria a consideração plena da sazonalidade inerente aos dados de carga, dever-se-ia adotar um número mínimo de três perfis típicos, propiciando uma transição mais harmoniosa das durações do patamar pesado ao longo do ano. Neste caso, os intervalos horários correspondentes estão apresentados na Tabela 4.26.

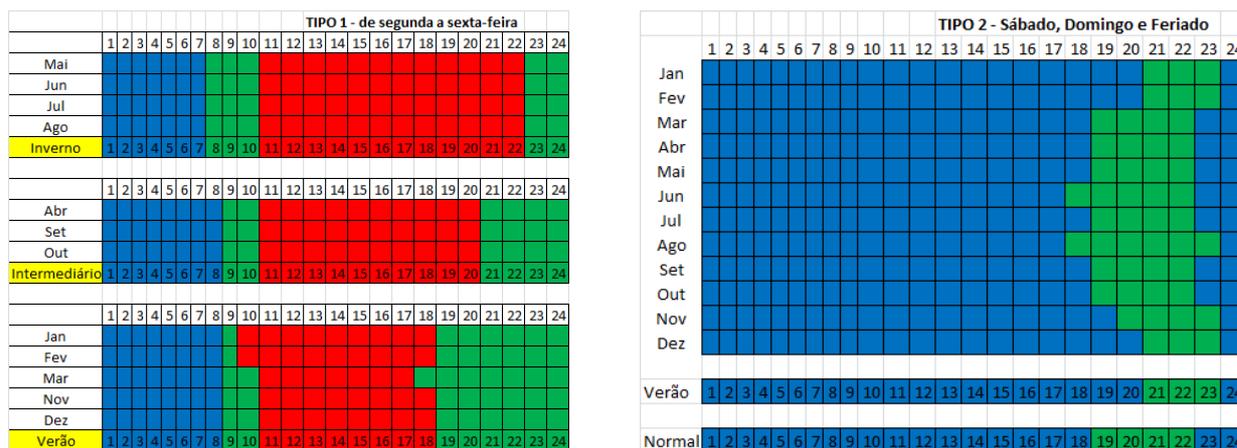


Figura 4.17 – Mapas Coropléticos dos Perfis Típicos Diários de Carga de Energia

Tabela 4.26 – Intervalos horários dos patamares de carga considerando 3 Perfis Típicos para o Ano.

Patamar de Carga	Inverno		Intermediário		Verão	
	2ª a 6ª feira	Sábado, Domingo e Feriado	2ª a 6ª feira	Sábado, Domingo e Feriado	2ª a 6ª feira	Sábado, Domingo e Feriado
Pesada	10h00 - 22h00		10h00 - 20h00		10h00 - 18h00	
Média	07h00 - 10h00 22h00 - 24h00	18h00 - 22h00	08h00 - 10h00 20h00 - 24h00	18h00 - 22h00	08h00 - 10h00 18h00 - 24h00	20h00 - 23h00
Leve	00h00 - 07h00	00h:00 - 18h00 22h00 - 24h00	00h00 - 08h00	00h:00 - 18h00 22h00 - 24h00	00h00 - 08h00	00h:00 - 20h00 23h00 - 24h00

5. Conclusões

Este relatório teve dois objetivos: (i) descrever uma metodologia proposta e implementada no Programa MODCAR para agregação de curvas de carga com qualquer discretização temporal e para definição de perfis típicos diários de carga; e (ii) aplicar a metodologia proposta para efetuar agrupamentos de curvas de carga a serem utilizados nos modelos de planejamento da expansão e operação, i.e., modelos NEWAVE e DECOMP. Esta metodologia se baseia na combinação de técnicas estatísticas de análise de agrupamentos e na análise exploratória de dados (*Exploratory Data Analysis –EDA*).

O MODCAR é um programa que, a partir de uma curva de carga cronológica, com qualquer discretização temporal, permite efetuar a sua agregação em um número especificado ou em diversos números de agrupamentos (patamares) pré-determinado pelo usuário. O Programa MODCAR disponibiliza dois métodos para análise de agrupamentos: o método hierárquico Ward e o método não hierárquico K-Means.

Ressalta-se que as análises de agrupamentos são precedidas de tratamento, principalmente com relação a existência de tendência na série, e também de dados espúrios, lacunas e valores extremos, situações em que técnicas de filtragem devem ser aplicadas.

A metodologia proposta compreende os seguintes passos: (i) análise prévia dos dados de carga e emprego de técnicas de filtragem e de avaliação de tendência; (ii) agregação estatística da curva de carga utilizando o método Ward; (iii) determinação do número adequado de agrupamentos, por meio da utilização de métricas específicas; (iv) refinamento da agregação da curva de carga, quando o número de agrupamentos for selecionado, empregando o método K-Means; (v) determinação de perfis típicos diários de carga, a partir do pós-processamento dos resultados do Programa MODCAR, por meio de técnicas EDA e de construção de curvas denominadas *loadplots*, as quais consistem no mapeamento, em uma mesma curva, de *boxplots* para cada hora do dia em conjunto com os níveis agregados da curva de carga; e (vi) determinação das durações e profundidades (p.u.) associadas aos perfis típicos diários.

Neste trabalho, a metodologia proposta foi utilizada para efetuar agrupamentos de curvas de carga fornecidas, em base horária, e compreendendo o período 01/01/2012 a 31/12/2017, pelo GT Metodologia da CPAMP – Comissão Permanente para a Análise de Metodologias e Programas Computacionais do Setor Elétrico, para os subsistemas Sudeste/Centro-Oeste, Sul, Nordeste e Norte. Considerando que as durações dos patamares de carga são iguais para todos os subsistemas, foi utilizada a curva de carga do SIN para realizar o agrupamento. Em seguida, os patamares de carga do SIN foram desagregados para compor os patamares dos subsistemas.

As informações sobre os patamares de carga são fornecidas aos modelos NEWAVE e DECOMP em valores mensais, o que captura a inerente sazonalidade. Por esta razão, as análises de agrupamentos também foram realizadas para cada mês do ano, a partir de suas curvas de cargas horárias, relativas ao período 2012 a 2017, com a vantagem adicional de propiciar, por construção, a diferenciação adequada entre dias úteis, sábados, domingos e feriados, assim como a consideração de horários de verão.

Para se aferir o desempenho da agregação e, em consequência, o número adequado de agrupamentos, foram utilizadas duas métricas: o *dendrograma* do processo de agrupamento e o percentual da inércia entre as classes (BSS) na inércia total dos dados (TSS).

Ambas as métricas indicaram que um número adequado de agrupamentos para representar os dados analisados, em cada mês, se situa entre 3 e 5, e é razoável utilizar o mesmo número de agrupamentos para todos os meses do ano.

Vale ressaltar que os atuais procedimentos operacionais do ONS e de contabilização da CCEE são baseados na discretização da carga em três patamares. Diante disso, a CPAMP optou, nesse momento, em adotar os agrupamentos das curvas mensais de carga de energia em 3 patamares.

Dado que o número de patamares está pré-definido, a agregação final foi realizada pelo método não-hierárquico K-Means, também implementado no Programa MODCAR. A vantagem deste método consiste em permitir a avaliação de reagrupamentos durante o seu processo iterativo, o que resulta em uma maior estabilidade dos resultados para diferentes períodos de observação dos dados.

Adicionalmente, foi realizada uma análise de sensibilidade da estabilidade das agregações obtidas com a utilização do método K-Means em relação ao período de dados considerado. Observou-se, em cada mês do ano, que as agregações calculadas pelo algoritmo K-Means são bastante estáveis com relação à utilização de 6, 5, 4 ou 3 anos de dados horários, fornecendo resultados praticamente idênticos. Verificou-se ainda que as agregações variam de mês a mês, ratificando, portanto, a necessidade de se utilizar curvas de carga de energia mensais, a fim de se capturar a sazonalidade intrínseca aos dados.

Os resultados do agrupamento das curvas de carga em três patamares foram então utilizados para a definição, por meio de técnicas EDA e de construção de curvas denominadas *loadplots*, dos perfis típicos diários de carga para cada subsistema, distintos para cada mês do ano, e dos intervalos horários dos patamares de carga de energia. Estes perfis típicos foram utilizados em conjunto com as informações das variáveis de calendário (número de dias úteis e número de sábados/domingos/feriados) do período de estudo para a obtenção final da curva de carga de

energia (durações e profundidades em p.u. da carga média) a ser efetivamente utilizada nos estudos com os modelos NEWAVE e DECOMP.

Vale destacar que, atualmente, os perfis típicos diários são construídos agregando-se as cargas de energia relativas aos sábados em conjunto com as dos dias úteis. Neste trabalho, foi realizada uma análise para verificar se, com os dados utilizados, esta forma de agregação ainda permanece válida, ou se seria mais adequado considerar os dados dos sábados junto às cargas dos domingos e feriados, redefinindo, em consequência, a composição dos dias da semana nos perfis diários (atualmente, tipo 1 - dias úteis e sábados; e tipo 2 – domingos e feriados).

Observou-se que, quando as cargas dos sábados são agrupadas junto com as cargas dos dias úteis, surge um hiato entre os valores de carga das horas de ponta e um número razoável de valores de carga que poderiam até ser classificadas como patamar médio. A razão é que os montantes de carga dos sábados, para estes horários, são inferiores àqueles dos dias úteis, o que sugere a retirada dos sábados do conjunto formado pelos dias úteis; quando isto ocorre, i.e., o tipo 1 passa a conter apenas dias úteis, este hiato desaparece. Por outro lado, quando se compara o tipo 2 nas duas situações, i.e., domingos e feriados com e sem os sábados, não há os hiatos relatados nem há valores de carga que deveriam ser classificados como patamar pesado. Assim, concluiu-se que os dados dos sábados deveriam ficar junto aos dos domingos e feriados.

Foram ainda utilizados mapas coropléticos para facilitar a visualização dos perfis típicos diários de carga de energia obtidos para cada mês do ano. A análise desses mapas indica que há pelo menos três períodos sazonais com durações bem definidas para o patamar pesado em cada período: 12 horas para Sazonal 1 – “Inverno” (de Maio até Agosto), 10 horas para Sazonal 2 – “Intermediário” (Abril, Setembro e Outubro) e 8 horas para o Sazonal 3 – “Verão” (de Novembro até Março). Assim, caso não seja factível a implantação de perfis típicos de carga de energia distintos para cada mês do ano, o que permitiria a consideração plena da sazonalidade inerente aos dados de carga, dever-se-ia adotar um número mínimo de três perfis típicos, propiciando uma transição mais harmoniosa das durações do patamar pesado ao longo do ano.

Finalmente, os resultados indicaram que parece ser razoável, como política de atualização dos agrupamentos dos dados em curvas de carga mensais de energia, a adoção, de uma janela móvel para os dados horários de carga, de cada mês do ano, com amplitude de 5 anos, utilizando a metodologia proposta neste trabalho.

Referências

- [1] A.C.G. Melo, A.M. Leite da Silva, S.H.F. Cunha, "Avaliação da Confiabilidade da Capacidade de Geração de Sistemas Hidrotérmicos através do Método de Frequência e Duração" - Artigo Convidado, Revista Brasileira de Engenharia, Caderno de Engenharia Elétrica. Vol. 1, N° 1, 1987.
- [2] A.C.G. Melo, J.C.O. Mello, S.P. Romero, G.C. Oliveira, "Manual de Metodologia do Programa NH2 - Versão 2.0", Relatório Técnico CEPEL, abril de 1992.
- [3] A.C.G. Melo, S.H.F. Cunha, G.C. Oliveira, "Sistema CONFGER - Manual do Usuário", Relatório Técnico CEPEL para GCOI/GTMC/SGCONF", outubro de 1992.
- [4] Johnson, R.A. and Wichern, D.W.; Applied Multivariate Analysis, Forth Edition, Prentice Hall, New Jersey, 1998.
- [5] Hair, J.F., Andersen, R.E., Tatham, R.L., Black, W.C., Multivariate Data Analysis, fifth edition, Prentice Hall, 1998.
- [6] A.C.G. Melo, G.C. Oliveira, S.H.F. Cunha, M.V.F. Pereira, "Analytically Based Frequency and Duration Calculations for Multi-Area Reliability Evaluation", XI Power Systems Computation Conference - PSCC, Avignon, France, Aug 30 - Sep 3, 1993.
- [7] T.C. Justino, L.G.B. Marzano, A.C.G. Melo, M.E.P. Maceira, F.R.S. Batista, "Incorporating Multi-Area Reliability Concepts to the Evaluation of the Brazilian Power System Capacity to Supply the Peak Load", XIX Power Systems Computation Conference - PSCC, Genoa, Italy, 2016.
- [8] J. F. M. Pessanha, A. C. G. Melo, T. C. Justino, M. E. P. Maceira, "Combining Statistical Clustering Techniques and Exploratory Data Analysis to Compute Typical Daily Load Profiles – Application to the Expansion and Operational Planning in Brazil, *IEEE Probabilistic Methods Applied to Power Systems – PMAPS*, Boise, Idaho, USA, June 2018.
- [9] J.F.M. Pessanha, R.M.G Velasques, R. Passos Jr., A.C.G. Melo, R.P. Caldas, J.E.P.S. Tanure, P.E.S. Santos , "Metodologia e Aplicação do Cálculo dos Custos Marginais de Fornecimento e das Tarifas de Uso dos Sistemas de Distribuição", Latin America Power & Gas 2001, Rio de Janeiro/RJ, agosto 2001.
- [10] J. F. M. Pessanha, R M G Velasquez, A C G Melo, R. P. Caldas, "Técnicas de *Cluster Analysis* na Construção de Tipologias de Curvas de Carga", XV Seminário Nacional de Distribuição de Energia Elétrica, Salvador, 2002.
- [11] A.M. Leite da Silva, A.C.G. Melo, S.H.F. Cunha, "Generation Capacity Reliability Evaluation of Large Scale Hydrothermal Systems IEE Proceedings, Part C, Vol. 138, N° 1, January 1991.

-
- [12] A.C.G. Melo, M.V.F. Pereira, A.M. Leite da Silva, "Frequency and Duration Calculations in Composite Generation and Transmission Reliability Evaluation", 1991 IEEE PES Summer Meeting, San Diego, California, USA, July/August 1991 (Também publicado no IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 7, N° 2, May 1992).
- [13] A.C.G. Melo, M.V.F. Pereira, A.M. Leite da Silva, "A Conditional Probability Approach to the Calculation of Frequency and Duration Indices in Composite Reliability Evaluation", 1992 IEEE PES Winter Meeting, Seattle, USA, July 12-16, 1992 (Também publicado no IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 8, N° 1, Jan 1993).
- [14] 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", 14th PSCC – Power Systems Computation conference, Sevilla, Spain, 2002.
- [15] M.E.P. Maceira, V.S. Duarte, D.D.J. Penna, L.A.M. Moraes, A.C.G. Melo, "Ten years of application of stochastic dual dynamic Programming in official and agent studies in Brazil – Description of the NEWAVE program", 16th PSCC – Power Systems Computation conference, Glasgow, 2008.
- [16] M.E.P. Maceira, A.C.G. Melo, M.P. Zimmermann, "Application of Stochastic Programming and Probabilistic Analyses as Key Parameters for Real Decision Making regarding Implementing or Not Energy Rationing – A Case Study for the Brazilian Hydrothermal Interconnected System", XIX Power Systems Computation Conference - PSCC, Genoa, Italy, 2016.
- [17] M.E.P. Maceira, D.D.J. Penna, A.L. Diniz, R.J. Pinto, A.C.G. Melo, C.V. Vasconcellos e C.B. Cruz, "Twenty Years of Application of Stochastic Dual Dynamic Programming in Official and Agent Studies in Brazil – Main Features and Improvements on the NEWAVE Model", 20th Power System Computation Conference, Dublin, Ireland, June 2018.
- [18] L.N. Xavier, A.L. Diniz, F.S. Costa et al, "Aprimoramento da Modelagem da Função de Produção Energética das Usinas Hidroelétricas no Modelo Decomp: Metodologia e Resultados", XVIII SNTPEEE - Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica, Curitiba, Outubro 2005.
- [19] J. F. M Pessanha, T.C. Justino, M.E.P Maceira, "Metodologia para Filtragem de Registros de Carga, XII Simpósio de Especialistas em Planejamento da Operação e Expansão Elétrica - SEPOPE, Rio de Janeiro 2012.
- [20] J.S.R. Jang, C.T. Sun, E. Mizutani, Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence, Prentice Hall, 1997.
- [21] A.K. Jain, R.P. W. Duin, J. Mao, "Statistical Pattern Recognition: A Review", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligent, v. 22, n. 1, January, 2000.
- [22] Agência Nacional de Energia Elétrica - ANEEL, Resolução Normativa N° 414, de 9 de Setembro de 2010.

- [23] A. C. G. Melo, J. F. M. Pessanha, T. C. Justino, M. E. P. Maceira, “Agrupamentos Estatísticos de Curvas de Carga por meio do Programa MODCAR para Utilização nos Modelos NEWAVE e DECOMP”, Relatório Técnico CEPEL 13166/2017, Junho de 2017.
- [24] Operador Nacional do Sistema Elétrico, "Submódulo 5.5 - Consolidação da Previsão de Carga para o Planejamento Anual da Operação Energética", Dezembro de 2016.

Anexo I - Resultados da Análise da Estabilidade do Agrupamento com K-Means

Na Seção 3.4 foi realizada uma análise de sensibilidade da estabilidade das agregações obtidas com a utilização do método K-Means em relação ao período de dados considerado, para os meses de janeiro, maio e dezembro. Neste anexo, a análise de sensibilidade da estabilidade é descrita para os demais meses do ano, e que consubstanciaram as conclusões ali apresentadas.

Tabela I.1 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de fevereiro de 6 anos (2012 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0490	1.1009	1.1755	1.1437	1.1361	0.3650
Média	0.9991	0.9895	0.9819	0.9869	0.9873	0.3174
Leve	0.9400	0.8940	0.8131	0.8496	0.8563	0.3176

Tabela I.2 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de fevereiro de 5 anos (2013 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0492	1.0976	1.1761	1.1423	1.1347	0.3658
Média	1.0003	0.9903	0.9822	0.9857	0.9869	0.3186
Leve	0.9409	0.8986	0.8098	0.8504	0.8571	0.3156

Tabela I.3 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de fevereiro de 5 anos (2012 a 2016)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0496	1.1041	1.1798	1.1456	1.1386	0.3574
Média	1.0016	0.9942	0.9864	0.9930	0.9926	0.3116
Leve	0.9400	0.8936	0.8159	0.8507	0.8573	0.3310

Tabela I.4 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de fevereiro de 4 anos (2012 a 2015)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0497	1.1052	1.1759	1.1444	1.1376	0.3698
Média	0.9985	0.9869	0.9807	0.9865	0.9863	0.3167
Leve	0.9377	0.8900	0.8089	0.8445	0.8514	0.3134

Tabela I.5 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de fevereiro de 3 anos (2012 a 2014)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0495	1.1077	1.1699	1.1420	1.1356	0.3784
Média	0.9958	0.9826	0.9797	0.9843	0.9840	0.3176
Leve	0.9368	0.8858	0.8063	0.8408	0.8478	0.3039

Tabela I.6 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de março de 6 anos (2012 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0472	1.0905	1.1804	1.1387	1.1314	0.4274
Média	0.9957	0.9899	0.9667	0.9803	0.9806	0.2469
Leve	0.9384	0.8888	0.7849	0.8343	0.8422	0.3257

Tabela I.7 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de março de 5 anos (2013 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0498	1.0906	1.1836	1.1399	1.1326	0.4242
Média	0.9963	0.9910	0.9675	0.9801	0.9809	0.2481
Leve	0.9375	0.8909	0.7831	0.8349	0.8428	0.3277

Tabela I.8 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de março de 5 anos (2012 a 2016)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0497	1.0946	1.1817	1.1409	1.1339	0.4282
Média	0.9927	0.9876	0.9667	0.9805	0.9802	0.2414
Leve	0.9384	0.8871	0.7856	0.8327	0.8410	0.3304

Tabela I.9 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de março de 4 anos (2012 a 2015)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0481	1.0961	1.1795	1.1414	1.1341	0.4281
Média	0.9937	0.9845	0.9650	0.9788	0.9784	0.2483
Leve	0.9389	0.8862	0.7859	0.8302	0.8391	0.3236

Tabela I.10 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de março de 3 anos (2012 a 2014)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0454	1.0992	1.1814	1.1437	1.1363	0.4194
Média	0.9987	0.9861	0.9701	0.9810	0.9812	0.2536
Leve	0.9410	0.8859	0.7884	0.8307	0.8398	0.3271

Tabela I.11 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de abril de 6 anos (2012 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0519	1.0968	1.1943	1.1512	1.1418	0.4132
Média	0.9965	0.9930	0.9714	0.9819	0.9831	0.2516
Leve	0.9368	0.8875	0.7788	0.8280	0.8379	0.3352

Tabela I.12 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de abril de 5 anos (2013 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0534	1.0952	1.1940	1.1510	1.1413	0.4103
Média	0.9978	0.9959	0.9746	0.9840	0.9854	0.2506
Leve	0.9372	0.8911	0.7814	0.8290	0.8398	0.3392

Tabela I.13 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de abril de 5 anos (2012 a 2016)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0499	1.0973	1.1932	1.1499	1.1410	0.4144
Média	0.9984	0.9958	0.9766	0.9860	0.9870	0.2428
Leve	0.9380	0.8869	0.7797	0.8296	0.8388	0.3428

Tabela I.14 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de abril de 4 anos (2012 a 2015)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0506	1.0990	1.1947	1.1482	1.1406	0.4281
Média	0.9926	0.9886	0.9674	0.9822	0.9815	0.2361
Leve	0.9397	0.8829	0.7725	0.8240	0.8337	0.3358

Tabela I.15 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de abril de 3 anos (2012 a 2014)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0499	1.1000	1.1927	1.1472	1.1401	0.4370
Média	0.9905	0.9826	0.9606	0.9769	0.9761	0.2394
Leve	0.9384	0.8795	0.7667	0.8187	0.8285	0.3236

Tabela I.16 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de junho de 6 anos (2012 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0549	1.0923	1.1914	1.1502	1.1401	0.4463
Média	0.9776	0.9791	0.9649	0.9741	0.9736	0.2389
Leve	0.9385	0.8855	0.7530	0.8073	0.8214	0.3148

Tabela I.17 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de junho de 5 anos (2013 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0551	1.0900	1.1922	1.1504	1.1397	0.4475
Média	0.9786	0.9805	0.9638	0.9730	0.9731	0.2381
Leve	0.9396	0.8883	0.7517	0.8063	0.8216	0.3144

Tabela I.18 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de junho de 5 anos (2012 a 2016)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0565	1.0952	1.1927	1.1508	1.1415	0.4444
Média	0.9770	0.9791	0.9670	0.9756	0.9748	0.2383
Leve	0.9392	0.8833	0.7525	0.8073	0.8207	0.3172

Tabela I.19 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de junho de 4 anos (2012 a 2015)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0587	1.0988	1.1968	1.1534	1.1446	0.4372
Média	0.9767	0.9797	0.9708	0.9774	0.9766	0.2413
Leve	0.9398	0.8826	0.7525	0.8083	0.8209	0.3215

Tabela I.20 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de junho de 3 anos (2012 a 2014)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0552	1.1022	1.1959	1.1523	1.1446	0.4347
Média	0.9791	0.9791	0.9738	0.9789	0.9780	0.2421
Leve	0.9419	0.8794	0.7544	0.8110	0.8219	0.3231

Tabela I.21 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de julho de 6 anos (2012 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0439	1.0899	1.1846	1.1453	1.1348	0.4648
Média	0.9834	0.9779	0.9572	0.9673	0.9686	0.2256
Leve	0.9460	0.8824	0.7522	0.8059	0.8205	0.3096

Tabela I.22 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de julho de 5 anos (2013 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0429	1.0881	1.1837	1.1449	1.1337	0.4664
Média	0.9835	0.9770	0.9544	0.9660	0.9673	0.2266
Leve	0.9499	0.8854	0.7531	0.8044	0.8211	0.3070

Tabela I.23 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de julho de 5 anos (2012 a 2016)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0454	1.0915	1.1845	1.1442	1.1347	0.4680
Média	0.9829	0.9769	0.9568	0.9663	0.9677	0.2247
Leve	0.9433	0.8788	0.7489	0.8051	0.8185	0.3073

Tabela I.24 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de julho de 4 anos (2012 a 2015)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0469	1.0922	1.1833	1.1422	1.1338	0.4724
Média	0.9807	0.9766	0.9584	0.9667	0.9679	0.2204
Leve	0.9421	0.8768	0.7461	0.8051	0.8172	0.3071

Tabela I.25 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de julho de 3 anos (2012 a 2014)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0477	1.0948	1.1831	1.1429	1.1349	0.4677
Média	0.9799	0.9776	0.9642	0.9696	0.9707	0.2218
Leve	0.9412	0.8745	0.7478	0.8069	0.8177	0.3105

Tabela I.26 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de agosto de 6 anos (2012 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0488	1.0939	1.1809	1.1429	1.1335	0.4655
Média	0.9785	0.9747	0.9565	0.9684	0.9682	0.2285
Leve	0.9401	0.8765	0.7556	0.8068	0.8206	0.3060

Tabela I.27 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de agosto de 5 anos (2013 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0527	1.0938	1.1830	1.1444	1.1347	0.4599
Média	0.9775	0.9771	0.9587	0.9702	0.9700	0.2309
Leve	0.9409	0.8794	0.7569	0.8070	0.8220	0.3091

Tabela I.28 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de agosto de 5 anos (2012 a 2016)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0508	1.0968	1.1824	1.1435	1.1349	0.4651
Média	0.9778	0.9742	0.9569	0.9689	0.9684	0.2272
Leve	0.9379	0.8735	0.7550	0.8066	0.8195	0.3078

Tabela I.29 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de agosto de 4 anos (2012 a 2015)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0525	1.0986	1.1850	1.1449	1.1368	0.4644
Média	0.9760	0.9730	0.9560	0.9688	0.9679	0.2261
Leve	0.9372	0.8729	0.7533	0.8056	0.8182	0.3095

Tabela I.30 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de agosto de 3 anos (2012 a 2014)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0517	1.0993	1.1838	1.1425	1.1355	0.4686
Média	0.9766	0.9707	0.9557	0.9690	0.9676	0.2254
Leve	0.9354	0.8706	0.7499	0.8049	0.8163	0.3060

Tabela I.31 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de setembro de 6 anos (2012 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0543	1.0990	1.1870	1.1491	1.1393	0.4419
Média	0.9847	0.9865	0.9669	0.9765	0.9772	0.2299
Leve	0.9369	0.8779	0.7688	0.8161	0.8284	0.3282

Tabela I.32 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de setembro de 5 anos (2013 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0548	1.0964	1.1858	1.1480	1.1378	0.4439
Média	0.9881	0.9897	0.9685	0.9765	0.9783	0.2272
Leve	0.9375	0.8796	0.7685	0.8159	0.8290	0.3289

Tabela I.33 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de setembro de 5 anos (2012 a 2016)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0562	1.1016	1.1886	1.1487	1.1399	0.4442
Média	0.9836	0.9872	0.9692	0.9794	0.9793	0.2225
Leve	0.9359	0.8747	0.7673	0.8158	0.8274	0.3333

Tabela I.34 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de setembro de 4 anos (2012 a 2015)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0586	1.1039	1.1914	1.1510	1.1425	0.4420
Média	0.9823	0.9879	0.9710	0.9804	0.9802	0.2226
Leve	0.9336	0.8726	0.7649	0.8142	0.8253	0.3354

Tabela I.35 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de setembro de 3 anos (2012 a 2014)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0590	1.1059	1.1899	1.1501	1.1423	0.4454
Média	0.9758	0.9844	0.9713	0.9802	0.9791	0.2190
Leve	0.9357	0.8709	0.7651	0.8142	0.8249	0.3356

Tabela I.36 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de outubro de 6 anos (2012 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0465	1.0936	1.1846	1.1434	1.1342	0.4366
Média	0.9975	0.9881	0.9638	0.9762	0.9778	0.2498
Leve	0.9379	0.8804	0.7696	0.8196	0.8309	0.3136

Tabela I.37 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de outubro de 5 anos (2013 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0494	1.0925	1.1856	1.1433	1.1341	0.4317
Média	0.9941	0.9883	0.9647	0.9783	0.9790	0.2554
Leve	0.9407	0.8846	0.7708	0.8192	0.8322	0.3129

Tabela I.38 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de outubro de 5 anos (2012 a 2016)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0482	1.0958	1.1839	1.1441	1.1351	0.4417
Média	0.9966	0.9858	0.9613	0.9738	0.9755	0.2476
Leve	0.9353	0.8768	0.7671	0.8162	0.8275	0.3108

Tabela I.39 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de outubro de 4 anos (2012 a 2015)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0486	1.0970	1.1831	1.1421	1.1343	0.4446
Média	0.9955	0.9869	0.9673	0.9777	0.9789	0.2356
Leve	0.9357	0.8757	0.7670	0.8194	0.8289	0.3199

Tabela I.40 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de outubro de 3 anos (2012 a 2014)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0512	1.0985	1.1815	1.1422	1.1349	0.4471
Média	0.9908	0.9893	0.9764	0.9835	0.9838	0.2227
Leve	0.9375	0.8750	0.7672	0.8190	0.8283	0.3302

Tabela I.41 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de novembro de 6 anos (2012 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0452	1.0972	1.1865	1.1452	1.1362	0.4104
Média	0.9911	0.9842	0.9712	0.9823	0.9814	0.2660
Leve	0.9484	0.8904	0.7857	0.8309	0.8425	0.3236

Tabela I.42 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de novembro de 5 anos (2013 a 2017)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0470	1.0964	1.1866	1.1447	1.1356	0.4100
Média	0.9920	0.9843	0.9721	0.9817	0.9814	0.2669
Leve	0.9508	0.8923	0.7838	0.8312	0.8433	0.3231

Tabela I.43 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de novembro de 5 anos (2012 a 2016)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0466	1.0985	1.1856	1.1467	1.1373	0.4161
Média	0.9911	0.9819	0.9649	0.9765	0.9766	0.2703
Leve	0.9442	0.8860	0.7829	0.8259	0.8379	0.3136

Tabela I.44 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de novembro de 4 anos (2012 a 2015)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0486	1.1003	1.1872	1.1454	1.1376	0.4167
Média	0.9892	0.9821	0.9668	0.9791	0.9783	0.2653
Leve	0.9428	0.8845	0.7818	0.8272	0.8379	0.3181

Tabela I.45 - Resultado da agregação em 3 patamares - curva de novembro de 3 anos (2012 a 2014)

Patamar de Carga	N	NE	S	SE	SIN	Duração
Pesada	1.0494	1.1009	1.1845	1.1459	1.1380	0.4185
Média	0.9862	0.9813	0.9671	0.9804	0.9787	0.2611
Leve	0.9443	0.8853	0.7843	0.8257	0.8371	0.3204

Anexo II – Resultado das Análise da Consideração dos Sábado junto aos Dias Úteis ou aos Domingos e Feriados – Demais Meses

A Seção 4.4 analisou a melhor forma de alocação das cargas diárias de energia dos sábados – junto aos dias úteis ou aos domingos e feriados, a partir da aplicação do algoritmo desenvolvido para a obtenção dos perfis típicos diários, tomando por base o mês de fevereiro.

Neste anexo, são apresentados os resultados para os demais meses (Figuras II.1 a II.12), que consubstanciaram a conclusão de que os dados das cargas diárias de energia dos sábados deveriam ficar junto àqueles dos domingos e feriados.

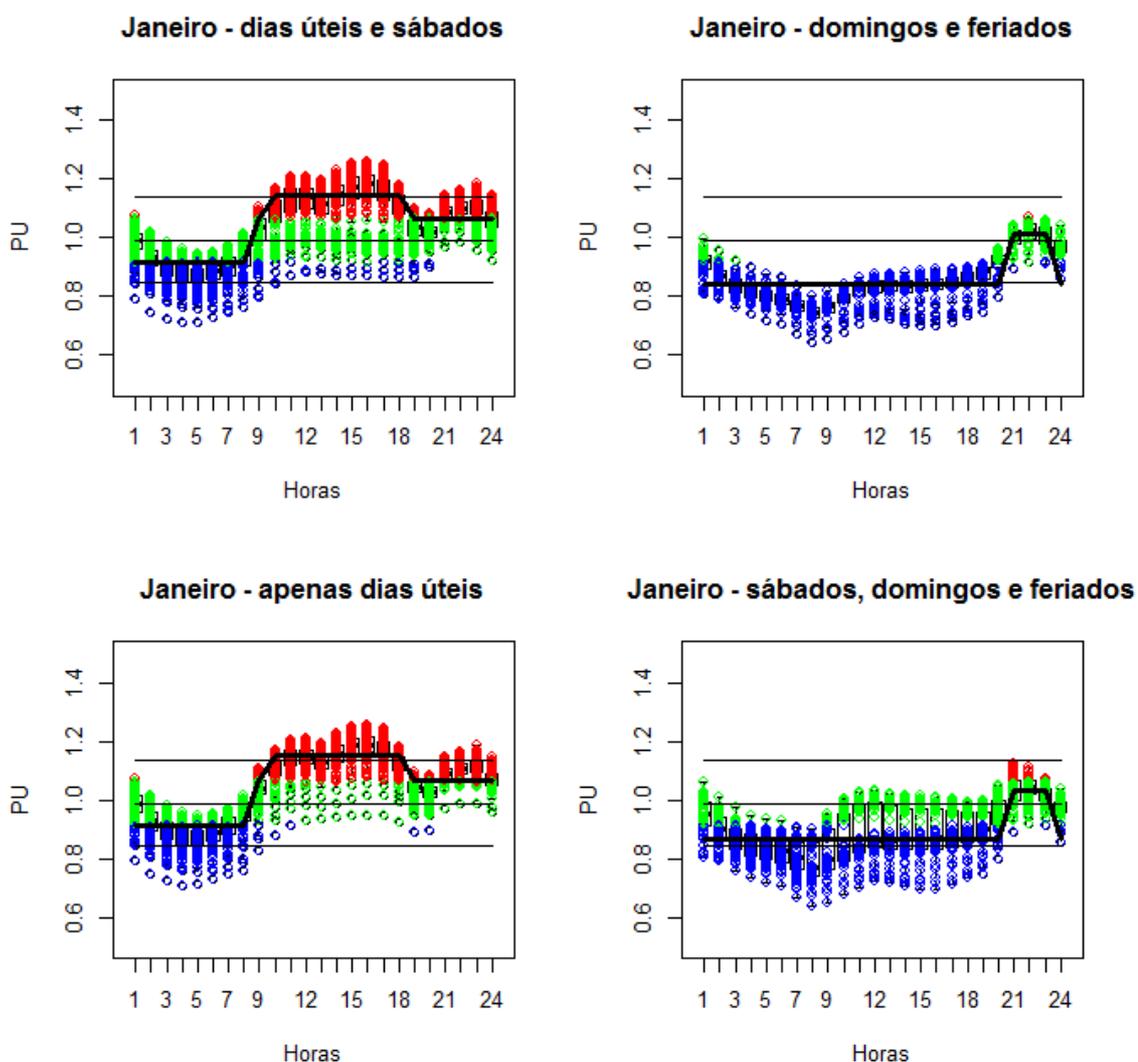


Figura II.1 – Análise da alocação dos sábados junto aos dias úteis ou aos domingos e feriados – mês janeiro

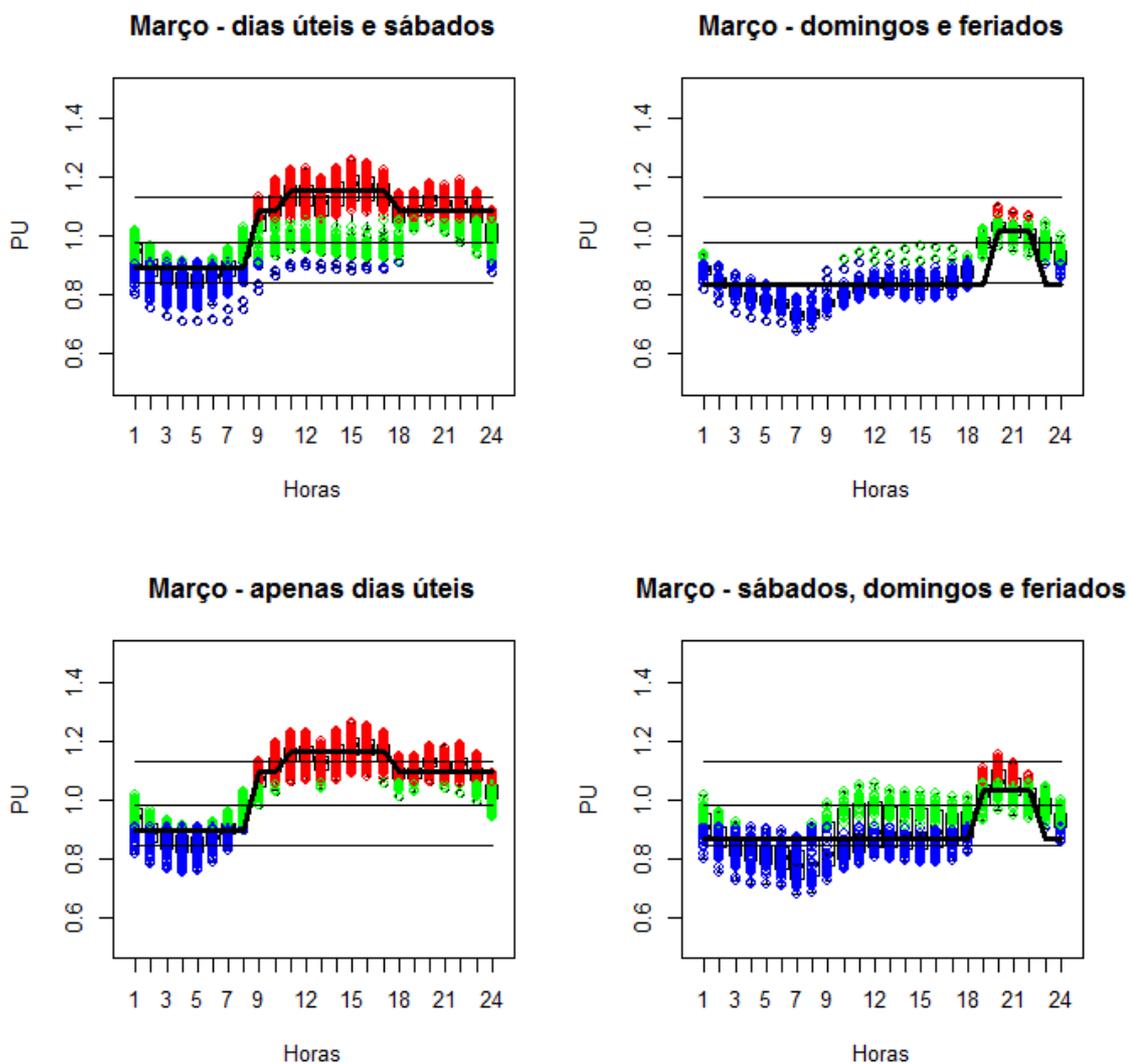


Figura II.2 – Análise da alocação dos sábados junto aos dias úteis ou aos domingos e feriados – mês março

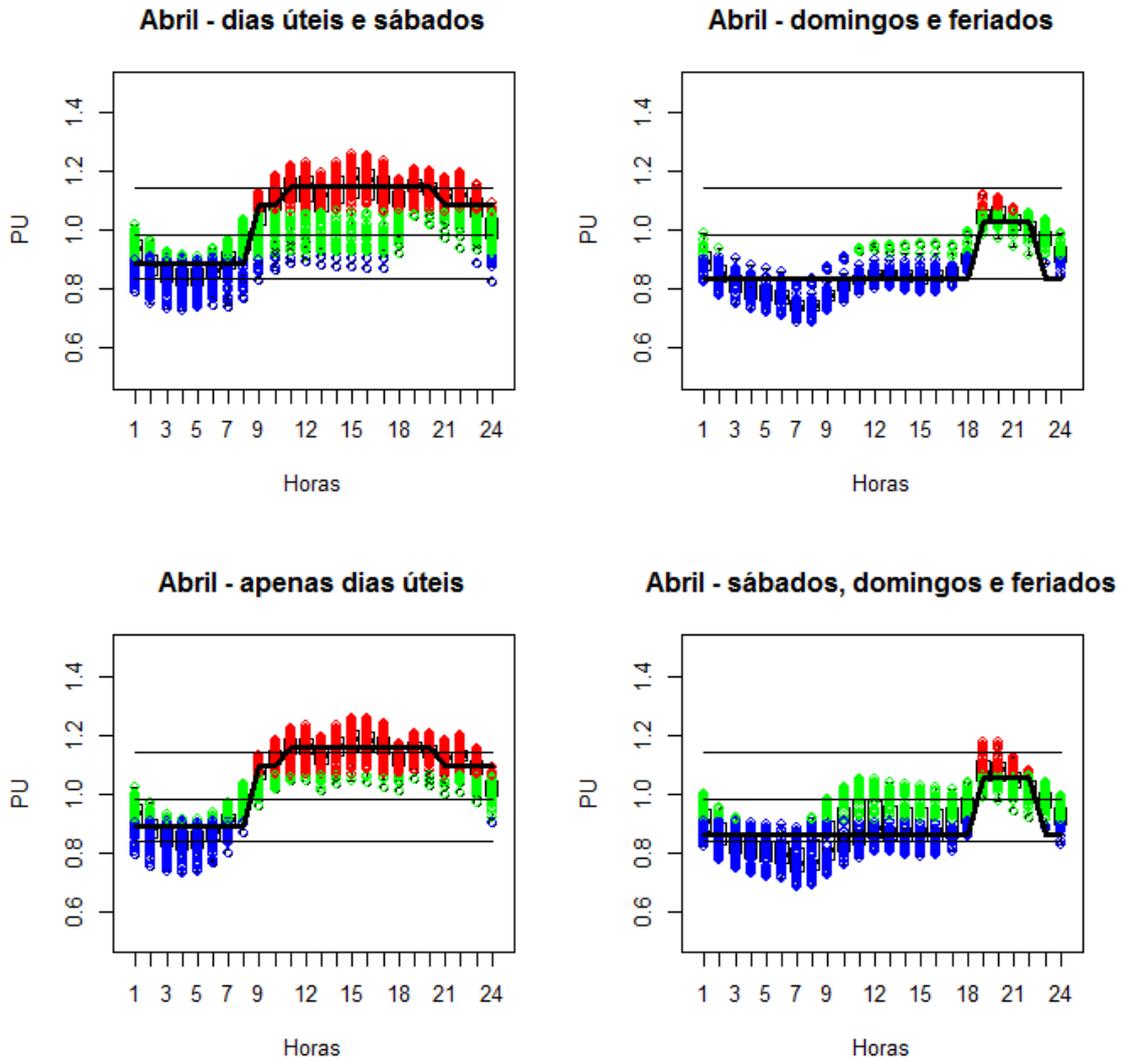


Figura II.3 – Análise da alocação dos sábados junto aos dias úteis ou aos domingos e feriados – mês abril

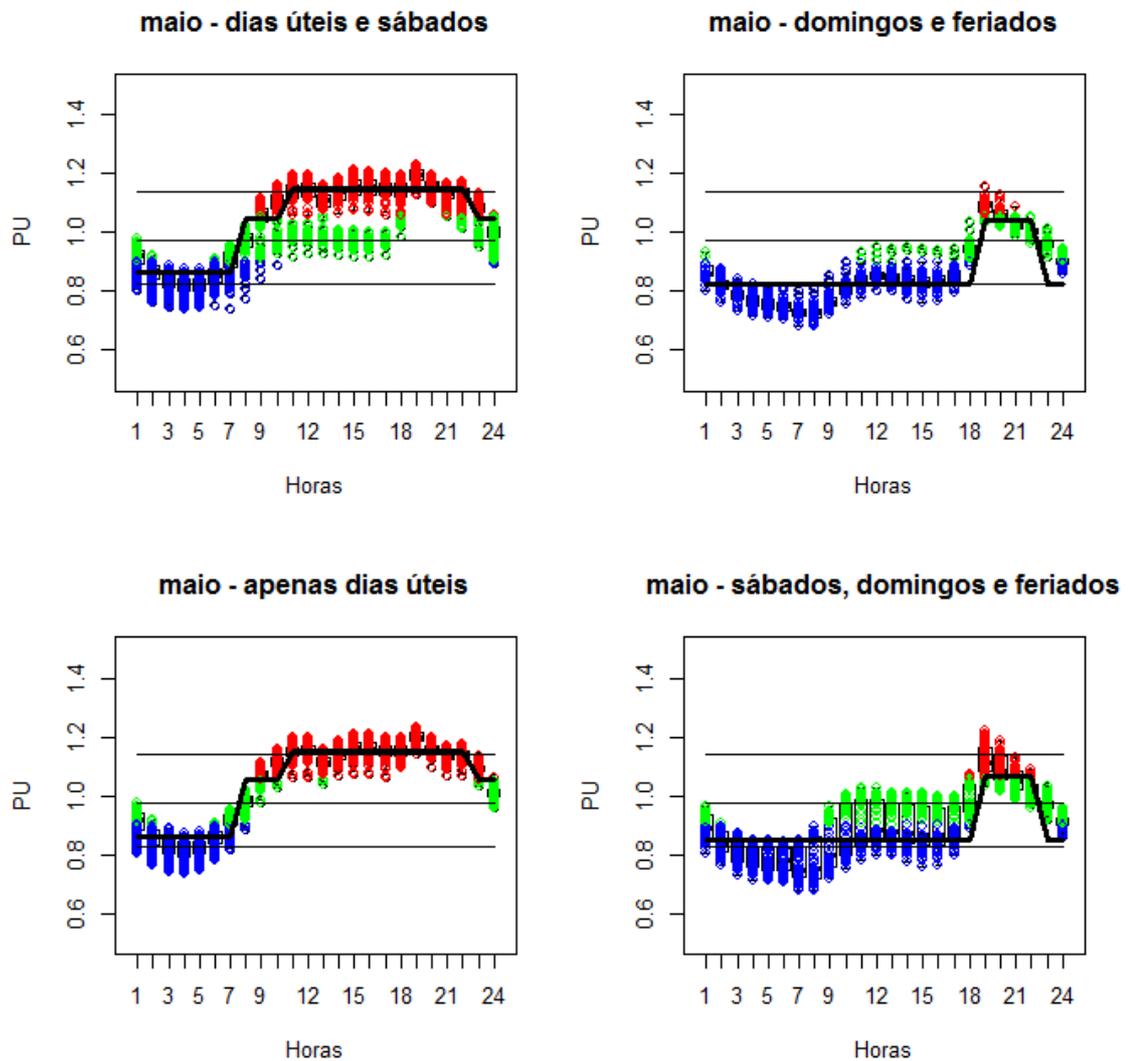


Figura II.4 – Análise da alocação dos sábados junto aos dias úteis ou aos domingos e feriados – mês maio

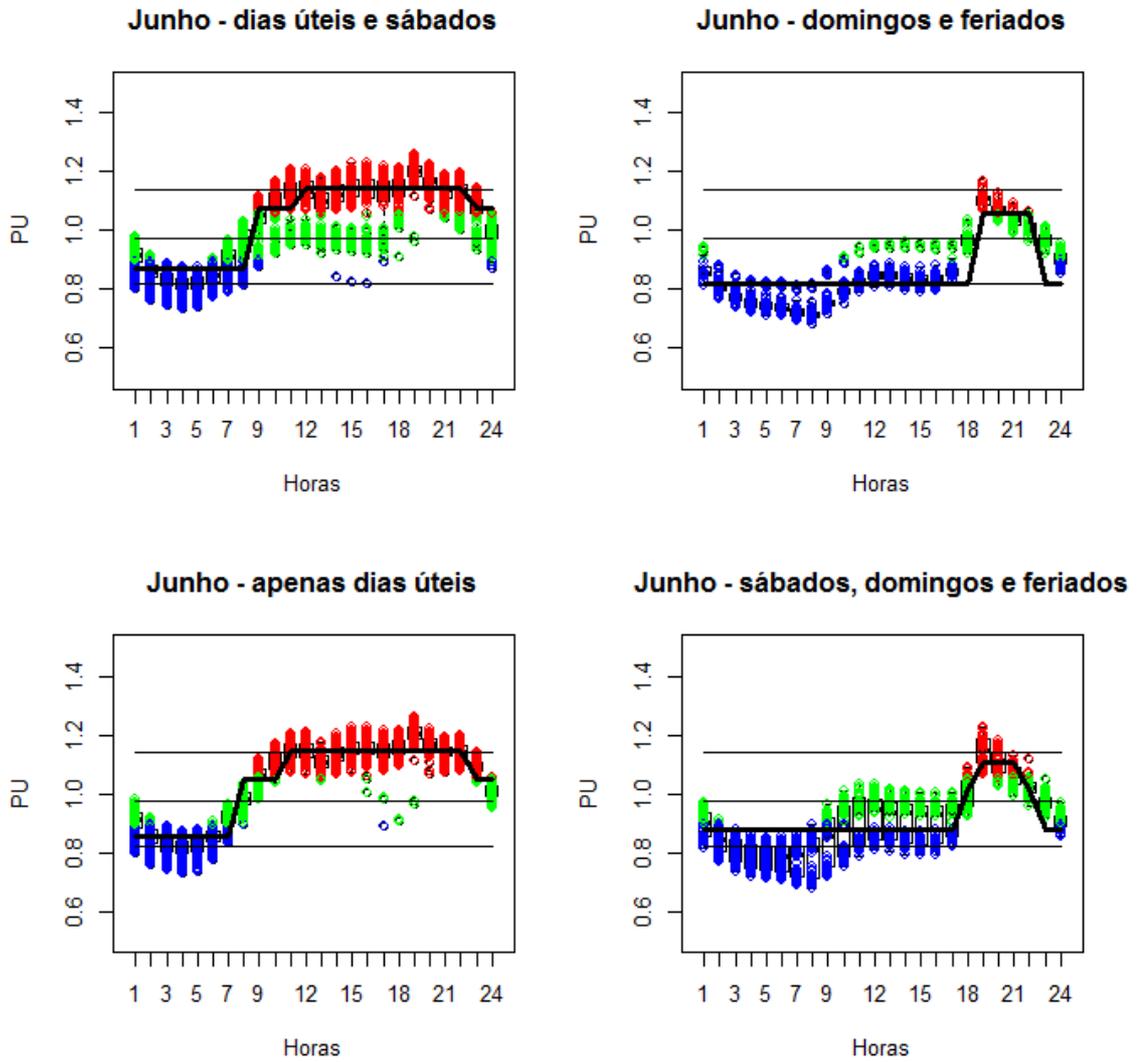


Figura II.5 – Análise da alocação dos sábados junto aos dias úteis ou aos domingos e feriados – mês junho

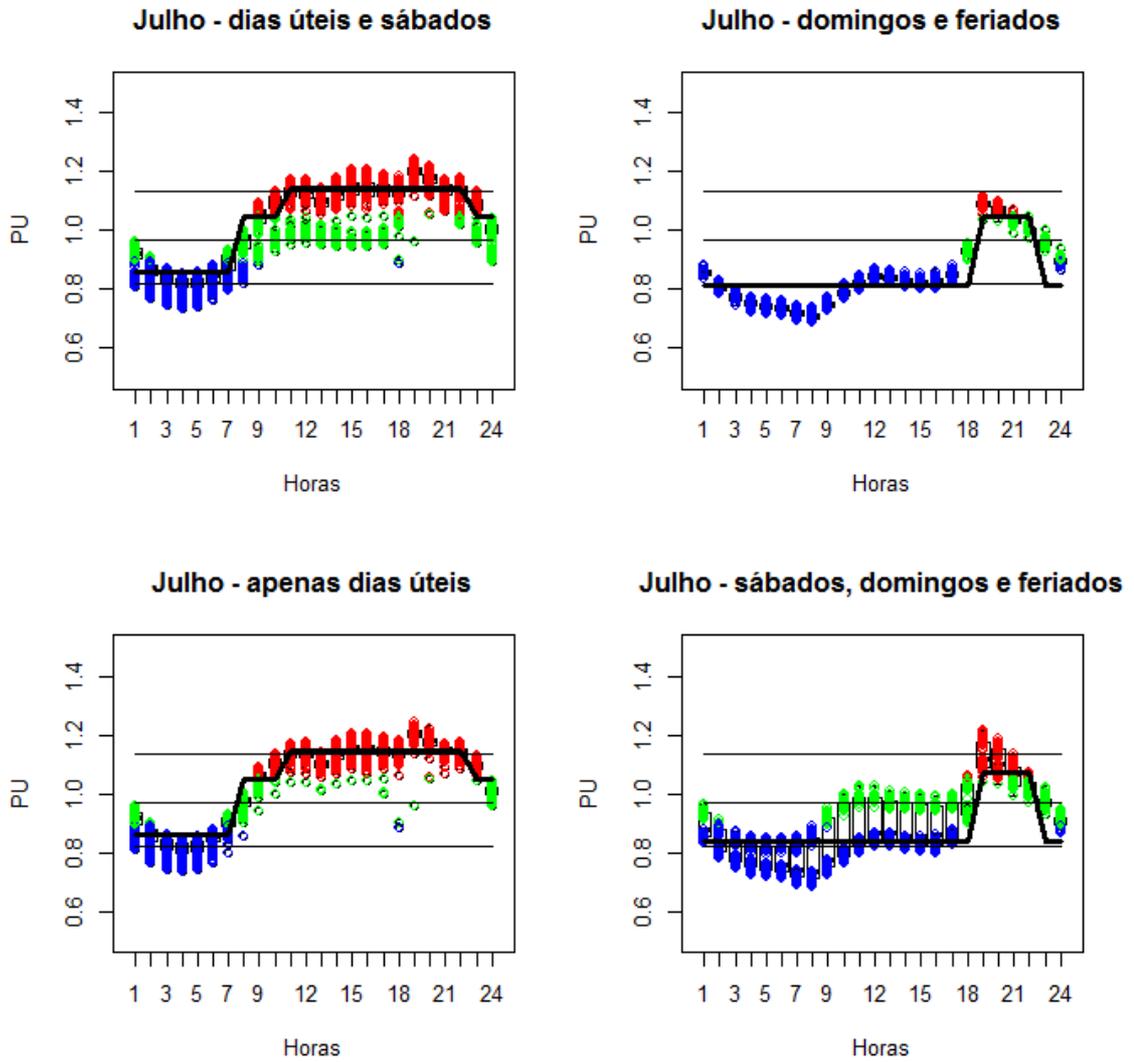


Figura II.6 – Análise da alocação dos sábados junto aos dias úteis ou aos domingos e feriados – mês julho

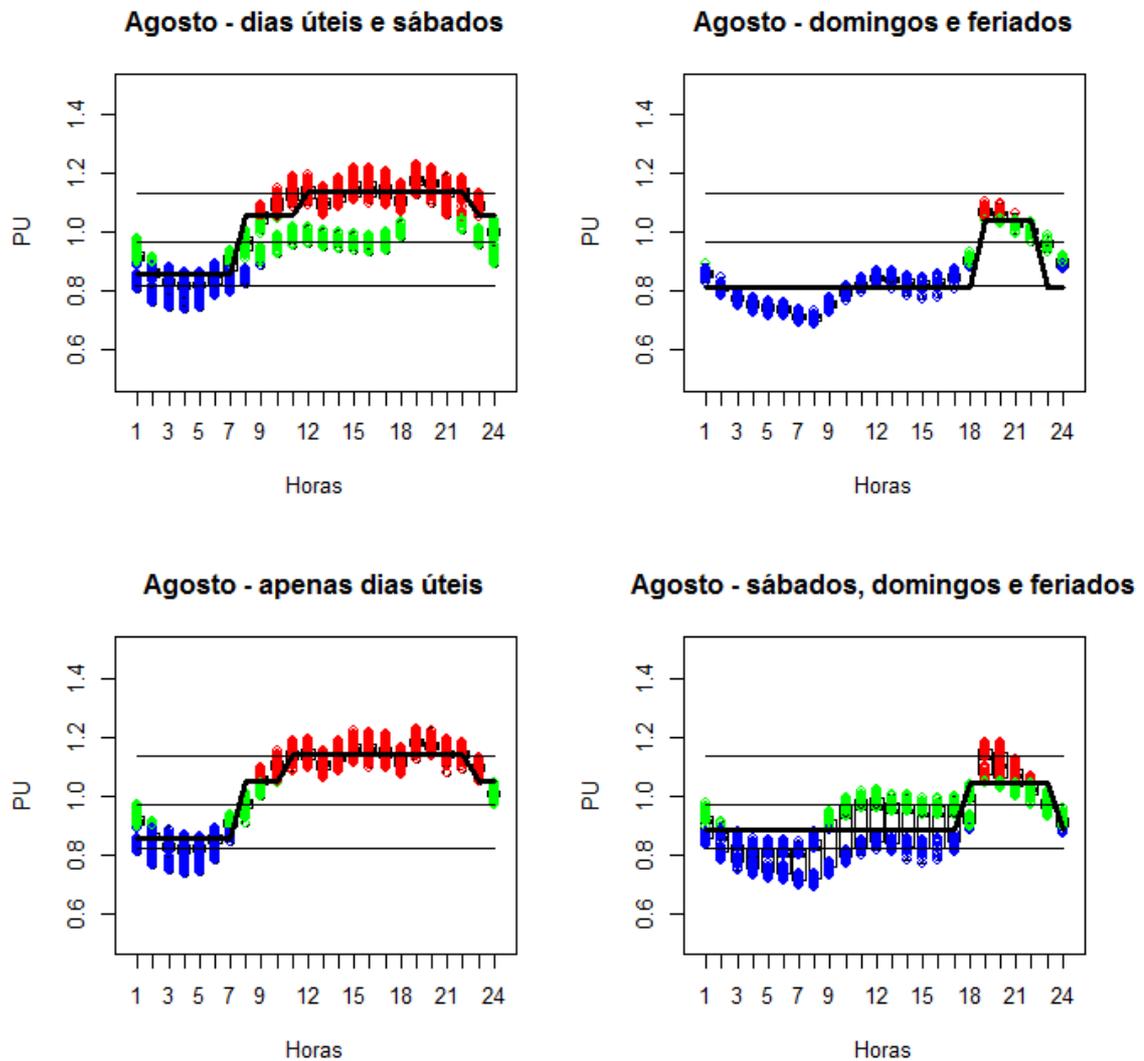


Figura II.7 – Análise da alocação dos sábados junto aos dias úteis ou aos domingos e feriados – mês agosto

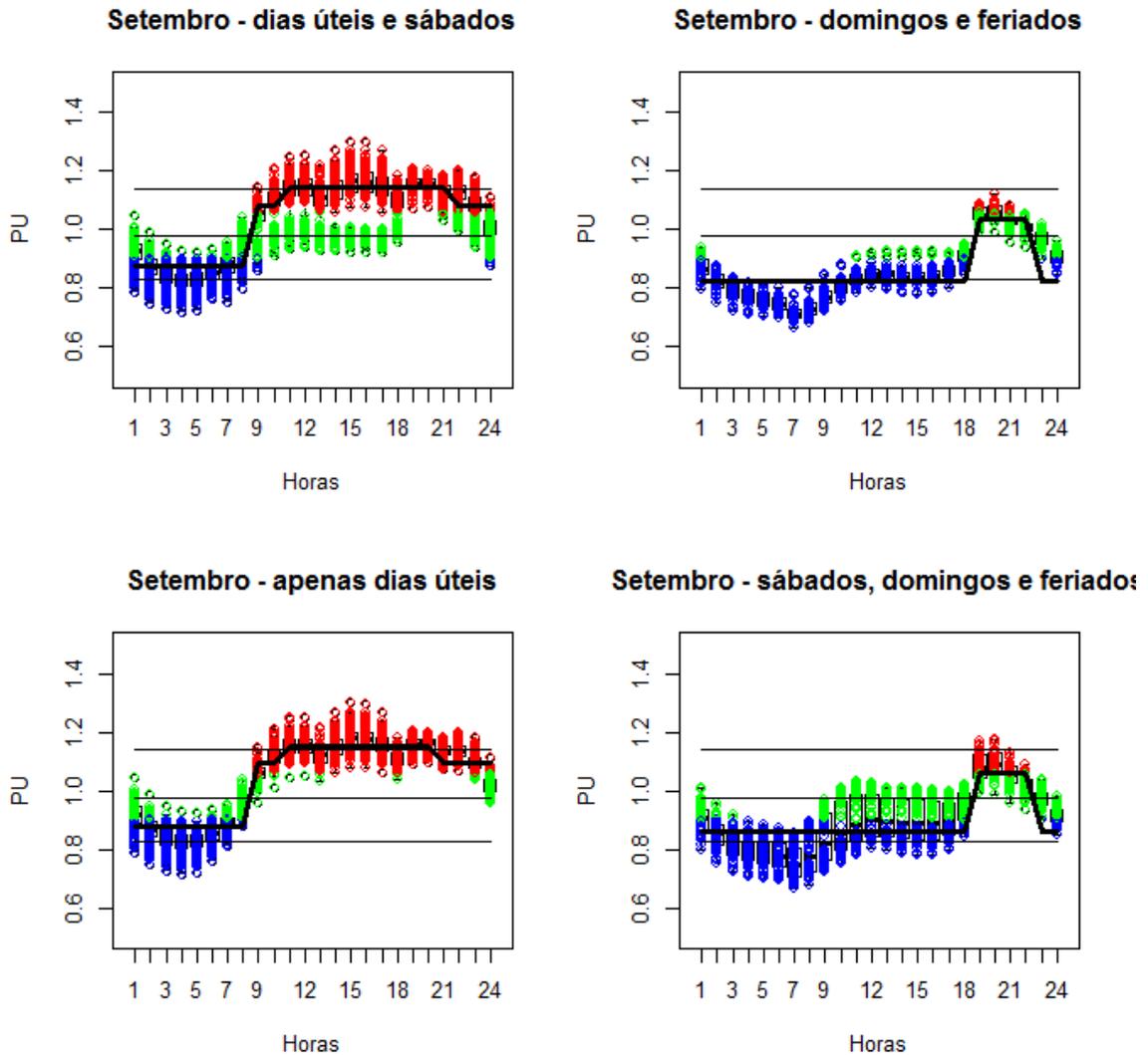


Figura II.8 – Análise da alocação dos sábados junto aos dias úteis ou aos domingos e feriados – mês setembro

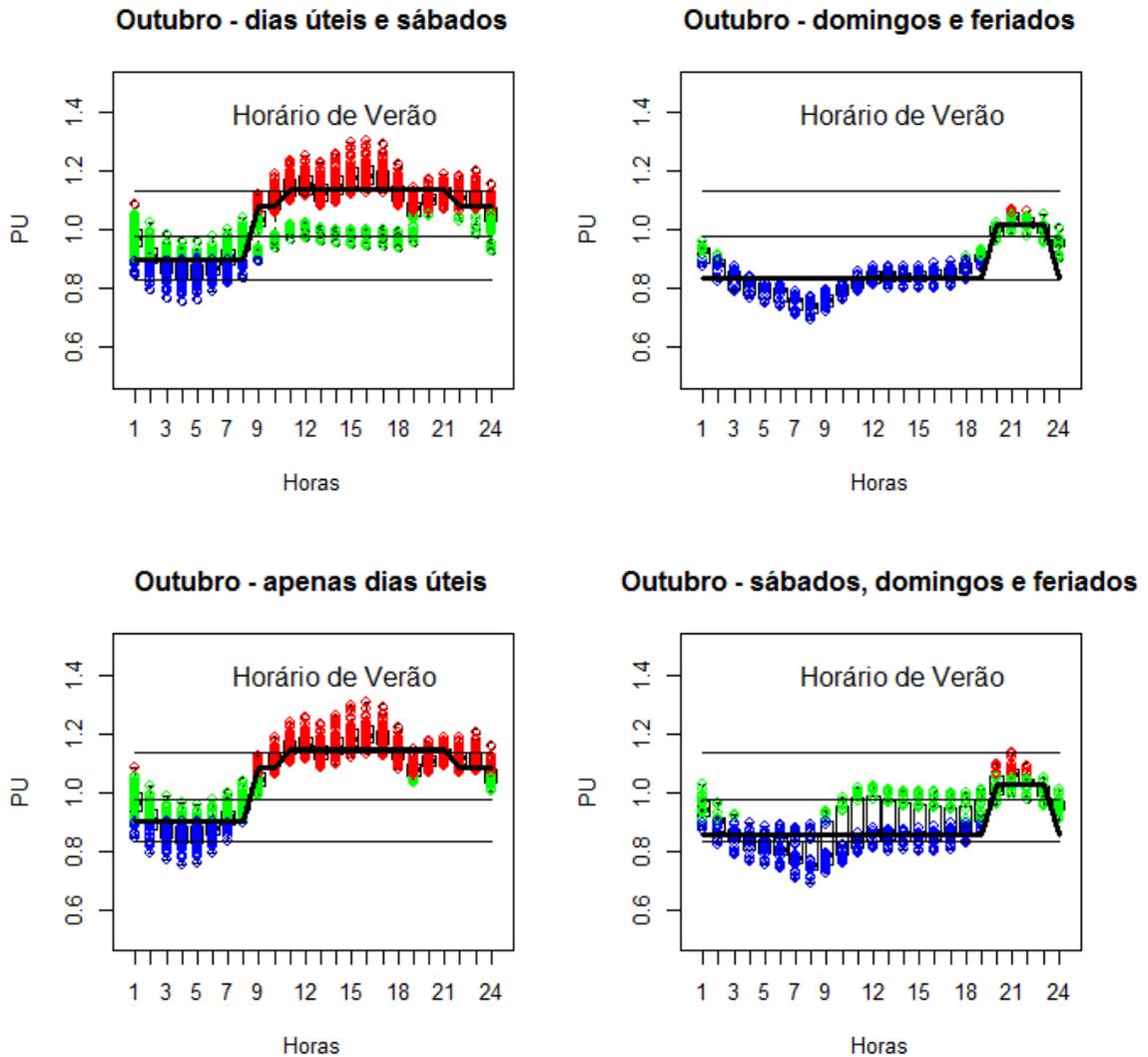


Figura II.9 – Análise da alocação dos sábados junto aos dias úteis ou aos domingos e feriados – mês outubro – horário de verão

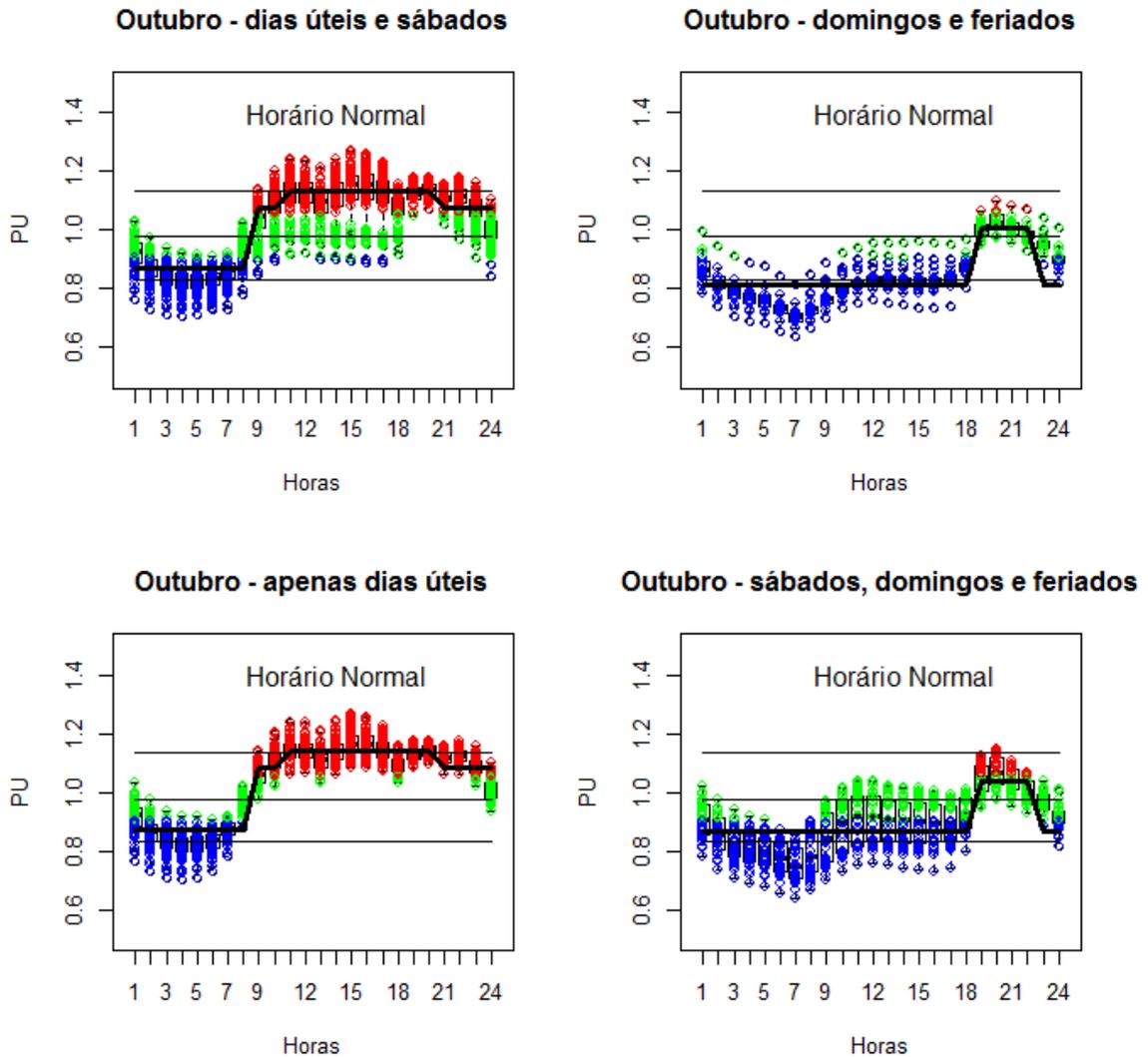


Figura II.10 – Análise da alocação dos sábados junto aos dias úteis ou aos domingos e feriados – mês outubro – horário normal

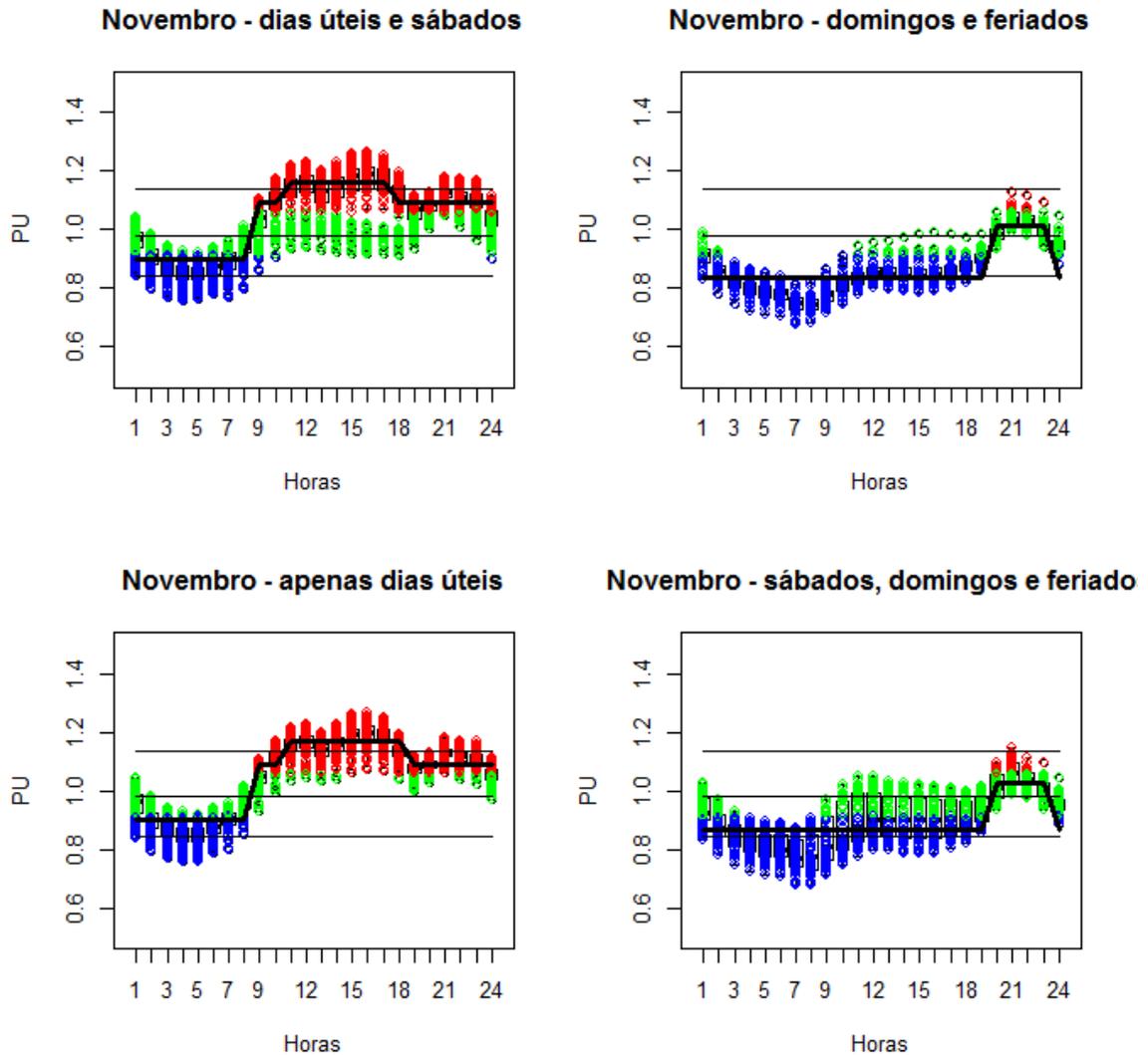


Figura II.11 – Análise da alocação dos sábados junto aos dias úteis ou aos domingos e feriados – mês novembro

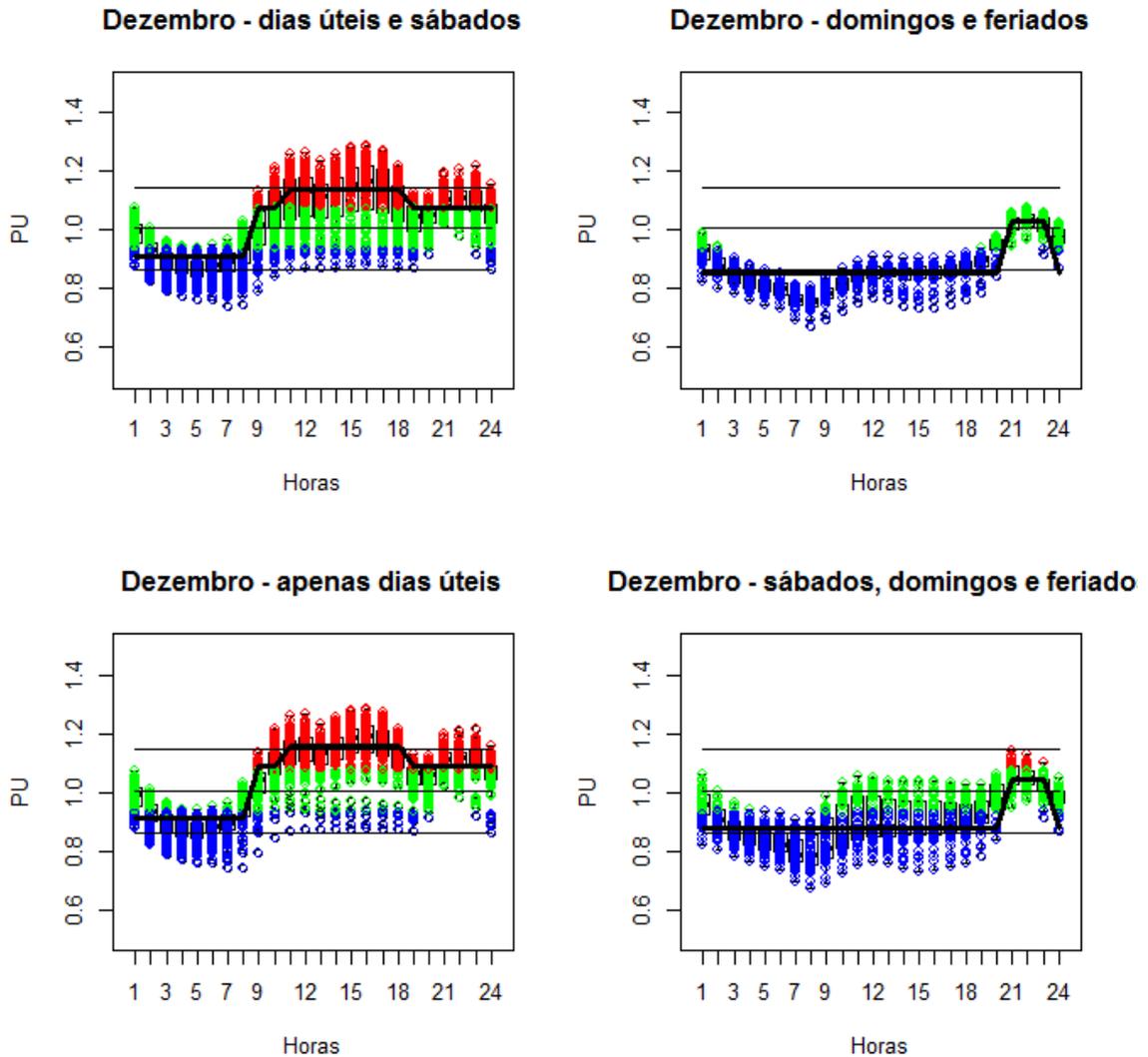


Figura II.12 – Análise da alocação dos sábados junto aos dias úteis ou aos domingos e feriados – mês dezembro