

2 Referencial Teórico

Neste capítulo serão apresentados os referenciais teóricos e equações matemáticas das metodologias que serão aplicadas nessa Dissertação. Primeiramente, a abordagem denominada *top-down* que consiste dos métodos de suavização exponencial, especialmente os desenvolvidos por PEGELS (1969) e TAYLOR (2003). Em seguida a descrição da plataforma de modelagem FORECAST, desenvolvida pelo Fraunhofer *Institute*, que compõe a técnica *bottom-up*.

2.1 A abordagem *top-down*

Os modelos *top-down*, como descrevem SWAN & UGURSAL (2009), são modelos simples, que requerem poucos detalhes dos processos reais de consumo. Em sua maioria utilizam métodos que consideram somente o histórico da série ou variáveis explicativas para determinar a tendência confiando em dados estatísticos semelhantes e teoria econômica.

Neste capítulo são apresentadas ao leitor as técnicas de suavização exponencial, particularmente os métodos de Holt e Pegels. Estes são o foco desta pesquisa ao se trabalhar com a abordagem *top-down*, pois são métodos baseados somente no histórico dos dados, sem levar em consideração informações em níveis mais baixos de desagregação. Com o objetivo de introduzir e contextualizar matematicamente estas técnicas acima citadas, serão mostrados, brevemente, os principais conceitos e abordagens da metodologia proposta por Holt em 1957, a versão re-impressa em HOLT (2004), estendida por PEGELS (1969) e TAYLOR (2003). Conceitos matemáticos e estatísticos mais detalhados também podem ser encontrados em GARDNER & MCKENZIE (1985), TASHMAN & KRUK (1996), HYNDMAN *et al* (2002) e HYNDMAN *et al* (2008).

2.1.1

Métodos de suavização exponencial

O mais simples dos métodos de suavização exponencial é conhecido como "suavização exponencial simples" ou SES. Esse método é adequado para a modelagem e previsão de séries de dados que não possuem tendência ou padrão sazonal, somente nível, sendo o conceito básico associar pesos maiores à observações mais recentes. As previsões são calculadas utilizando médias ponderadas onde os pesos decrescem exponencialmente quando as observações se tornam mais distantes, isto é, os menores pesos são associados com as observações mais antigas. A representação matemática do método SES para uma série temporal y_1, \dots, y_T pode ser encontrada abaixo:

$$l_t = \hat{y}_{t+1|t} = \alpha y_t + (1 - \alpha)l_{t-1} \quad (2.1)$$

$$\hat{y}_{T+h|t} = l_T \quad (2.2)$$

onde l_t é o nível ou valor suavizado da série no tempo t , y_t é a observação de uma série histórica no tempo t , \hat{y}_t é o valor previsto da variável y_t e α é a constante de suavização, $0 \leq \alpha \leq 1$. Podemos interpretar a equação (2.1) da seguinte maneira: a previsão $\hat{y}_{t+1|t}$ é calculada baseada na observação mais recente y_t com peso α e ponderando a previsão \hat{y}_t com peso $1 - \alpha$. A equação (2.2) que é a equação de previsão h passos à frente, mostra que, para o SES, as previsões são constantes baseadas no nível da última observação, y_T .

Com o objetivo de realizar previsões de dados que possuem tendência, em 1957, Charles C. Holt (HOLT, 2004) expandiu o método de suavização exponencial simples, criando assim o chamado "método de tendência linear de Holt" com duas equações de suavização (uma para o nível e uma para a tendência).

$$l_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(l_{t-1} + b_{t-1}) \quad (2.3)$$

$$b_t = \gamma(l_t - l_{t-1}) + (1 - \gamma)b_{t-1} \quad (2.4)$$

$$\hat{y}_{T+h|T} = l_T + hb_T \quad (2.5)$$

onde b_t denota a equação de suavização da tendência (inclinação) da série no tempo t e γ é o parâmetro de suavização para a tendência, $0 \leq \gamma \leq 1$. Assim, como para o caso da suavização exponencial simples, a equação do nível mostra que l_t é uma média ponderada da observação y_t e as equações de suavização do

nível e tendência no tempo anterior ($t - 1$). A equação de inclinação, b_t , é calculada como uma média ponderada baseada na diferença entre o nível no tempo atual e no tempo anterior e na própria tendência estimada no tempo $t - 1$. A equação de previsão para o método de Holt já não é mais constante, e sim a equação de uma reta. De acordo com a equação (2.5) a previsão h passos a frente é igual à última estimativa do nível mais h vezes a última estimativa de tendência, por isso as previsões são uma função linear do horizonte de previsão h .

Uma variação do método de tendência linear de Holt desenvolvido por PEGELS (1969), conhecido como "método de tendência exponencial" ou *Standard Pegels*, como será chamado nesse trabalho, é alcançado ao permitir que, na equação de previsão, o nível e a tendência sejam multiplicados em vez de adicionados. Desta forma, a tendência, na equação de previsão, é exponencial, em vez de linear, de modo que as previsões projetam um taxa de crescimento constante no lugar de uma inclinação constante. As equações de suavização e previsão podem ser vistas abaixo, sendo que agora b_t é a estimativa da taxa de crescimento.

$$l_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(l_{t-1} b_{t-1}) \quad (2.6)$$

$$b_t = \gamma \frac{l_t}{l_{t-1}} + (1 - \gamma)b_{t-1} \quad (2.7)$$

$$\hat{y}_{T+h|T} = l_T b_T^h \quad (2.8)$$

As previsões geradas pelo método linear de Holt exibem uma tendência constante independente do número de passos a frente sendo mais extremas ainda quando geradas pelo método *Standard Pegels* aumentando assim a chance de superestimar os valores futuros. Baseado nessa informação, GARDNER & MCKENZIE (1985) introduziram um parâmetro que amortece a tendência em uma linha constante em algum momento no futuro, sendo o método conhecido como "método de tendência linear amortecida". Com isso, as equações deste método possuem, além dos termos de suavização do nível e da tendência (α e γ), um parâmetro de amortecimento φ .

$$l_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(l_{t-1} + \varphi b_{t-1}) \quad (2.9)$$

$$b_t = \gamma(l_t - l_{t-1}) + (1 - \gamma)\varphi b_{t-1} \quad (2.10)$$

$$\hat{y}_{T+h|T} = l_T + b_T \sum_{i=1}^h \varphi^i \quad (2.11)$$

Se $0 < \varphi < 1$, a tendência é amortecida, se $\varphi = 1$, as equações se tornam idênticas as do método de tendência linear de Holt e se $\varphi > 1$, então a previsão possui uma tendência exponencial. TASHMAN & KRUK (1996) mostram que pode haver valor em alocar $\varphi > 1$, se aplicada em séries com forte tendência, especialmente as com tendência exponencial. No entanto, TAYLOR (2003) mostrou que se o processo é exponencial, então um método apropriado seria um que realmente modelasse esse tipo, tal como o método desenvolvido por PEGELS (1969).

Motivado pelas melhorias no desempenho de previsões utilizando métodos de suavização exponencial, haja vista o desenvolvido por TASHMAN & KRUK (1996), TAYLOR (2003) introduziu um parâmetro de amortecimento nas equações da metodologia *Standard Pegels*, resultando no "método multiplicativo de tendência amortecida" ou *Damped Pegels*, como é denominado por Taylor. As novas equações de suavização do nível e tendência e a função de previsão desse método são apresentadas abaixo:

$$l_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(l_{t-1} b_{t-1}^\varphi) \quad (2.12)$$

$$b_t = \gamma \left(\frac{l_t}{l_{t-1}} \right) + (1 - \gamma) b_{t-1}^\varphi \quad (2.13)$$

$$\hat{y}_{T+h|T} = l_T b_T^{\sum_{i=1}^h \varphi^i} \quad (2.14)$$

Se $0 < \varphi < 1$, a tendência multiplicativa é amortecida, se $\varphi = 1$, o método *Damped Pegels* se torna idêntico ao *Standard Pegels*, porém se $\varphi > 1$, a função de previsão possui um termo multiplicativo inflacionário que cresce ao longo do tempo. Assim como acontece para o método de tendência linear amortecida, diminuir φ ocasiona em um crescimento do grau de amortecimento, no entanto, ao contrário do que acontece para a técnica desenvolvida por GARDNER & MCKENZIE (1985), o formato da previsão amortecida varia, isto é, embora o formato se aproxime de uma assíntota horizontal, eventualmente, para previsões de curto prazo, o perfil pode ser convexo, côncavo ou quase linear.

Espera-se que essa nova técnica introduzida por TAYLOR (2003) produza previsões ainda mais conservadoras do que o método de tendência linear amortecida quando comparado ao método linear de Holt.

Na próxima seção é introduzida a segunda abordagem que será trabalhada nessa Dissertação, chamada de *bottom-up*.

2.2

A abordagem *bottom-up*

O termo *bottom-up* faz parte da língua inglesa e significa "de baixo para cima", sendo uma estratégia de processamento de informação e ordenação do conhecimento, usada em várias áreas de conhecimento. Para o setor energético tem sido empregada com sucesso em todas as classes de consumo, com destaque para o Residencial, vide o Plano Nacional de Energia 2030 (EPE, 2007), onde a estrutura e o nível da demanda, como um todo, dependem de fatores sociais, socioeconômicos, puramente econômicos e/ou puramente tecnológicos e não somente o histórico de consumo do setor.

Os modelos atuais de demanda de energia trabalham com suposições bastante simples sobre a dinâmica da difusão de tecnologia, mesmo os do tipo *bottom up*, que são caracterizados por uma detalhada representação da tecnologia (FLEITER; WORRELL; EICHHAMMER, 2011). Em um típico modelo *bottom-up*, a adoção da tecnologia é considerada como um processo estritamente racional de tomada de decisões, assumindo conhecimento perfeito. Alguns modelos também consideram barreiras, ao assumir uma maior taxa de desconto para investimentos em eficiência energética, enquanto outros trabalham simplesmente com suposições exógenas da melhoria da eficiência (PIZER; POPP, 2008). Enquanto o primeiro tipo superestima consideravelmente os investimentos em tecnologias de eficiência energética, os demais tipos, isto é, a taxa de desconto implícita e os pressupostos exógenos, também deixam a desejar no que diz respeito ao entendimento detalhado das barreiras relevantes e sua influência sobre a adoção da tecnologia (WORRELL; RAMESOHL; BOYD, 2004). Ao mesmo tempo, considerar detalhadamente o processo de adoção da tecnologia é indispensável para a modelagem das políticas de eficiência energética que visam superar as barreiras para acelerar as mudanças tecnológicas em direção a uma maior eficiência.

Na verdade, é frequentemente mencionado que incluir barreiras e falhas de mercado nos modelos *bottom-up* de demanda de energia é um importante passo na direção de modelos mais "realistas" e confiáveis, além de ser necessário para a modelagem mais explícita das políticas de eficiência energética, vide WORRELL,

RAMESOHL & BOYD (2004), CLARKE & WEYANT (2002), OSTERTAG (2003), WORREL & PRICE (2001) e DECANIO (1997). Alguns primeiros passos promissores foram tomados nesta direção, e algumas abordagens de outras disciplinas fornecem ideias úteis para a modelagem da difusão tecnológica. Sendo um desses trabalhos a plataforma FORECAST, desenvolvida pelo *Fraunhofer Institute* na Alemanha, que tem como objetivo principal gerar cenários de longo prazo para a demanda futura de energia.

Aplicações do FORECAST podem ser vistas em EICHHAMMER *et al* (2009) que realiza um cálculo de economia de energia em potencial no setor industrial; SCHLOMANN *et al* (2011) que prevê cenários de longo prazo para políticas climáticas na Alemanha; FLEITER *et al* (2011) e FLEITER *et al* (2012) que calculam economias em potenciais e custos na indústria intensiva de energia também na Alemanha; JAKOB *et al* (2012) e JAKOB, CATENAZZI & FLEITER (2013) que avaliam o impacto das políticas de eficiência energética na demanda de energia elétrica no setor terciário da UE; e em ELSLAND *et al* (2013) que fornece uma avaliação prévia do impacto das políticas de eficiência energética no setor residencial turco e ELSLAND, SCHLOMANN & EICHHAMMER (2013) no alemão.

O FORECAST é composto por quatro módulos individuais, um para cada setor de acordo com o balanço energético do Eurostat, a saber: industrial, terciário/serviços (comercial no Brasil), residencial e outros (FRAUNHOFER; IREES; TEP, 2014). Enquanto todos os módulos seguem uma metodologia semelhante, o modelo também considera as particularidades de cada setor, como a estrutura de tecnologia, a heterogeneidade dos agentes e disponibilidade de dados.

Neste trabalho, dentro da abordagem *bottom-up*, o *software* FORECAST será aplicado somente ao setor Residencial, que tem descrição específica e se chama FORECAST-Residential, onde o estoque de bens-finais e as diferentes classes de eficiência do mercado são modeladas explicitamente, como pode ser visto em ELSLAND *et al* (2013) e ELSLAND, SCHLOMANN & EICHHAMMER (2013).

A importância da classe residencial na demanda atendida pelo Sistema Elétrico Brasileiro (SEB) pode ser reconhecida por sua dimensão quantitativa, pois, em 2013, concentrou 27% do consumo total e 85% do número de consumidores. Além de concentrar as principais políticas do SEB, como o

programa “Luz para Todos”, os subsídios às unidades consumidoras habitadas por famílias de baixa renda e outras políticas como etiquetagem e aumento da eficiência energética de eletrodomésticos utilizados nos domicílios (PESSANHA; LEON, 2012).

2.2.1

O modelo FORECAST-Residential

O módulo residencial da plataforma FORECAST já foi aplicado para calcular a demanda futura de energia do setor residencial dos 27 países da União Europeia (EU 27), Noruega, Suíça e Turquia. A plataforma pode ser concebida como um modelo de estoque que captura a quantidade de bens finais no mercado em combinação com sua distribuição por tempo de vida útil.

A versão original do FORECAST-Residential inclui um módulo para "eletrodomésticos, iluminação e ar-condicionado" (módulo 1) nomeado como Módulo dos Bens-finais, e outro para "sistemas de aquecimento" (módulo 2). Na Europa, a maior parte do consumo final de energia residencial é atribuída ao aquecimento de ambiente, e por isso o modelo compreende uma representação detalhada dos edifícios europeus como meio para calcular a demanda de calor útil. Para o caso brasileiro, os sistemas de aquecimento não são significativos para qualquer que seja a região geográfica de análise segundo as pesquisas de posse e hábito do PROCEL (PROCEL, 2005d), (PROCEL, 2005c), (PROCEL, 2005b), (PROCEL, 2005e) e (PROCEL, 2005f). Portanto, nessa pesquisa, o segundo módulo não será utilizado.

O módulo 1 abrange as categorias de linha branca dos eletrodomésticos, fogões, iluminação e sistemas de ar condicionado, onde sua estrutura considera três níveis hierárquicos (por exemplo, televisores) no maior nível de agregação, diferenciados pela tecnologia (por exemplo, plasma e LCD) e depois divididos em classes de eficiência (por exemplo, A e B). Para o caso brasileiro, os bens-finais selecionados que serão utilizados nesse módulo são, a saber: geladeiras, freezers, televisores, chuveiros elétricos, ar condicionado e iluminação (número de lâmpadas), pois, de acordo com pesquisas anteriores, são responsáveis por mais de 90% do consumo total de energia dentro de uma residência brasileira. A última categoria presente neste módulo se chama Novos e Outros, um agregado de todos

os aparelhos que não são explicitamente modelados contendo uma variedade de outros pequenos aparelhos (por exemplo, máquinas de barbear), bem como a demanda de energia elétrica de, potencialmente, novos aparelhos que irão fazer parte do mercado até o horizonte desejado (nosso caso, 2050).

A estrutura do FORECAST-*Residential* está representada na Figura 1 e, como indicado, os parâmetros globais que definem a modelagem de demanda de energia elétrica são o preço da energia elétrica ao consumidor final e o número de domicílios. Para a projeção das curvas de estoque dos bens finais a curva de crescimento sigmoideal (função de Bass) é aplicada, ajustando o desenvolvimento do estoque empírico com base nos métodos de mínimos quadrados (BASS, 1969). Essa função foi escolhida devido à informação "boca-a-boca" ser elemento chave para a difusão da tecnologia, segundo ALBERS (2004). O volume do estoque é baseado no tempo de vida de cada aparelho com probabilidade de falha distribuída como uma distribuição Normal. A divisão de novas tecnologias e classes de eficiência difundidas no mercado depende do cenário. A demanda de eletricidade final de todos os bens finais é calculada como o produto do consumo específico (que é baseado no consumo específico por hora ou sobre o consumo específico por ciclo, dependendo do aparelho) pelo estoque de cada bem final distinguido ainda por tecnologia e classe de eficiência. Em um último passo a demanda global de eletricidade é calculada por cenário.

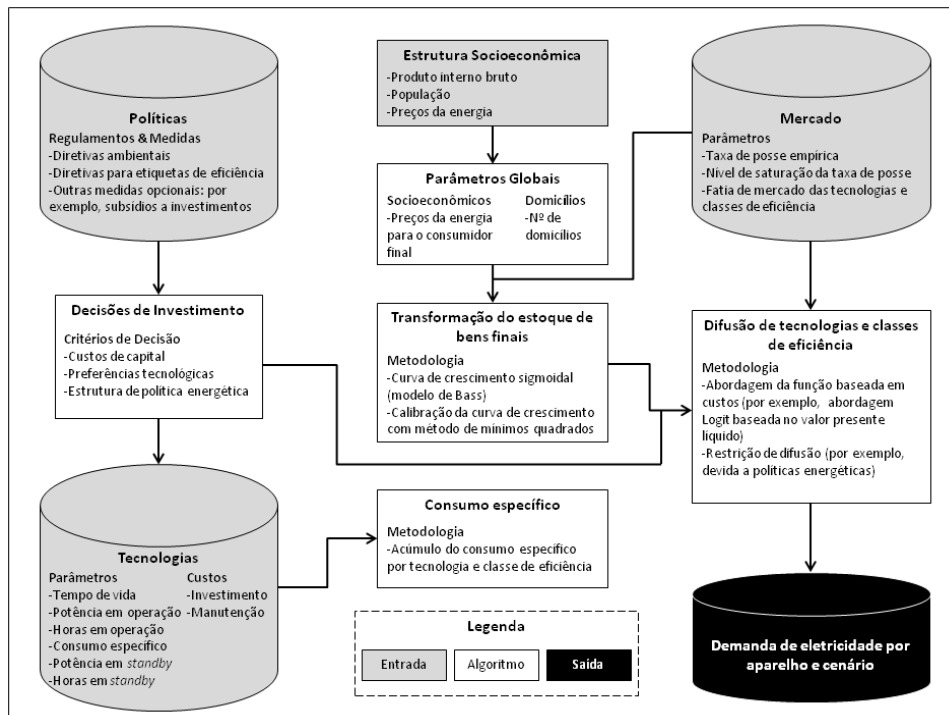


Figura 1 - Estrutura do FORECAST-Residential

Fonte: adaptado de (ELSLAND; SCHLOMANN; EICHHAMMER, 2013)

Daqui em diante será explicado como são modeladas as difusões tecnológicas presentes no FORECAST-Residential. Para obter mais detalhes matemáticos será necessário consultar as referências que serão indicadas conforme a metodologia for sendo discriminada.

DECANIO (1997) observou que a tomada de decisão em residências particulares baseia-se na observação de que cada tomador de decisão seleciona a opção que oferece a maior utilidade individual entre um grande número de alternativas. E devido ao fato de que esses tomadores de decisão diferem no que diz respeito às suas preferências, estilos de vida, informações disponíveis e outras características, utilidade individual é uma variável complexa e, até certo ponto não quantificável (TRAIN, 2003). No entanto, como para satisfazer uma utilidade sempre envolve decidir em favor de uma alternativa, em nível macroeconômico, a soma de todas as decisões pode ser descrita, se esta está ligada a variáveis mensuráveis.

Modelos Logísticos Multinomiais (MNLM) vem sendo utilizados para ilustrar este tipo de tomada de decisão em modelos de energia (TUTZ, 2012). Usando variáveis observáveis, o MNLM define a participação de alternativas de substituição do mercado a partir de uma perspectiva de mercado. Em

conformidade com a função de utilidade do tomador de decisão, a abordagem logit proporciona uma distribuição de divisão de mercado como resultado, levando todas as alternativas de substituição em conta. O cálculo da parcela uma tecnologia alternativa de mercado i no tempo t é realizado conforme a equação (2.15).

$$ms_{i,t} = \exp\left(-\lambda_i \frac{U_{i,t}}{\frac{1}{Z} \sum_{j=1}^Z U_{j,t}}\right) \quad (2.15)$$

Onde λ_i é o parâmetro de heterogeneidade, $U_{i,t}$ a função de utilidade do tomador de decisão e $U_{j,t}$ a utilidade dos z bens finais que prestam o mesmo serviço (por exemplo, geladeira da classe de eficiência A contra uma da classe B).

A equação generalizada da função de utilidade $U_{i,t}$ do bem final i no tempo t pode ser encontrada na equação (2.16):

$$U_{i,t} = \left(ASC_i + \beta_{i,1} \cdot A_{i,t} \left(\frac{I_{i,t}}{DI_t}, dr_i, n \right) + \beta_{i,2} \cdot S_{i,t} + \beta_{i,3} \cdot MC_{i,t} + \beta_{i,4} \cdot EC_{i,t} + \sum_{k=1}^K \beta_{i,k} \cdot u_{i,t} \right) \cdot \frac{1}{r_n} \quad (2.16)$$

onde ASC_i é a constante da alternativa específica, $\beta_{i,k}$ é o coeficiente para cada uma das k alternativas, $A_{i,t}$ é anuidade, $I_{i,t}$ a soma dos investimentos, DI_t a renda disponível, dr_i a taxa de desconto, n o período de amortização, $S_{i,t}$ os subsídios, $MC_{i,t}$ os custos de manutenção, $EC_{i,t}$ o custo de energia por combustível, $u_{i,t}$ os elementos alternativos e r_n as alternativas rivais.

A anuidade $A_{i,t}$ basicamente decompõe a soma do valor presente líquido de cada bem final pelo seu tempo de vida, sendo sua forma de cálculo como a apresentada na equação (2.17):

$$A_{i,t} = \left[-l_0 + \sum_{t=1}^n \frac{Re_t}{(1 + dr_i)^t} \right] \frac{(1 + dr_i)^n}{(1 + dr_i)^n - 1} \quad (2.17)$$

onde l_0 é o investimento no ano base, n o tempo de vida e Re_n o fluxo de caixa líquido.

O fator descritivo que influencia a função de utilidade é o Custo Total de Posse (TCO) que consiste no investimento, subsídios em caso de fundos públicos e os custos de troca no caso de substituição do sistema de aquecimento mais os custos de energia e manutenção. O cálculo do TCO é feito utilizando,

primeiramente, o cálculo do valor presente líquido dinâmico (NPV) e, posteriormente, um cálculo de anuidade, o que permite que diferentes alternativas de investimento sejam comparadas em termos monetários (GÖETZE, 2006).

Os preços levados em consideração na decisão relacionada ao TCO são baseados no preço do ano da decisão e da tendência da média de aumento de preço ao longo dos três anos anteriores, ao passo que se prevê que o aumento seja equivalente no futuro, mais detalhes dessa abordagem, olhar KEPPPO & STRUBERGGER (2010).

A abordagem escolhida para combinar estes elementos de custo em uma função de utilidade é determinada principalmente pelo grau de disponibilidade de dados sobre as preferências dos consumidores marginais (MCFADDEN, 2013). Como não há nenhuma evidência empírica sobre a tomada de decisões no setor Residencial Brasileiro, os elementos de custo são simplesmente acoplados de maneira aditiva, sem uma ponderação de cada elemento. Ao determinar a correlação entre o TCO e o desenvolvimento de parcelas do mercado na competição de tecnologias, a elasticidade-preço é explicitamente levada em conta usando a abordagem logística (TUTZ, 2012), assim os pressupostos sobre decréscimo de custo têm um impacto sensível nos resultados. Além disso, a força da correlação entre o custo total de posse do bem-final e a distribuição de mercado do respectivo bem-final também capturam implicitamente a significância de todos os fatores não monetários que influenciam no processo de decisão de investimento.

Para estabelecer laços mais estreitos com a realidade, a abordagem logit é combinada com curvas de crescimento para limitar a difusão em relação à dinâmica de mercado e efeitos de saturação (DECANIO, 1997). Assim, a difusão de determinadas tecnologias é restrita, mesmo que o seu potencial de difusão seja mais econômico. Essa restrição de difusão é essencial para o caso de sistemas de aquecimento, onde, por exemplo, é necessário considerar potenciais de infraestrutura.

A curva de crescimento da taxa de posse é modelada baseada na curva de crescimento da abordagem padrão de Bass (BASS, 1969) estendida com o efeito predador-presa (relação entre consumidor e produto) e pela elasticidade do rendimento disponível (SATOH, 2001). A equação que calcula o crescimento da

taxa de posse do bem final i no tempo t com l alternativas rivais pode ser visto na equação (2.18).

$$ow_{i,t} = \left(\left(\frac{m_i}{1 + \exp \frac{-(DI_t - I_{i,t})}{\varphi_t}} \right) - ow_{i,t-1} \right) \cdot \left(a_i + b_i \cdot ow_{i,t-1} - \sum_{j=1}^l se_i \cdot ow_{j,t-1} \right) \quad (2.18)$$

Onde m_i é o nível de saturação, φ_t a dispersão de rendimento disponível, a_i o coeficiente de inovação, b_i o coeficiente de imitação e se_i o efeito de substituição.

O nível de saturação m_i dos bens finais: geladeira, freezer, televisor, iluminação e chuveiro elétrico são obtidos exogenamente, por meio de suposição ou baseados no próprio histórico dos dados. Já para ar condicionado, o nível de saturação depende do grau de arrefecimento diário (*cooling degree days* ou CDD) segundo a abordagem proposta por MCNEIL & LETSCHERT (2010). A equação para cálculo é dada em (2.19) por:

$$m_{air,t} = m_i - \alpha_1 \cdot \exp(-\alpha_2 \cdot CDD_t) \quad (2.19)$$

onde $m_{air,t}$ é o nível de saturação no tempo t , m_i o nível calculado exogenamente e α_1 , α_2 os coeficientes obtidos via método dos mínimos quadrados.

Além de serem usadas para restringir as difusões, as curvas de crescimento também determinam o número total de decisões de investimento em cada ano caso não haja nenhuma relação com a substituição de equipamentos, o que geralmente é o caso.

A demanda final (E_t) é calculada como na equação (2.20).

$$E_t = d_t \cdot \sum_{i=1}^l (w_{i,t} \cdot w_i \cdot o_i \cdot ms_{i,t}) + e_{Outros,t} \quad (2.20)$$

Onde d_t é o número de domicílios no tempo t , $w_{i,t}$ a taxa de posse da tecnologia i no tempo t , w_i a potência específica da tecnologia i em operação e em *standby*, o_i é o tempo em operação ou *standby* da tecnologia i , $ms_{i,t}$ o estoque da tecnologia i no tempo t e $e_{Outros,t}$ a eletricidade demandada relacionada a categoria “Outros”.

Para finalizar a metodologia *bottom-up* e para maiores esclarecimentos foi desenvolvido um fluxograma resumido da plataforma *FORECAST-Residential*, como pode ser visto na Figura abaixo.

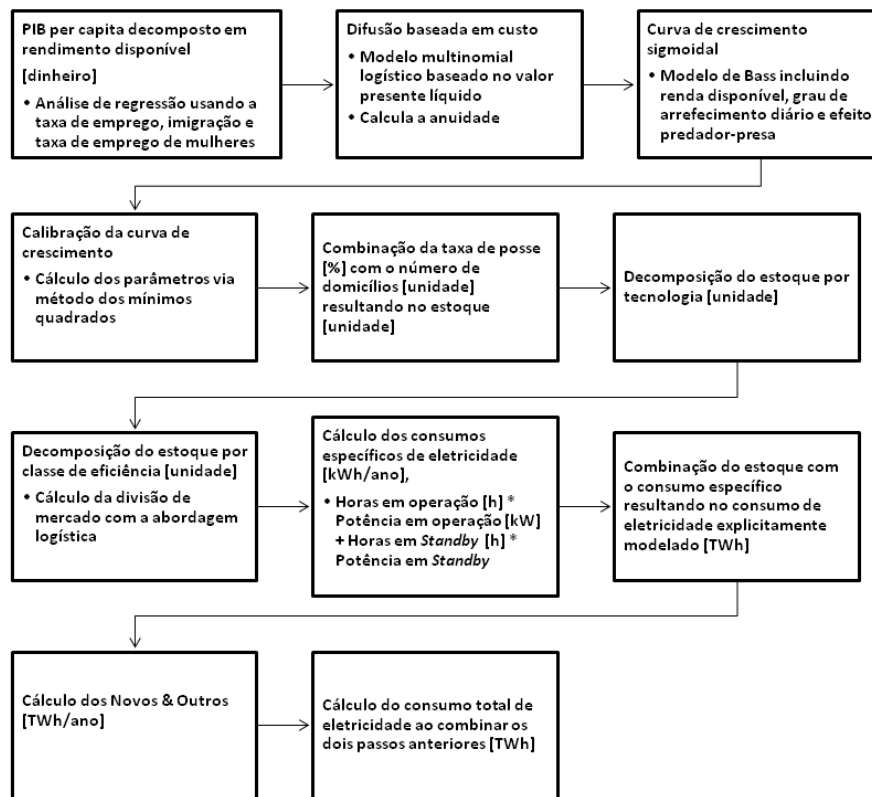


Figura 2 - Passo a passo da metodologia FORECAST

Fonte: a autora (2015)

No próximo capítulo serão apresentadas as séries de consumo de eletricidade que serão utilizadas neste trabalho, além de uma análise exploratória de cada uma delas, juntamente com a previsão esperada a partir dos estudos da EPE.