



Sistemas Energéticos do Futuro III

Revisão Bibliográfica Sobre Metodologias para Projeção de Difusão dos Recursos Energéticos Distribuídos

Subproduto 2.1

Relatório Final

Elaborado para a GIZ



Maio de 2020



Nº do Contrato: 83338036

Sumário

| | | |
|-----|--|----|
| 1 | Introdução..... | 2 |
| 1.1 | Visão geral do projeto..... | 2 |
| 1.2 | Objetivo do relatório | 4 |
| 1.3 | Organização do relatório..... | 4 |
| 2 | Fundamentos de modelos de difusão | 6 |
| 2.1 | Princípios da difusão de inovações..... | 6 |
| 2.2 | Proposta de decomposição da difusão e taxonomia de modelos..... | 8 |
| 2.3 | Como acomodar REDs com diferentes características no mesmo modelo..... | 10 |
| 3 | Estratégias de modelagem do equilíbrio de longo prazo..... | 14 |
| 3.1 | Métodos baseados na curva de difusão..... | 14 |
| 3.2 | Métodos de mercado exógeno | 16 |
| 3.3 | Métodos estatísticos de regressão..... | 18 |
| 3.4 | Métodos econométricos fundamentalistas..... | 22 |
| 4 | Estratégias de modelagem da dinâmica de difusão..... | 25 |
| 4.1 | Métodos de difusão exógena | 25 |
| 4.2 | Métodos puramente estatísticos..... | 29 |
| 4.3 | Métodos paramétricos de difusão..... | 30 |
| 4.4 | Métodos de modelagem baseada em agentes..... | 34 |
| 4.5 | Métodos numéricos e dinâmica de sistemas | 39 |
| 5 | Levantamento bibliográfico para a parametrização da representação dos RED..... | 42 |
| 5.1 | Geração distribuída..... | 42 |
| 5.2 | Veículos elétricos | 43 |
| 5.3 | Armazenamento..... | 44 |
| 5.4 | Resposta da demanda | 44 |
| 6 | Conclusões e próximos passos | 46 |
| 7 | Bibliografia..... | 49 |

1 INTRODUÇÃO

1.1 Visão geral do projeto

O crescimento dos Recursos Energéticos Distribuídos (RED) encabeça o remodelamento do setor elétrico mundial devido às revoluções tecnológica, econômica e socioambiental presentes e demandadas nos últimos anos. Os REDs que fazem parte dessa transformação do setor elétrico em geral são agrupados nas categorias de Geração Distribuída (GD), Armazenamento Distribuído (AD), Resposta pelo lado da demanda (RD), Microrredes (MR), Usinas Virtuais (UV) e Veículos Elétricos e estruturas de recarga (VE) e cada grupo se encontra em um processo de amadurecimento tecnológico e de difusão distinto.

A medida que os REDs são absorvidos pela sociedade, estes tem a aptidão de alterar estruturalmente o modelo físico e regulatório do setor elétrico mundial. Semelhante ao observado no mundo, o setor elétrico brasileiro vem sentindo as alterações na sua estrutura nos últimos anos e testemunha a ruptura da sua constituição tradicional que era de um sistema centralizado de geração, com cargas de demanda passivas e fluxos unidirecionais fluindo da rede de transmissão para a rede de distribuição. Dentro do espectro de REDs, a GD fotovoltaica é o RED com maior representatividade no setor elétrico brasileiro, como pode ser observado na Figura 1.

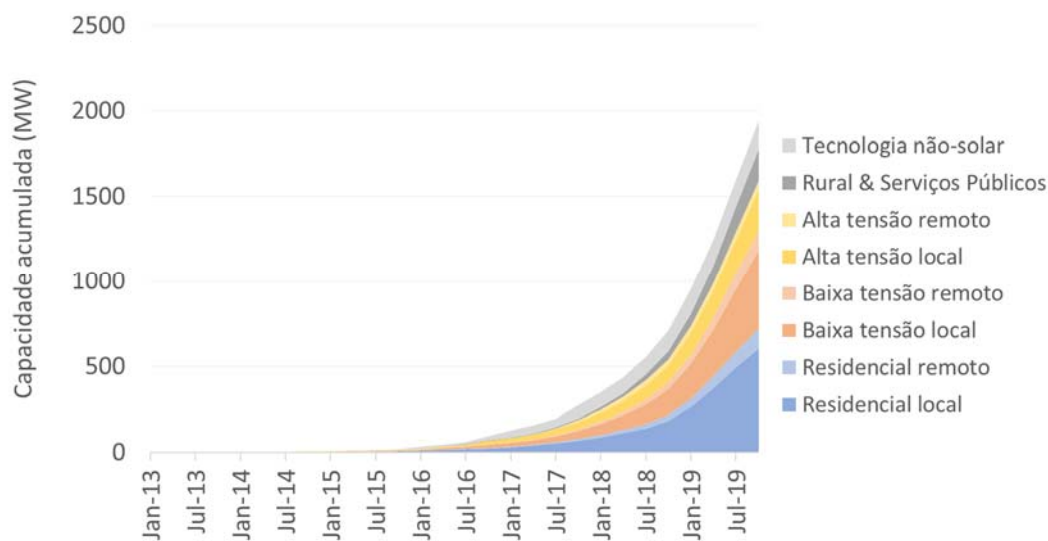


Figura 1 – Evolução histórica de mini- e microgeração distribuída no Brasil. Elaboração PSR com dados de [37]

Unicamente pelo crescimento exponencial da GD fotovoltaica, os estudos relacionados à penetração do RED no Sistema Elétrico Brasileiro (SEB) já seria justificável. Considerando ainda que a penetração de outros tipos de RED se dará em um futuro próximo de acordo com o amadurecimento tecnológico, regulatório e econômico de cada recurso, a Deutsche Gesellschaft für Internationale Zusammenarbeit (GIZ) GmbH solicitou o estudo sobre impactos da integração, em grande escala, dos REDs no sistema elétrico do Brasil – Sistema de Distribuição.

Nesse contexto, este trabalho tem como macro objetivos: A avaliação de modelos regulatórios para REDs nos distintos contextos de penetração e serviços e avaliação da incorporação dos REDs nos modelos de planejamento da expansão dos sistemas elétricos.

Os objetivos são alcançados através da execução de três produtos principais mostrados abaixo.

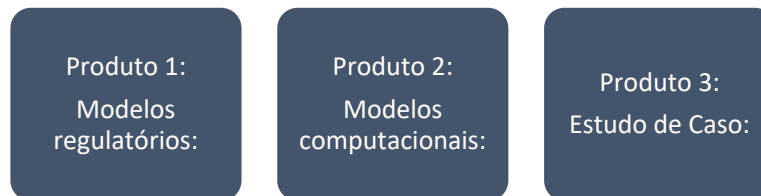


Figura 2 – Produtos a serem desenvolvidos no âmbito do projeto.

O produto 1, Modelos Regulatórios, tem como objetivo identificar os modelos regulatórios aplicáveis ao Brasil dada as melhores práticas, em âmbito mundial considerando a alocação de risco, atratividade e eficiência econômica entre os agentes, verificação de modelos de negócio aplicados a mercados com diferentes estruturas tarifárias que abordem tanto as tarifas tradicionais, que dispensam sinais tarifários e com sinais de preço horários e sistemas de medição avançados.

Este produto foi subdividido em 3 partes listadas abaixo:

- ✓ Subproduto 1.1 - Revisão Bibliográfica sobre Recursos Energéticos Distribuídos: Revisão bibliográfica sobre estado da arte em REDs, cobrindo, entre outros, os seguintes aspectos: conceitos, tecnologias em uso, potenciais impactos positivos e negativos no sistema elétrico, ambientes e modelos de negócio para RED, incluindo mercados de energia, de capacidade e de serviços ancilares, entre outros.
- ✓ Subproduto 1.2 - Experiência internacional em modelos regulatórios adotados em diferentes jurisdições. Em cada jurisdição, deverão ser escrutinados: casos de sucesso ou insucesso, lições aprendidas, resultados de projetos pilotos etc. Na função de operador de serviços de distribuição (DSO), deverão ser analisados: regimes regulatórios (*price cap, revenue cap, cost of service* etc.), modelos de negócios envolvendo DSO e RED, diretamente ou por meio de agregadores (incluindo tipos de serviços e formas de remuneração), influência de RED na formação de custos de rede, periodicidade (anual ou plurianual) de reconhecimento de custos na base de remuneração do DSO, entre outros aspectos;
- ✓ Subproduto 1.3 - Proposição de modelos regulatórios aplicáveis ao SEB, considerando as melhores práticas internacionais e as políticas públicas e regulatórias vigentes no Brasil. Para cada proposta, deverão ser explicitados: impactos potenciais no setor elétrico com a aplicação dos modelos, identificação dos stakeholders, barreiras existentes e alternativas legais e regulatórias.

O objetivo do Produto 2 – Modelos Computacionais é realizar uma análise comparativa de métodos e modelos de aplicáveis à modelagem e simulação de Recursos Energéticos Distribuídos (RED), incluindo geração distribuída, armazenamento atrás do medidor,

resposta da demanda e veículos elétricos. Serão abordados para cada método e modelo recomendado, os requisitos de dados, vantagens e limitações para a aplicação no Brasil.

Este produto foi subdividido em 3 partes listadas abaixo:

- ✓ Subproduto 2.1 - Levantamento do estado da arte de metodologias para projeção da difusão dos RED de forma exógena aos modelos de expansão da geração centralizada/transmissão/distribuição;
- ✓ Subproduto 2.2 - Levantamento do estado da arte de metodologias para quantificação de custos e benefícios (incluindo externalidades) dos RED no sistema elétrico, incluindo a eventual expansão dos sistemas de transmissão e distribuição;
- ✓ Subproduto 2.3 - Levantamento do estado da arte de metodologias para projeção e otimização da difusão dos RED de forma endógena aos modelos de expansão da capacidade de geração centralizada/transmissão/distribuição;

O objetivo do Produto 3 – Estudo de Caso tem foco em montar uma metodologia que permita inserir os métodos estudados nos produtos anteriores no planejamento do sistema.

Este produto foi subdividido em 3 partes listadas abaixo:

- ✓ Subproduto 3.1 - Proposta e elaboração de modelo integrado para a otimização da expansão. Nesta etapa é importante a definição de premissas que nortearão cada um dos processos de otimização. Estas premissas devem ser elaboradas para cada uma das tecnologias abordadas (geração distribuída, armazenamento atrás do medidor, resposta da demanda e veículos elétricos). O objetivo desta etapa é que haja discussão exaustiva de todas as variáveis do projeto, visando evitar retrabalhos futuros. Dentre as premissas a serem discutidas estão, não se limitando as mesmas: modelo, técnica de otimização, discretização espacial e temporal, modo de representação das tecnologias, horizonte de estudo e valoração das tecnologias.
- ✓ Subproduto 3.2 - Definição do estudo de caso e levantamento de dados. O estudo de caso deve ser discutido e elaborado previamente com toda a equipe participante (GIZ, EPE e consultoria contratada) visando o melhor aproveitamento do projeto.
- ✓ Subproduto 3.3 - Simulações e resultados da expansão com e sem RED;

1.2 Objetivo do relatório

Este relatório faz parte da produção de conteúdo do Produto 2 – Modelos Computacionais e foca no desenvolvimento do Subproduto 2.1 - *Levantamento do estado da arte de metodologias para projeção da difusão dos RED de forma exógena aos modelos de expansão da geração centralizada/transmissão/distribuição* em que são abordados os fundamentos, das metodologias de difusão, estratégias de métodos de difusão e parametrização da representação dos REDs de forma exógena aos modelos de expansão.

1.3 Organização do relatório

Este relatório é composto de 7 capítulos em que o Capítulo 1 mostra a visão geral do projeto e o objetivo do produto/ subproduto desenvolvido. O Capítulo 2 mostra os fundamentos dos

modelos de difusão, o Capítulo 3 são discutidas as estratégias de modelagem do equilíbrio de longo prazo, no Capítulo 4 são descritas as estratégias de modelagem dinâmica de difusão dos REDs, o Capítulo 5 é mostrado o levantamento bibliográfico para a parametrização da representação dos REDs e as conclusões e próximos passos são mostrados no Capítulo 6 e por fim, o Capítulo 7 lista a bibliografia consultada para esse relatório.

2 FUNDAMENTOS DE MODELOS DE DIFUSÃO

Este capítulo tem como objetivo apresentar os fundamentos de modelos de difusão em que serão abordados os princípios da difusão de inovações, a abordagem da decomposição da difusão em modelagem do mercado potencial e modelagem da *dinâmica de difusão* e o tratamento relativo a acomodação dos REDs com diferentes características no mesmo modelo.

2.1 Princípios da difusão de inovações

O tema da difusão de inovações é um tema de grande interesse para a indústria, que vem sendo estudada há anos na literatura sob uma série de diferentes prismas – com foco em elementos econômicos, sociais, tecnológicos ou psicológicos da disseminação. De uma forma geral, um elemento crucial da maior parte destes modelos é descrever (e prever) o comportamento característico em formato de “curva S” da adoção, empiricamente aplicável a uma série de diferentes inovações ocorridas no passado. De acordo com este perfil característico, a disseminação ocorre inicialmente a uma taxa mais lenta, mas tende a acelerar com o passar do tempo, até alcançar um pico na taxa de difusão – desacelerando nesta última etapa, à medida que o mercado se aproxima da saturação. Everett M. Rogers foi pioneiro no desenvolvimento desta teoria geral para descrever a difusão de inovações de diferentes tipos, com a publicação da primeira edição do seu livro “Diffusion of Innovations” em 1962 [1] tendo introduzido uma série de conceitos e termos ainda em uso na indústria hoje.

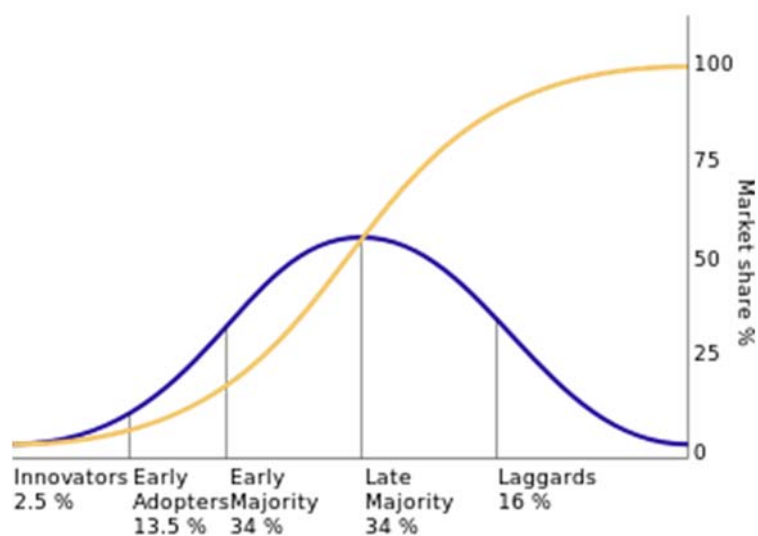


Figura 3 – Ilustração do modelo de difusão da inovação de Rogers [1]

O comportamento característico em formato de curva S é típico de *processos auto-catalíticos*, em que a quantidade de adotantes contribui para o número de novos adotantes a cada período. Existem outras perspectivas comumente utilizadas para analisar este mesmo processo de difusão – embora de uma forma geral os fundamentos propostos por Rogers tenham se mantido extremamente gerais e aplicáveis ao longo das décadas. Um exemplo da literatura de administração de empresas, originalmente proposto por Vernon [2], é o conceito de ciclo de vida de um produto, que divide os diferentes estágios da difusão em quatro (introdução,

crescimento, maturidade e declínio) – que correspondem aproximadamente aos quatro primeiros grupos da curva de Rogers (inovadores, primeiros adotantes, maioria inicial, maioria tardia. O grupo de “atrasados” definido por Rogers faz parte também da etapa de declínio no modelo de Vernon. Uma distinção relevante é que Rogers coloca ênfase em aspectos psicológicos e sociológicos da difusão pelo lado dos consumidores, enquanto o modelo de ciclo de vida do produto coloca mais ênfase nas implicações deste perfil típico para a firma (por exemplo, o seu efeito sobre o fluxo de caixa da empresa e otimização dos esforços em *marketing* e de introdução de novas *features* ao produto para extensão do seu ciclo de vida). Com isso, nota-se que as duas teorias não se contrapõem e podem inclusive ser usadas em conjunto.

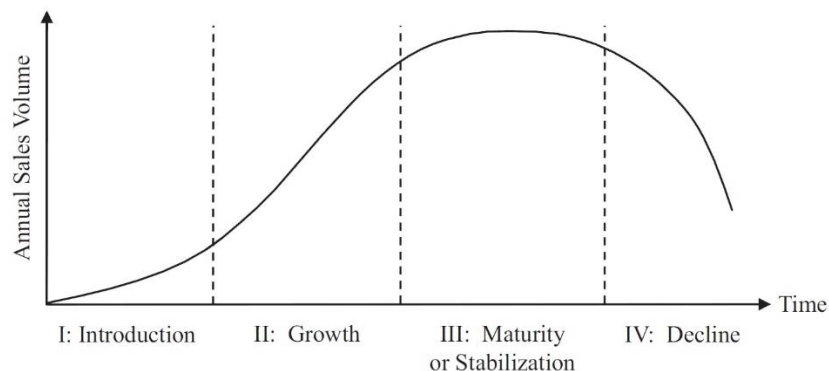


Figura 4 – Ilustração do modelo de ciclo de vida do produto de Vernon [2]

Ainda uma terceira perspectiva, desta vez focada na atenção dada pela mídia (no lugar de elementos de psicologia e administração de empresas) é o conceito de ciclo de “hype” desenvolvido pela consultoria Gartner em 2001 [3]. Gartner tem periodicamente publicado estimativas sobre em que posições da curva diferentes tecnologias se localizam, acompanhando tendências gerais – embora esforços acadêmicos de obter evidências concretas e reprodutíveis deste comportamento não tenham sido tão bem-sucedidos quanto nos modelos de Rogers e Vernon (vide, por exemplo, [4]).

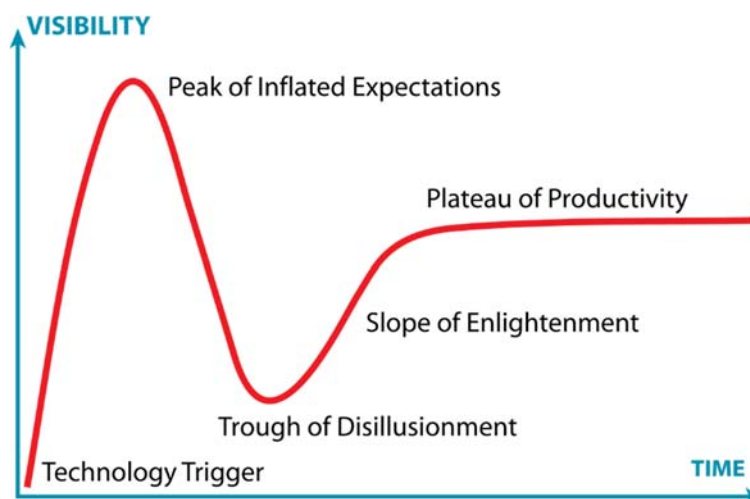


Figura 5 – Ilustração do modelo de “hype cycle” de Gartner [3]

Também chama a atenção que o perfil do ciclo de hype é um pouco diferente, passando por um vale de interesse mais baixo antes de atingir a maturidade. A razão para esta diferença é que o ciclo de hype tende a focar nas etapas iniciais da difusão tecnológica, com o vale do desapontamento comumente sendo comparado por Gartner ao “abismo” entre os primeiros clientes e a adoção em massa [5]. Como discutido por Moore na literatura de administração de empresas [5], esta transição frequentemente requer uma grande reestruturação das empresas *startup* que lançaram a inovação. Com isto, observa-se este ciclo de hype também não contradiz a infraestrutura construída por Rogers, apenas busca introduzir novos elementos (que podem ou não mostrar-se úteis para descrever o comportamento em mercados específicos) – demonstrando mais uma vez a robustez desse modelo clássico para representar o fenômeno da disseminação de inovações de uma forma ainda aplicável até os dias de hoje.

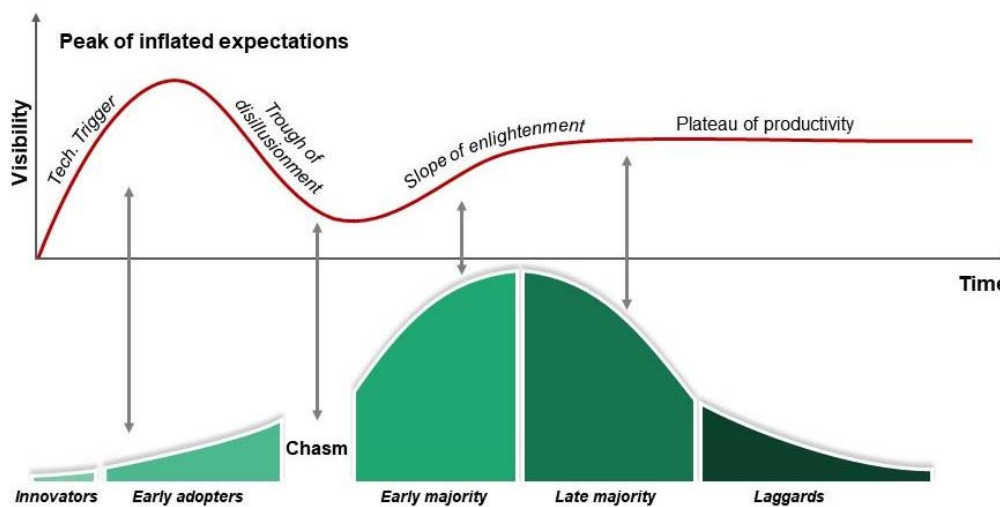


Figura 6 – Relação do ciclo de hype [3] com a curva de difusão de Rogers [1]

2.2 Proposta de decomposição da difusão e taxonomia de modelos

Para efeito do levantamento bibliográfico apresentado neste relatório, observamos que é possível decompor o processo de difusão em essencialmente duas partes que podem ser tratadas de forma relativamente independente:

- A modelagem do *mercado potencial* tem como principal foco apresentar estimativas do equilíbrio de longo prazo: se fosse possível eliminar do problema a dinâmica da disseminação, qual fração dos consumidores adotaria a tecnologia (em um período muito distante hipotético, depois que o processo de difusão tenha seguido o seu curso)?
- A modelagem da *dinâmica de difusão* coloca em foco o processo de difusão propriamente – isto é, em como os agentes adotam a inovação ao longo do tempo (admitindo que fazem parte do mercado potencial) e que elementos podem influenciar positivamente ou negativamente nesta taxa de difusão.

Na prática, para que um modelo possa fazer previsões concretas da evolução da adoção dos REDs, é necessário modelar tanto o mercado potencial como a dinâmica de difusão, e nem sempre as referências da literatura tratam essas duas componentes de forma explicitamente

separada. Ainda assim, implicitamente cada abordagem específica pode adotar um grau de sofisticação bastante distinto para essas duas componentes, o que justifica este tratamento proposto para a classificação das metodologias implementadas – mesmo no caso de abordagens que na prática buscam determinar o mercado potencial e a dinâmica de difusão simultaneamente, como discutido mais adiante nas seções 3.3, 4.3, e 4.5.

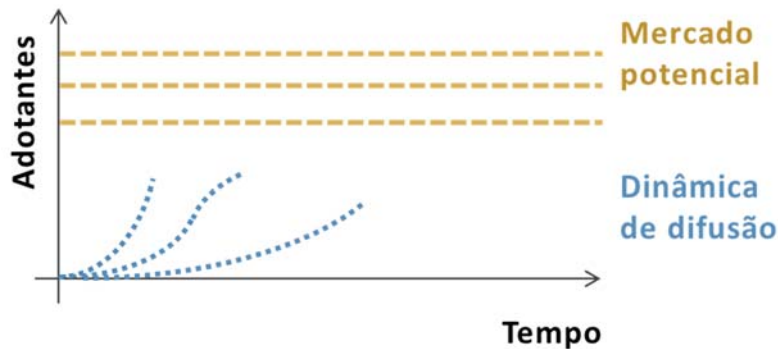


Figura 7 – Visão ilustrativa das duas “componentes” da modelagem da adoção tecnológica

Além desta divisão em duas componentes, notamos que podemos classificar os diferentes modelos (de modelagem da dinâmica de difusão e mercado potencial) em dois principais “eixos”, identificando diferentes níveis de ênfase ou prioridade das possíveis abordagens:

1. Eixo 1: Quanto à especificação
 - **Dados primeiro** (ou modelos *bottom-up*): foco no que os dados contam, técnicas estatísticas agnósticas a narrativas, reproduzir bem o histórico
 - **Fundamentos primeiro** (ou modelos *top-down*): foco em exigir que o modelo “faça sentido”, narrativas socioeconômicas têm precedência e guiam a especificação
2. Eixo 2: Quanto ao nível de detalhe
 - **Modelos detalhistas**: usam um grande número de parâmetros; permitem descrever diferentes elementos com bastante detalhe, mas estão mais sujeito a “overfit” e hipóteses fortes.
 - **Modelos parcimoniosos**: buscam descrever o processo com poucos parâmetros, consolidando diferentes elementos chave em um número mais restrito de variáveis de interesse.

A Figura 8 ilustra a divisão descrita acima em que se decompõe as componentes quanto a especificação de Dados x Fundamentos e Modelos detalhistas x Modelos parcimoniosos.

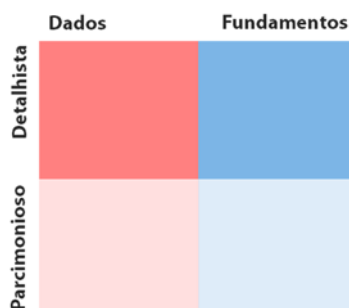


Figura 8 – Ilustração das componentes quanto a especificação de Dados x Fundamentos e Modelos detalhistas x Modelos parcimoniosos.

Nota-se que ambos os eixos funcionam na prática como um “espectro” de possibilidades, e que o posicionamento *relativo* dos modelos tem mais significado que o seu posicionamento *absoluto*. Também se nota que o próprio posicionamento de diferentes metodologias neste espectro possui alguma fluidez, visto que aplicações individuais de cada modelo podem ser mais ou menos detalhistas ou mais ou menos motivada pelos dados VS um modelo fundamentalista – embora diferentes estratégias de modelagem pareçam ter “vocações” por apresentar determinadas características. Finalmente, observamos que a classificação apresentada não é absolutamente rigorosa, e que foi feita com base na opinião dos pesquisadores e especialistas do Consórcio – o que pode ter introduzido algum ruído ou viés. Ainda assim, acreditamos que a classificação preliminar feita cumpre com a função de (i) garantir que o levantamento bibliográfico de metodologias cobre um espaço amplo de estratégias de modelagem, dando mais robustez à escolha da abordagem em uma etapa subsequente, e (ii) construir uma linguagem para discutir elementos desejáveis da metodologia a ser adotada sem o compromisso de adotar uma abordagem específica, falando por exemplo em uma modelagem “mais parcimoniosa” ou “mais data-driven”.

2.3 Como acomodar REDs com diferentes características no mesmo modelo

Como ilustrado na seção 2.1, embora a literatura que introduziu os conceitos fundamentais dos modelos de difusão de inovações seja bastante antiga, ela tem se mostrado extremamente robusta ao longo dos anos – para a difusão de novos eletrodomésticos, tecnologias de telecomunicação, e outros setores ainda mais diversos. Desta forma, é de se esperar que os REDs de interesse que buscaremos avaliar ao longo deste projeto possam também ser encaixados em uma estrutura similar – e em particular, que poderemos descrever abordagens para a representação da adoção *exógena* dos REDs segundo a taxonomia proposta na seção 2.2.

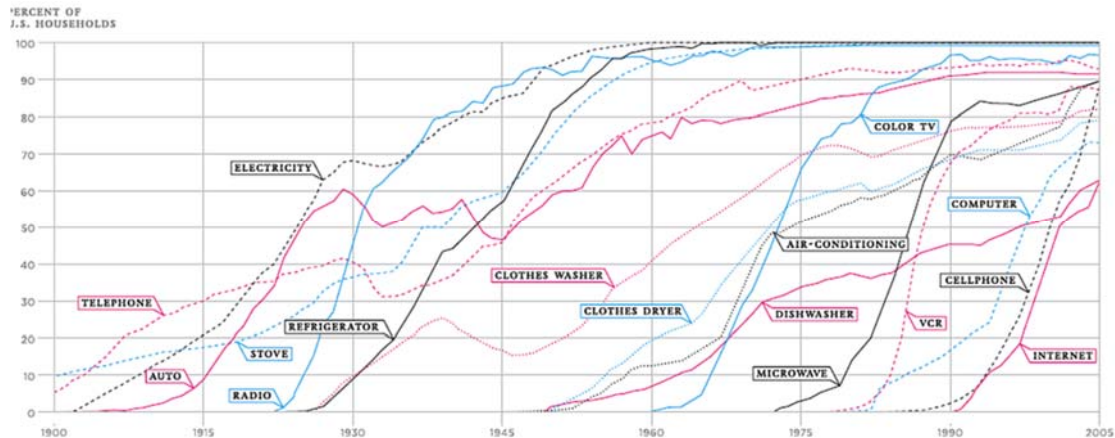


Figura 9 – Visão ilustrativa de inovações em produtos de consumo no último século e sua disseminação ([12], atribuído a Cox e Alm, 2008)

No entregável 3.1 deste trabalho, serão propostas metodologias para a disseminação de quatro categorias de REDs de interesse no mercado Brasileiro: Geração Distribuída (GD), Resposta da Demanda (RD), Veículos Elétricos (VE), e Serviços de Armazenamento (AR). Nota-se que muito provavelmente será desejável criar segmentações adicionais de cada um destes tipos de serviço, tanto para fazer distinção entre comportamentos diferentes dentro do mesmo grupo (por exemplo, resposta da demanda “ativa” ou “passiva”) quanto para capturar comportamentos e sinais de preço percebidos por diferentes classe de consumo e níveis de tensão (por exemplo, residencial, comercial baixa tensão, e industrial conectado na rede de alta tensão da distribuição). Estas discussões serão aprofundadas no entregável 3.1, e nota-se que, devido à falta de dados no sistema brasileiro para algumas dessas categorias de RED, muito provavelmente será necessário direcionar a estratégia para modelos mais **parcimoniosos** e **fundamentalistas** (de acordo com a taxonomia apresentada na seção 2.2), tanto para o mercado potencial como para a dinâmica de difusão. O capítulo 5 apresenta alguns subsídios à difícil tarefa de propor uma modelagem inicial para os mercados de RED que hoje essencialmente inexistem no Brasil: evidentemente, não há nenhum substituto à análise direta com dados locais (e oportunidades de refinar o modelo devem ser buscadas assim que métricas iniciais da disseminação começarem a ficar disponíveis), embora analogias com a realidade de países que já têm esse mercado mais maduro sejam extremamente úteis nos momentos iniciais da difusão.

Cabe destacar ainda que, apesar da relativa falta de informação, especialmente a nível Brasil, os dados disponíveis para a adoção de REDs (tipicamente estimativas agregadas internacionais) parecem de fato corroborar com os modelos de adoção clássicos, mostrando um comportamento similar a um crescimento exponencial nesta primeira etapa da “curva S” – como ilustrado nas figuras a seguir. Na Figura 1 no início deste documento, por exemplo, é mostrada a evolução histórica de mini e micro geração distribuída no Brasil, considerando classificações e instalação (local ou remoto), de nível de tensão (alta ou baixa), por classe de consumo (residencial, rural, comercial e serviço público) e por fonte (solar fotovoltaica e tecnologia não-solar).

Na Figura 10 é mostrada a evolução histórica e exponencial de outro RED, o veículo elétrico. Como no Brasil a amostra desse recurso ainda é baixa, uma boa aproximação é a avaliação da

adoção do mercado mundial. O gráfico mostra a evolução separada por localização (China, EUA, Europa e outros) e por tecnologia (híbrido e exclusivamente por baterias).

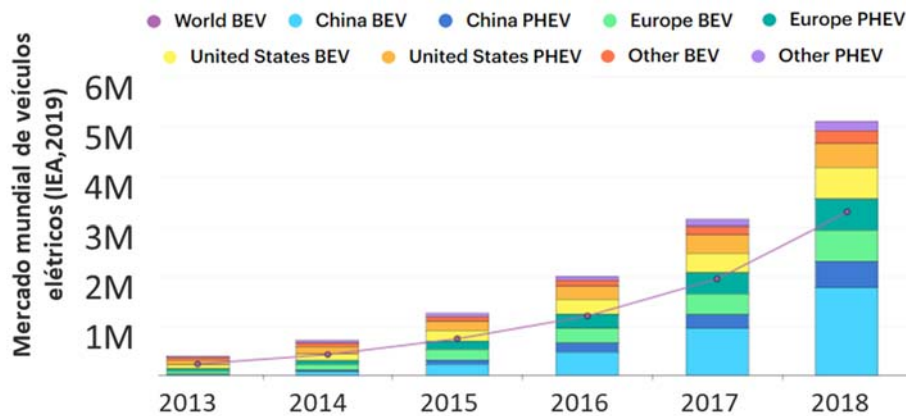


Figura 10 – Evolução histórica da frota de veículos elétricos híbridos (PHEV) ou exclusivamente elétricos com bateria (BEV) no mundo. A linha representa o total de BEV. Adaptado de [27]

A Figura 11 apresenta a capacidade total projetos internacionais de armazenamento de energia a nível de transmissão e a Figura 12 a evolução de armazenamento através do medidor desde 2013 até 2018.

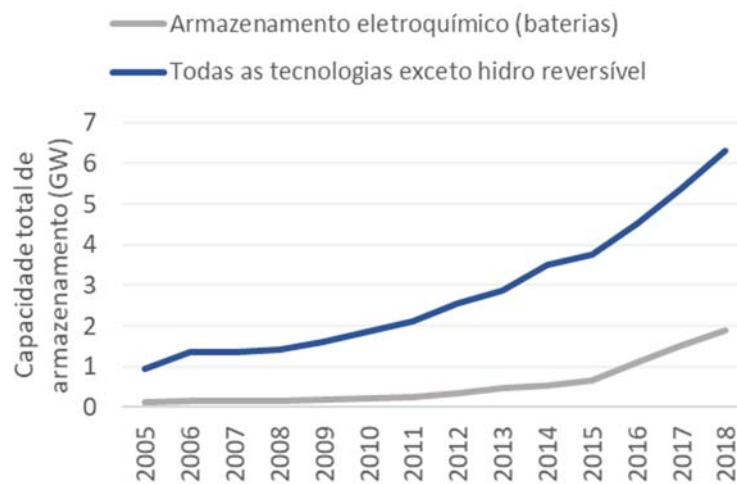


Figura 11 – Capacidade total de projetos internacionais de armazenamento de energia a nível de transmissão de acordo com registro do DOE [38]

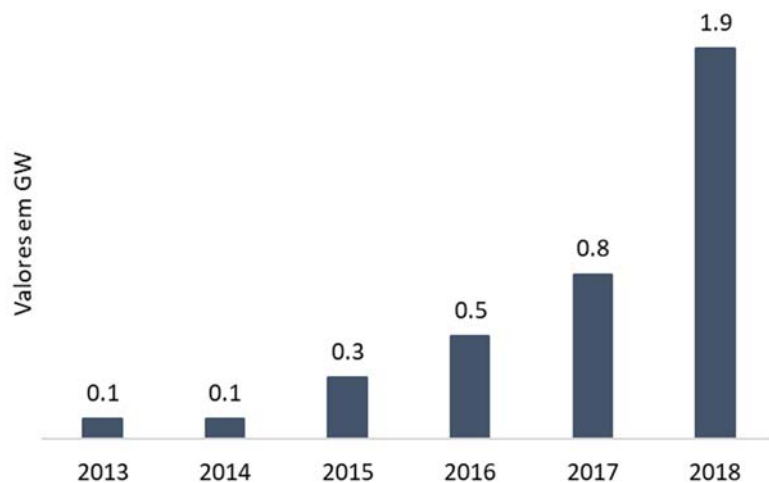


Figura 12 – Evolução anual de armazenamento distribuído atrás dos medidores (valores acumulados) – IEA [6]

3 ESTRATÉGIAS DE MODELAGEM DO EQUILÍBRIO DE LONGO PRAZO

Este capítulo aborda as estratégias de modelagem dos REDs versando sobre os fundamentos e exemplos de cada método adotado para a estimativa do mercado potencial.

São levantados os métodos baseados em curva de difusão, métodos de mercado exógeno, métodos estatísticos de regressão e métodos econométricos fundamentalistas.

3.1 Métodos baseados na curva de difusão

Fundamentos

Conforme discutido na seção 2.1, a difusão das inovações comumente toma o formato de uma “curva S”, o que implica que o número incremental de adoções passa por um “pico” antes de reduzir gradualmente. Com isso, pode-se utilizar um dos diferentes modelos de função sigmoide disponíveis para representar matematicamente a dinâmica de difusão (conforme será descrito na seção 4.3) para estimar também o mercado no longo prazo – em particular, o método estatístico originalmente proposto por Bass [7] explicitamente propunha estimar tanto o mercado potencial como os parâmetros da curva de difusão usando dados históricos.

Uma das principais limitações deste tipo de método é que nos estágios iniciais da difusão, é difícil distinguir as curvas sigmóides de difusão de um simples crescimento exponencial (que cresce de forma ilimitada). Entretanto, quando não há virtualmente nenhuma informação disponível que permita fazer qualquer estimativa sobre o nível do mercado potencial, aguardar que novos dados cheguem pode ser a melhor estratégia. Com o passar do tempo, espera-se que o mercado atinja certo nível de maturidade, tornando possível identificar pontos de inflexão na curva de adoção incremental: a taxa de novas adoções deve cair uma vez que o mercado ultrapassa o “pico” de adoções, e as taxas de crescimento da adoção incremental também podem contribuir para estimar este pico de adoções.

Na classificação proposta, este é um método **fortemente motivado pelos dados**, não envolvendo nenhum tipo de premissa adicional sobre o comportamento do mercado potencial e usando exclusivamente a evolução histórica para fazer inferências. Trata-se também de um método extremamente parcimonioso, não exigindo a calibração de nenhum parâmetro adicional. Uma das principais fragilidades desta estratégia é sua dificuldade de acomodar uma quebra estrutural nos elementos que governam o mercado potencial (já que isso torna o histórico de dados de adoções incrementais mais heterogêneo). Por outro lado, ele possui ampla aplicabilidade: o acompanhamento dos dados ao longo do tempo é simples e não requer premissas fortes, de modo que sempre pode ser usado como um modelo de apoio adicional para refutar ou reforçar outros modelos de previsão em uso.

Exemplo: Aplicações em epidemiologia

Em epidemiologia, é comum utilizar modelos de disseminação que resultam em curvas sigmóides de infecção muito similares às curvas de difusão da inovação. Esses modelos biológicos têm suas próprias particularidades: por exemplo, um elemento chave da epidemiologia é a representação de indivíduos “recuperados” ou “imunes”, o que não se aplica

em geral na difusão da inovação; e no caso da disseminação de uma infecção ela é quase sempre passada de um indivíduo a outro (enquanto inovações podem ter múltiplos “adotantes iniciais” não influenciados por ninguém). Apesar dessas diferenças, há muitos pontos em comum entre essas duas representações e um histórico de cooperação científica entre as disciplinas [39] em que comumente usam representações similares nas equações que governam a dinâmica do modelo e existe um histórico de cooperação científica entre elas.

No caso de epidemias, pode ser difícil prever que fração da população será eventualmente afetada, já que em princípio toda a população pode ser suscetível. Nesse contexto de incerteza, uma abordagem comum é monitorar o número de casos (ou o número de mortes) ao longo do tempo, buscando avaliar dinamicamente o momento em que o número de casos incrementais começa a desacelerar.

Exemplo: Refinamentos sucessivos do modelo de difusão

Uma prática comum no mundo corporativo de startups, que depende dos padrões de inovação e ciclo de vida do produto para a sua sobrevivência, é o acompanhamento dinâmico de vendas incrementais a cada semana – uma métrica relacionada com a adoção incremental na sociedade como um todo e que pode ser usada para guiar iniciativas de marketing. Embora diferentes empresas possam adotar diferentes estratégias com essa informação, uma possível estratégia é utilizar os modelos clássicos de curva de difusão sigmoide para estimar os parâmetros chave para esse mercado específico, refinando essas projeções ao longo do tempo.

Embora nem sempre tais práticas empresariais sejam bem documentadas, em [9] apresenta-se um registro de difusão da tecnologia de mamografia adotada em diferentes hospitais nas décadas de 1960 e 1970. Destacam-se as revisões anuais das projeções de novas adoções, e a importância de selecionar métodos quantitativos robustos para a estimação de parâmetros da curva de difusão, que permitam rapidamente revisar projeções com base em novos dados. Como ilustrado na Figura 13, as previsões tornam-se significativamente mais precisas após passado o “pico” representando a máxima taxa de nova adoção.

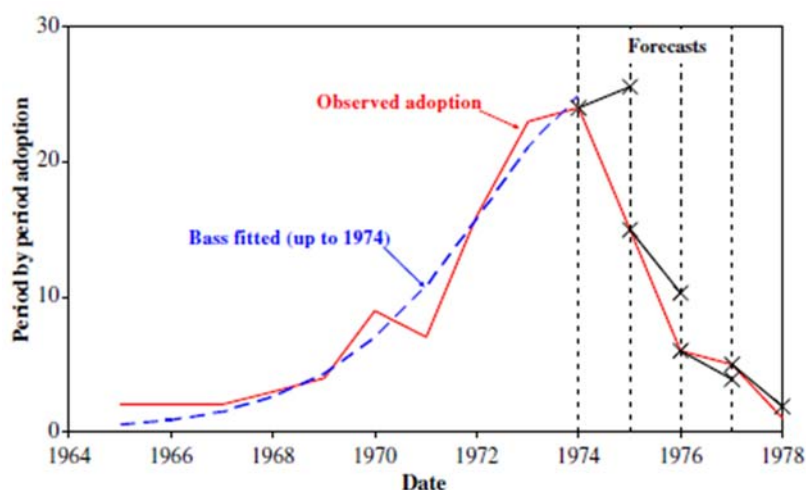


Figura 13 – Exemplo de curva de adoção de equipamento de mamografia em hospitais e refinamentos sucessivos da previsão (a partir de 1974) com base na curva de difusão [9]

3.2 Métodos de mercado exógeno

Fundamentos

O método de difusão através do método de mercado exógeno considera que o mercado potencial é uma informação dada por alguma expressão fixa e utiliza as observações do mercado apenas para estimar o processo dinâmico de adoção da tecnologia.

Dentro da proposta neste trabalho, este método tem como classificação a utilização de fundamentos potencialmente parcimoniosos, porém os resultados obtidos através do modelo podem estar sujeitos a grandes divergências da realidade caso as hipóteses fundamentais utilizadas para a estimativa do mercado potencial não se verifiquem. Por exemplo, pode-se calibrar o mercado potencial de acordo com o mercado total se o custo de investimento em GD fotovoltaica for menor que a tarifa de fornecimento. O contrário também faz parte da premissa, não há mercado potencial caso a tarifa de fornecimento seja inferior ao custo de investimento em GD fotovoltaica. Dada somente esta premissa, indica-se que este mercado potencial resultante pode estar superestimado ou subestimado, uma vez que a premissa presume que a tomada de decisão de investimento por parte do consumidor é realizada de forma puramente racional: caso haja benefício econômico, há investimento em GD fotovoltaica, caso não haja benefício econômico, não há investimento. Uma vez que a premissa adotada pode não ser verificada, a estimativa do mercado potencial não se configurará. Nesta mesma linha, pode-se combinar premissas nesta análise de mercado potencial exógeno. Esta combinação de premissas é vista em EPE (2019) [13] em que a estimativa do mercado potencial de GD fotovoltaica com instalação local é dada através da combinação da renda familiar e da verificação de domicílios próprios.

O método de mercado exógeno possui ainda a variante baseada em dados, como por exemplo, este pode ser calibrado de acordo com sondagens diretas aos agentes como será visto no exemplo mais a frente. A vantagem de aplicação desse método é que o mercado potencial pode ser estimado de forma relativamente simples e a adoção de diversas premissas podem levar a resultados mais próximos da realizada.

Exemplo: Mercado exógeno aplicado por analogia

Esta modalidade é aplicável a mercados que não possuem dados suficientes para o levantamento do mercado potencial e/ ou mercados que estão iniciando o processo de difusão da tecnologia. De forma geral, adota-se por analogia curvas de outros mercados mais desenvolvidos e estima-se o mercado potencial. As primeiras modelagens do mercado potencial de GD fotovoltaica no Brasil consideravam uma função pré-definida para descrever o mercado potencial em função do “payback” – sendo o payback por sua vez função da regulamentação e políticas de incentivo de cada jurisdição [12].

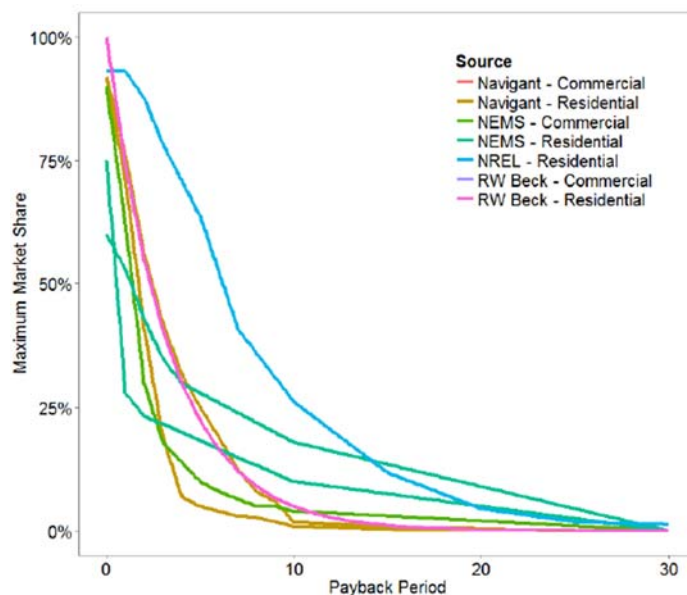


Figura 14 – Curvas de mercado potencial exógeno compiladas para uso em modelo de disseminação de geração distribuída [10]

A desvantagem da abordagem é a que a adoção desta curva pré-definida por analogia, pode distanciar bastante do real mercado potencial uma vez que as premissas adotadas para a construção da curva possam não ser verificadas.

Exemplo: Mercado exógeno estimado por sondagem

Nesta técnica é utilizada a pesquisa ao público para o levantamento das curvas do mercado potencial. Um dos exemplos dessa aplicação é em Sigrin (2014)[10], que reporta resultados de uma sondagem realizada com consumidores na Califórnia sobre sua propensão a adotar GD fotovoltaica. Para entender melhor o mercado potencial do segmento, visto que uma grande parte da população já havia adotado a tecnologia, realizou-se uma pesquisa de mercado para estimar como seria a próxima onda de difusão de energia solar. Foram realizadas duas pesquisas em 2013 na área metropolitana de San Diego para explorar:

- dados demográficos e variações de atitude nas populações adotantes atuais;
- diferenças entre adotantes e seus pares não adotantes;
- limiares econômicos que as famílias sem GD fotovoltaica exigiriam para considerar a adoção da energia solar – e como eles se comparam os retornos aos retornos históricos adotados anteriormente.

O resultado da pesquisa mostrou que a população em geral exigiria períodos de retorno mais atraentes em 1 a 3 anos do que os atuais adotantes. Surpreendentemente, a população em geral ficaria satisfeita com economias menores quando os benefícios da adoção estão em linha com o pagamento mensal do equipamento. Esses resultados podem ser vistos na Figura 15.

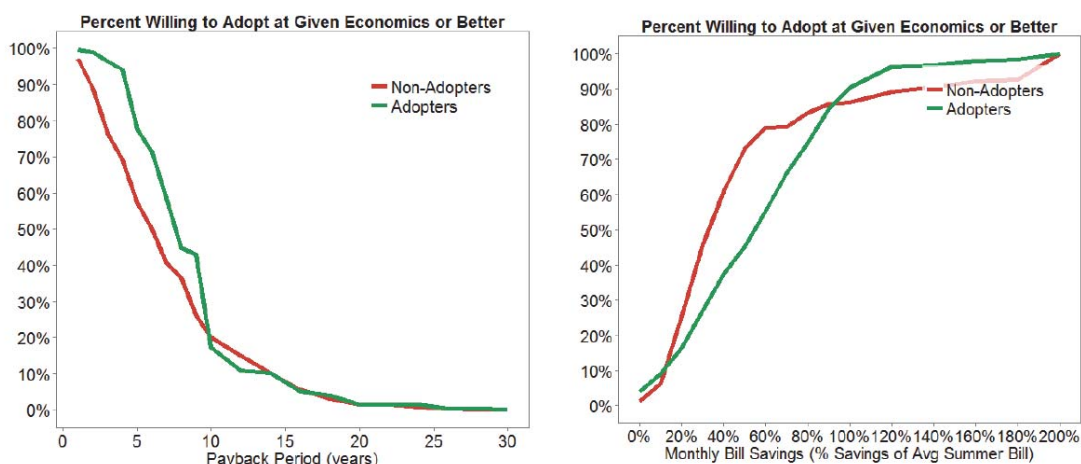


Figura 15 – Curvas de mercado potencial exógeno considerando a disposição do cliente de adotar GD fotovoltaica dado ou diminuição das contas mensais. [11]

A utilização do recurso de pesquisa do mercado potencial se mostra também relevante principalmente para o desbloqueio de algum nicho de mercado. Por exemplo, ainda nesta pesquisa mostrou-se que os não adotantes tinham receio de que a energia solar pudesse impactar negativamente o valor de suas casas. Trabalhar na redução deste paradigma, desbloquearia uma parte do mercado.

3.3 Métodos estatísticos de regressão

Fundamentos

Os métodos estatísticos de regressão envolvem a aplicação de um modelo estatístico aos dados históricos de mercado para identificar a melhor forma de descrever os comportamentos observados. Por ser fundamentado em observações históricas, este método apresenta elevada robustez. Entretanto, existe um risco de erro de especificação (e.g. que variáveis entram no modelo de regressão) e a sua interpretação pode não ser imediata.

Na classificação proposta, essa estratégia tem grande dependência de dados, necessitando de um histórico robusto para que a modelagem seja bem representativa. Enquanto ao nível de detalhe, este modelo é bastante flexível – é possível incorporar quantos dados se deseje, bem como ser tão parcimonioso quanto se queira. Algumas aplicações comuns são:

- i. Mínimos quadrados: método que ajusta a curva através da minimização da soma dos quadrados das diferenças entre os valores estimados e os dados de observações reais.
- ii. Variável instrumental: método no qual uma variável adicional (instrumental) é introduzida com o objetivo de tornar os erros não-correlacionados.
- iii. Análise em painel: método utilizado para analisar dados multidimensionais. Séries temporais podem ser consideradas um caso especial de análise em painel.

No contexto de aplicação para dimensionamento do mercado potencial, uma grande fragilidade desta proposta é a alta dependência de dados históricos para a confiabilidade do modelo. Como,

por definição, em um processo de inovação a quantidade de dados é escassa e no Brasil há pouquíssimos dados para a maioria dos RED, este *approach* tem suas limitações.

Exemplo: Parametrização da função payback

Um exemplo de aplicação de métodos estatísticos no dimensionamento do mercado potencial para geração distribuída é EPE (2019) [13], onde a empresa buscou dimensionar a adoção de micro e minigeração de energia no Brasil.

Diferente do presente trabalho, o estudo em questão buscou estimar simultaneamente o mercado potencial e a disseminação, através de uma análise de *payback*, por ser uma aproximação da atratividade econômica e existir uma forma direta de transformar o tempo de *payback* em percentual de mercado disposto a investir. O gráfico abaixo exemplifica algumas curvas de adoção por *payback* da literatura analisada.

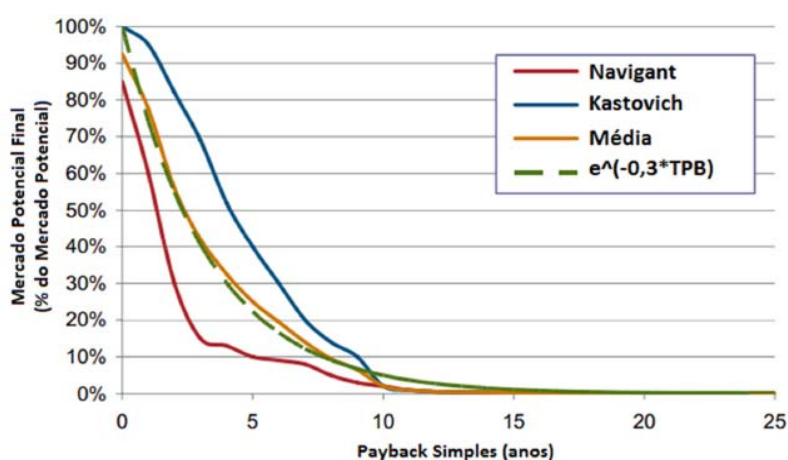


Figura 16 – Curvas de mercado potencial versus payback simples – aplicadas ao mercado de geração distribuída solar [12].

Na ausência de um estudo empírico similar aplicado ao mercado brasileiro, optou-se por gerar os valores de sensibilidade ao *payback* (*SPB*) com base em uma regressão não linear. A *SPB* foi coestimada com os parâmetros p e q com auxílio do Método dos Mínimos Quadrados. Os parâmetros p e q são parâmetros do modelo de difusão, conforme descrito em 4.3, sendo p um parâmetro exógeno que mensura o efeito da inovação, e q um parâmetro endógeno que descreve o efeito de imitação ou efeito boca-a-boca. O gráfico abaixo apresenta curvas para diferentes valores de *SPB*, mostrando a importância de utilizar um método estatístico para determinar o valor deste parâmetro, ao invés de assumir um valor fixo, como é feito em 3.2.

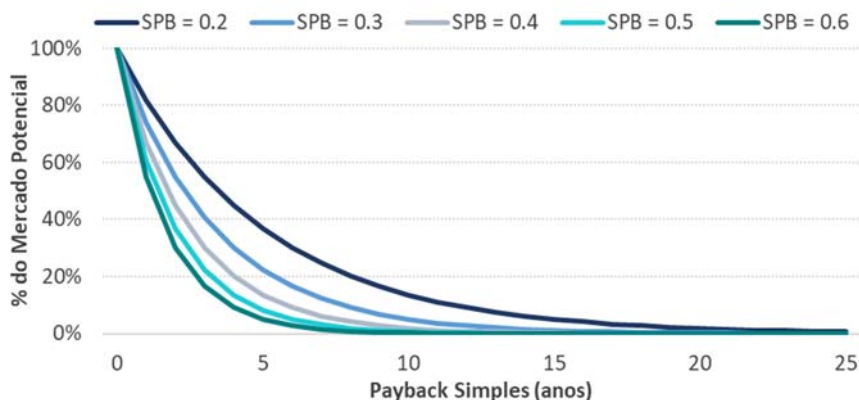


Figura 17 - Curvas de adoção para distintos valores de SPB

A partir do gráfico é possível constatar que quanto mais alta a *SPB* (quanto mais sensível for o mercado ao *payback*) menor é o mercado potencial. A tabela abaixo apresenta os valores obtidos pela EPE para cada segmento, onde o *SPB* variou entre 0.25 e 0.40, demonstrando a amplitude de comportamentos entre distintos segmentos.

Tabela 1 – Resumo dos parâmetros extraídos via regressão não-linear [13]

| Segmento | p | q | SPB |
|---------------------|-------------|-------------|-------------|
| Residencial (Local) | 0.001274261 | 0.5 | 0.300286744 |
| Outros BT (Local) | 0.007327347 | 0.5 | 0.299680008 |
| Alta Tensão (Local) | 0.01 | 0.384718814 | 0.246593 |
| AT/BT (Remoto) | 0.000476187 | 0.5 | 0.399999794 |

Exemplo: Análise fundamentada na heterogeneidade dos agentes e municípios

Na literatura de econometria, é comum construir bases de dados que tratam diferentes indivíduos ou diferentes municípios como “amostras” independentes tomadas de uma mesma distribuição de probabilidades – o que permite extrair algumas conclusões a respeito do quanto determinadas características observáveis dos indivíduos ou municípios podem contribuir com a taxa de adoção (por exemplo, gênero, idade, taxa de pobreza, e outros atributos). Nota-se que em alguns casos a linha que divide os modelos estatísticos (tratados nesta seção) dos modelos econométricos (tratados na seção 3.4) torna-se tênue, sendo a principal distinção que os modelos estatísticos tendem a ser mais *descritivos* do comportamento apresentado pelos dados e os modelos econométricos mais focados em construir um fundamento robusto para a análise estatística.

Em geral, este tipo de análise estatística foca em analisar um conjunto de agentes *adotantes* na data em que o levantamento é realizado, o que pode ser um objeto de análise muito diferente dos agentes *potencialmente adotantes* que constituem o mercado potencial de longo prazo. De fato, a heterogeneidade na adoção de diferentes agentes ou municípios em determinado instante pode ser atribuída a diferentes fatores – seja um mercado potencial mais baixo ou uma taxa de difusão mais lenta. Portanto, usar este tipo de análise para refinar estimativas de mercado potencial requer considerações adicionais sobre o papel da dinâmica de difusão no resultado obtido. Entretanto, caso seja possível argumentar que a heterogeneidade dos municípios é mais

explicada por diferenças no mercado potencial que por diferenças na curva de difusão (e portanto que o perfil dos adotantes em determinado momento é aproximadamente representativo do perfil dos adotantes potenciais), é possível usar estas análises estatísticas para refinar a estimativa de mercado potencial de longo prazo.

Este tipo de análise dos municípios pode substituir a parametrização da função *payback* citada anteriormente, e pode também encontrar dependências adicionais respaldadas pelos dados. Por exemplo, o modelo atualmente utilizado no Brasil para a geração distribuída [13] assume que 100% dos consumidores com mais de 3 salários mínimos são adotantes em potencial (e 0% dos outros consumidores) e que 100% dos domicílios residenciais do tipo casa própria são adotantes em potencial da modalidade residencial (local). Embora esta pareça ser uma premissa razoável, trata-se de um elemento de mercado exógeno (vide seção 3.2), e uma análise estatística pode validar esta premissa com base nos próprios dados de mercado.

Um exemplo de aplicação desse tipo de análise estatística é visto em [11], onde os autores fazem um levantamento de variáveis demográficas no nível dos indivíduos e exploram em que medida os adotantes são demograficamente diferentes dos não-adotantes. Este exercício poderia ser utilizado como ponto de partida em um trabalho futuro para estimar como a demografia de diferentes municípios ou do estado da Califórnia como um todo poderia ajudar a informar estimativas de mercado potencial.

Tabela 2 – Comparação de variáveis demográficas entre adotantes e não-adotantes [11]

| $H_a: \mu_{\text{adopt}} \geq \mu_{\text{nonadopt}}$ Unequal Var. Assumed | Adopters Mean | Non-Adopt Mean | t | df | p-value 2-tailed | 95% CI of Difference | |
|--|------------------|-------------------|--------|------|---------------------|----------------------|--------|
| | | | | | | Lower | Upper |
| Age (years) | 59.1 | 57.6 | 2.42 | 1608 | 0.015* | 0.20 | 3.27 |
| Edu (years post-secondary) | 4.54 | 4.15 | 4.07 | 1666 | 5.0e-5**** | 0.13 | 0.67 |
| Income (\$1,000) | 164.9 | 114.8 | 10.4 | 1568 | < 1e-5**** | 40.6 | 59.5 |
| Exp. remain in house (years) | 33.7 | 15.2 | 3.96 | 1076 | 7.9e-5**** | 9.39 | 27.79 |
| Home size (sq. ft) | 2676 | 2208 | 4.76 | 1229 | < 1e-5**** | 275.0 | 660.8 |
| Imp. of lower elec. costs | 4.56 | 4.59 | -0.72 | 1684 | 0.472 | -0.10 | 0.047 |
| Imp. of protect increase in elec. prices | 4.47 | 4.46 | 0.33 | 1816 | 0.745 | -0.06 | 0.09 |
| Imp. of protect environment | 3.86 | 3.92 | -1.05 | 1807 | 0.294 | -0.164 | 0.050 |
| Imp. of increasing home value | 3.15 | 3.88 | -13.39 | 1845 | < 1e-5**** | -0.831 | -0.619 |
| Imp. of home easier to sell | 2.50 | 3.64 | -18.97 | 1780 | < 1e-5**** | -1.26 | -1.021 |

Outro exemplo de aplicação ocorre em [17], que analisa a adoção de geração distribuída solar em diferentes municípios brasileiros em função de características demográficas dos municípios. Embora a análise de [17] tenha usado um número relativamente limitado de variáveis explicativas e não tenha respaldado o modelo estatístico proposto com um mecanismo fundamentalista para a adoção (vide seção 3.4), este trabalho ilustra como a heterogeneidade dos municípios pode ser usada para construir análises e dependências. Notavelmente, observa-se que o papel da tarifa e a irradiação solar (componentes do “payback” utilizado em outras análises) é confirmado na análise estatística de [17].

Tabela 3 – Análise da adoção por município e dependência de diferentes variáveis explicativas [17]

| | IHS transformation of the number of PV units | | | |
|--------------------|--|----------------------|----------------------|----------------------|
| | (1) | (2) | (3) | (4) |
| <i>lnRadiation</i> | -1.868*** (0.141) | -0.0802 (0.123) | -0.0329 (0.123) | 0.897*** (0.202) |
| <i>lnPOP</i> | | 0.0453** (0.0203) | 0.0404** (0.0204) | 0.308*** (0.0288) |
| <i>lnGDP</i> | | 0.439*** (0.0186) | 0.445*** (0.0188) | 0.275*** (0.0233) |
| <i>lnTariff</i> | | | 0.703*** (0.0822) | |

3.4 Métodos econométricos fundamentalistas

Fundamentos

Embora os métodos econométricos em geral utilizem algoritmos e estratégias matemáticas muitas vezes análogas aos métodos estatísticos (descritos na seção 3.3), uma distinção relevante são as características das hipóteses subjacentes que guiam a especificação do modelo e busca pelos coeficientes. Enquanto os modelos estatísticos seguem técnicas muito gerais que podem ser aplicadas para qualquer série de dados, os modelos econométricos mais ortodoxos em geral constroem desenvolvimentos sobre a estrutura de preferências do consumidor que guiam a escolha do formato da curva de regressão. Em particular, estudos econométricos comumente admitem que a escolha do consumidor (por exemplo, adotar ou não um RED) é definida por um problema de maximização de determinada função utilidade – embora a utilidade em si em geral não seja observada (apenas suas consequências nas preferências individuais).

Nesse sentido, os modelos econométricos têm uma componente significativa que segue a lógica dos fundamentos, embora ele não seja totalmente fundamentalista – visto que os dados têm papel crucial na calibração dos parâmetros do modelo. Neste sentido, trata-se de um modelo relativamente detalhista, embora da mesma forma que nos métodos estatísticos exista a possibilidade de adaptá-lo para que seja mais parcimonioso.

Exemplo: Proposta de modelo unificado para representar a adoção potencial de REDs

Meade (2019) [30] desenvolve uma metodologia unificada para representar o benefício da adoção dos REDs por indivíduos, utilizando uma representação abstrata de função utilidade para representar as preferências dos consumidores individuais em função (i) da sua posse e uso de eletrodomésticos (ou outros equipamentos consumidores de energia) Φ , (ii) da sua posse de equipamentos de RED K , (iii) da sua renda y , e (iv) da produtividade do RED para aquele consumidor individual γ . Em função destes parâmetros, a formulação proposta leva em conta que o agente precisa pagar pelo investimento em REDs e pelo custo do consumo de eletricidade – que têm custo respectivamente iguais a r (taxa de juros) e p (tarifa de energia) para todos os consumidores.

É possível descrever as escolhas dos consumidores individuais para cada conjunto de parâmetros (i) a (iv) descritos acima com os problemas de otimização individuais. Com isto, para determinar a escolha agregada da massa de consumidores remanescente $M(1 - \theta)$, é

necessário integrar sobre as distribuições de probabilidades de tais parâmetros. Apesar das múltiplas etapas desse procedimento, nota-se que para alguns formatos pré-definidos da função utilidade (o artigo destaca um formato de utilidade *Cobb-Douglas* CD e um formato *quase-linear* QL) é possível obter soluções analíticas para as escolhas dos agentes individuais.

No trabalho de Meade (2019), identificam-se as expressões abaixo para a adoção total de REDs por consumidores, restando apenas integrar sobre a distribuição da qualidade do recurso energético disponível para REDs γ e sobre a distribuição de renda y dos agentes (apenas no caso Cobb-Douglas CD, parametrizado por α e β).

$$K_{CD} = M(1 - \theta) \int \frac{1}{1 + \left[1 + \frac{(\gamma p - r)K}{y}\right] \exp[\alpha\beta - 1]} dF(y, \gamma)$$

$$K_{QL} = M(1 - \theta) \int \frac{1}{1 + \exp[(\gamma p - r)K]} dF(\gamma)$$

Nota-se que a estratégia de Meade (2019) é mais adaptada a aplicações de geração distribuída (em que o coeficiente γ pode ser interpretado como a insolação de determinada região), embora os fundamentos sejam aplicáveis a qualquer RED com mínimos ajustes. Seria possível validar esta representação proposta aplicando-a a cenários empíricos de adoção de REDs.

Exemplo: Modelo a coeficientes aleatórios

Embora haja relativamente pouca literatura descrevendo aplicações de modelos econométricos mais detalhados à adoção de REDs, uma estratégia empírica que merece destaque é a representação de modelos de *coeficientes aleatórios*. A lógica deste tipo de modelo, originalmente desenvolvido por Berry (1995) e tendo sido objeto de análises didáticas por exemplo em Nevo (2000), é descrever o market share s de determinado produto em função das características δ de tal produto e das características dos consumidores (onde D representa as características demográficas observáveis e ϵ representa outras características não-observáveis que possam afetar a escolha). Como em Meade (2019) [30], é feita uma integração sobre a distribuição de probabilidades de D e ϵ na população, de modo que a adoção agregada em determinado mercado pode ser calculada:

$$s_j(\delta_j) = \int \mathbb{I}_{U_{ji} > U_{j'i}} dP(D_i) dP(\epsilon_{ij}) = \int dP(D_i) \int \mathbb{I}_{U_{ji} > U_{j'i}} dP(\epsilon_{ij})$$

$$= \int dP(D_i) \frac{\exp[\delta_j + \Pi \cdot D_i]}{1 + \sum_{j'} \exp[\delta_j + \Pi \cdot D_i]}$$

Nota-se que a distribuição de probabilidades das variáveis demográficas D é conhecida, de modo que a integral é bem-definida e elimina o efeito dos diferentes consumidores (restando apenas a adoção agregada s_j). A partir deste framework, é possível empiricamente obter estimativas para:

- O coeficiente Π , que determina o quão impactantes são as variáveis demográficas D_i nas escolhas dos consumidores

- Eventuais coeficientes adicionais que permitam descrever a característica δ_j do produto j em função de parâmetros observáveis desse produto (como preço, indicadores de qualidade, e outros atributos)

Nota-se que esta estratégia empírica a coeficientes aleatórios é bastante geral, tendo sido amplamente aplicada na literatura de econometria para uma série de diferentes mercados. Consequentemente, não parece haver nenhum empecilho à sua aplicação no contexto de REDs no Brasil.

4 ESTRATÉGIAS DE MODELAGEM DA DINÂMICA DE DIFUSÃO

4.1 Métodos de difusão exógena

Fundamentos

Uma das estratégias mais imediatas para se modelar a curva de difusão é utilizar uma premissa exógena sobre o seu comportamento. De forma análoga à utilização de curvas exógenas para o mercado potencial, como discutido na seção 3.2, esta é uma estratégia adequada para situações em que não há dados suficientes para fazer estimativas robustas para o comportamento de mercados específicos – o que é frequentemente o caso para os REDs. Embora em geral não haja substituto para uma análise que utilize dados do próprio mercado que se está avaliando, esta classe de métodos pode ser aplicada em um primeiro momento, acompanhando os resultados do modelo em contraste com a realidade à medida que a difusão tecnológica avança para validar se o modelo exógeno aplicado deve ser refinado (ou substituído).

Devido a esta característica, os modelos de difusão exógena tendem a ser mais fundamentalistas (devido à falta de dados para guiar a escolha da representação) e também mais parcimoniosos (visto que não há muito sentido em representar um modelo muito detalhista quando há um alto grau de incerteza sobre a dinâmica de difusão). Ainda assim, há espaço para alguma variação neste espectro de possibilidades, introduzindo algum grau de detalhismo no mecanismo de descrição do processo de difusão (como exemplificado nos exemplos abaixo).

Exemplo: Adoção instantânea do mercado potencial

Uma hipótese bastante simples, mas que é usada com alguma frequência na literatura, é a hipótese de que o mercado potencial adota a inovação *instantaneamente* uma vez que ela se torna atraente para determinado segmento. Sob esta hipótese, o principal motor para a disseminação tecnológica é a evolução do mercado potencial, e não nenhum tipo de dinâmica de difusão de inovações. Apesar da hipótese de adoção instantânea, a heterogeneidade entre os consumidores tende a gerar uma curva de disseminação gradual – por exemplo, no caso da geração distribuída, é de se esperar que regiões com tarifa e irradiação solar mais altas adotem primeiro, enquanto a adoção apenas torna-se viável em outras regiões com uma queda mais pronunciada dos preços.

À primeira vista, a hipótese de adoção instantânea não parece ser muito realista, dada a ampla literatura que sugere que a disseminação de inovações na prática tende a seguir uma curva de difusão gradual (como discutido na seção 2.1). Entretanto, este tipo de representação pode ser útil para encontrar um *limite superior* para a transformação, o que pode ser relevante especialmente para REDs que estão mais distantes de serem economicamente atraentes (já que o mercado potencial nesses casos tende a ser muito limitado). Se a evolução do mercado potencial é um limitante importante, e se a disseminação ocorre primeiro em empresas por exemplo (que tendem a agir mais rápido para adotar REDs economicamente atraentes em comparação com indivíduos e domicílios), esta representação da curva de difusão pode ter um fundo de verdade, embora apresente um viés otimista. Outro benefício desta abordagem é que

ela permite abstrair completamente a dinâmica de difusão, focando no equilíbrio de longo prazo (o que pode ser desejável para algumas aplicações de planejamento).

Um exemplo da literatura que utiliza esta abordagem é visto em Dong (2016) [14]. São analisados ao todo quatro modelos de previsão, inclusive um modelo de séries temporais (vide seção 4.2 para mais detalhes). O modelo de difusão denominado por “limiar de heterogeneidade” representa os consumidores como vindos de uma distribuição de probabilidades gaussianas, com os consumidores na cauda direita da distribuição sendo aqueles para os quais a adoção do RED é mais atraente. Com o passar do tempo, como identificado na Figura 18, o custo da tecnologia cai (representado pelo movimento das setas verticais vermelhas) e o mercado adotante aumenta (representado pelas áreas hachuradas).

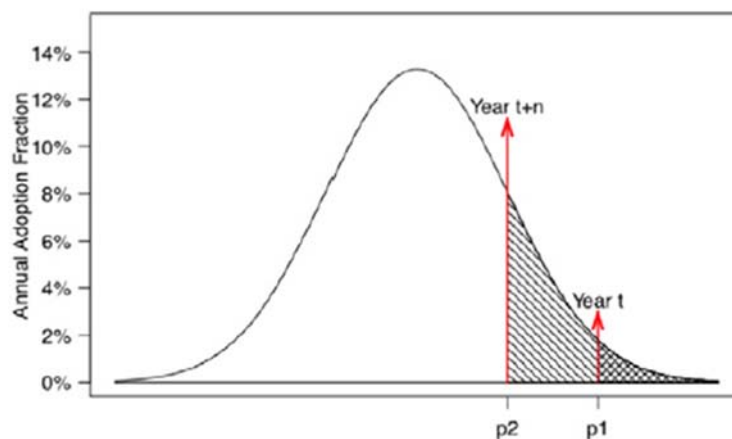


Figura 18 – Ilustração do modelo de mercado crescente: uma narrativa alternativa para descrever a dinâmica de inovações [14]

Vale observar que no trabalho de Dong (2016), como identificado na Figura 19, o comportamento da curva de difusão obtida com esta hipótese de limiar de heterogeneidade (identificada como “Threshold”, em azul) é qualitativamente similar a outras abordagens, como a identificada como “Bass” (vide seção 4.3) e “dSolar” (vide seção 4.5). Logo, apesar das hipóteses subjacentes necessárias, um modelo de adoção instantânea tem o potencial de ser bastante aderente com os dados.

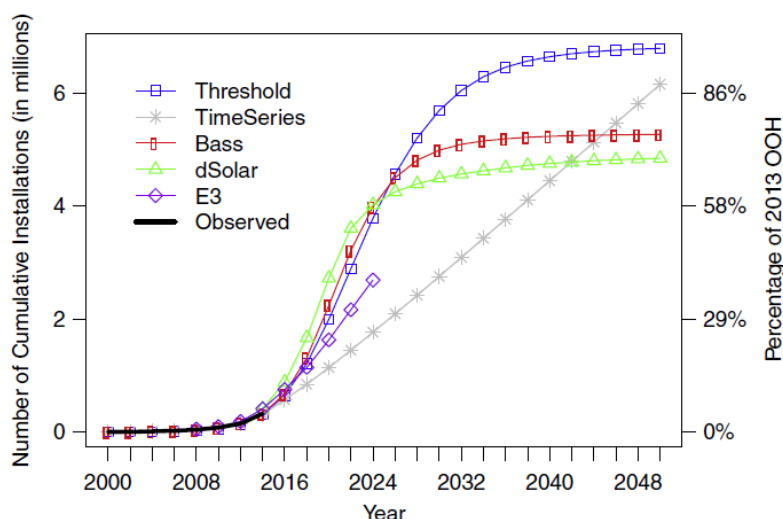


Figura 19 - Instalações cumulativas observadas e previstas na Califórnia para o período 2000–2050 [14]

Exemplo: Parametrização exógena do modelo de difusão

Outra abordagem comumente aplicada é representar a característica sigmoide da dinâmica de difusão, mas confiar em parâmetros estimados em outros mercados (países ou tecnologias): a analogia entre o mercado que se deseja estudar e o mercado usado como referência para a parametrização do modelo é o que respalda esta aplicação de um método de difusão exógena. Diferentes modelos de difusão sigmoide são detalhados na seção 4.3, mas para este tipo de aplicação quase sempre aplica-se o modelo de difusão de Bass (que é o mais disseminado na literatura e portanto aquele para o qual existem mais referências de parâmetros que podem ser aplicados por analogia).

Esta estratégia de representação da difusão exógena por analogia vem sendo aplicada para análises da difusão dos REDs no Brasil desde os estudos pioneiros, que precisavam apoiar-se em referências esparsas – vide, por exemplo, Konzen (2014) [12]. Entretanto, atualmente existe muito mais informação disponível sobre análises de modelos de difusão em diferentes mercados, particularmente para a geração distribuída (mercado que possui um nível de maturidade superior à maioria dos REDs). Por exemplo, em Sigrin (2016) [10], mostram-se os coeficientes de inovação p e de imitação q calibrados para diferentes estados dos Estados Unidos e identificam-se valores médios e desvios padrão (que podem ser usados para informar a escolha de parâmetros em outros mercados).

Tabela 4 – Parâmetros médios e desvios-padrão “típicos” para a geração distribuída solar [10]

| | P (median ± std) | Q |
|-----------------|---------------------|-------------|
| Non-Residential | 4.5e-5 ± 9.6e-4 | 0.24 ± 0.19 |
| Residential | 7.1e-6 ± 1.4e-3 | 0.36 ± 0.19 |

Ainda nesta linha de fundamentar a escolha de parâmetros exógenos em novos mercados, existe também na literatura um registro de esforços que buscam descrever como determinadas *variáveis explicativas* podem justificar a escolha de coeficientes mais altos ou mais baixos em

determinados mercados. Em Dong (2016), realizou-se uma análise de como o parâmetro de imitação q do modelo de difusão de Bass para diferentes condados do estado da Califórnia pode ser explicado por uma série de variáveis sócio-econômicas – como ilustrado na Tabela 5. Nota-se que, embora a incerteza seja significativa (R^2 ajustado de aproximadamente 60%), foram encontradas três variáveis demográficas com coeficiente de regressão estatisticamente significativo (das 15 variáveis testadas): as variáveis (i) tamanho médio da residência e (ii) percentual das uso de gás natural canalizado para aquecimento tiveram efeito positivo no coeficiente de imitação, e portanto estão associados a regiões onde o processo de difusão tecnológica foi mais rápido. Além disso, a fração de residências que se identificaram como “outra raça” (nenhuma das categorias destacadas explicitamente, branca, negra, indígena e asiática) teve efeito negativo na velocidade de difusão.

Tabela 5 – Coeficientes da regressão do parâmetro de imitação q com diferentes variáveis demográficas [14]

| Social demographic variables | Coef. | Std. Err. |
|--|---------|-----------|
| Mean household sizes | 0.062** | 0.024 |
| Median number of rooms | 0.019 | 0.017 |
| % of OOH with less than high school education | 0.038 | 0.164 |
| % of OOH with college education | 0.145 | 0.186 |
| % of OOH with bachelor education | -0.215 | 0.189 |
| % of OOH with utility gas as a heating source | 0.075** | 0.031 |
| % of OOH with wood as a heating source | 0.015 | 0.068 |
| % of OOH that is white | -0.098 | 0.072 |
| % of OOH that is black | 0.128 | 0.173 |
| % of OOH that is other race (not Indian or Asian) | -0.277* | 0.138 |
| % of OOH with only one mortgage | -0.233 | 0.142 |
| % of OOH with mortgage over 40% of household income | 0.076 | 0.104 |
| % of OOH built in 2000s | 0.057 | 0.071 |
| % of OOH built in 1970s | -0.020 | 0.097 |
| % of OOH with income between \$100,000 and \$150,000 | 0.053 | 0.096 |

Um trabalho análogo foi apresentado por Van Der Bulte (2004) [40]: embora mais antigo, este trabalho apresentou uma meta-análise dos parâmetros do modelo de Bass para 28 países e 52 diferentes bens, focando em inovações mais antigas (como TV a cores e videocassete) e sem representação explícita dos REDs. Este trabalho interessou-se pela *relação* entre a tendência pela imitação e pela inovação, descrita pelo parâmetro $\ln(q/p)$. Vale notar que esta relação reportada por Van der Bulte (2004) é mais baixa do que a reportada em estudos mais recentes de disseminação de REDs – Sigrin (2016), por exemplo, reporta um valor de $\ln(q/p)$ igual a 10.8 (muito próximo ao valor máximo reportado Van der Bulte) como sendo compatível com uma curva típica (mediana) de disseminação no mercado de geração distribuída solar residencial. A análise de Van der Bulte (2004) concluiu que mercados mais desiguais e mais pobres tendem a ser mais dependentes da imitação no lugar da inovação.

Tabela 6 – Resumo dos valores encontrados para a variável de interesse na meta-análise de estudos de difusão [40]

| | Mean | SD | Min | Max |
|---------------|------|------|-------|-------|
| 1. $\ln(q/p)$ | 3.42 | 2.13 | -7.93 | 10.96 |

4.2 Métodos puramente estatísticos

Fundamentos

Os métodos puramente estatísticos não utilizam nenhuma estrutura conhecida dos processos de disseminação, como a característica curva S por exemplo (como citado na seção 3.1), mas sim aplicam técnicas estatísticas mais gerais, como séries temporais e *machine learning*. Os métodos de séries temporais se baseiam na análise do comportamento de dados históricos para estimar o comportamento futuro, usando técnicas estatísticas como o método de Box e Jenkins para analisar a amostra de forma sistemática e identificar o modelo que melhor se adequa a ela (autorregressivo, média móvel, VAR, e outros). *Machine learning*, por sua vez, é um braço da inteligência artificial, que se baseia em reconhecimento de padrões a partir da análise de dados. Um ponto em comum da maioria dos métodos de *machine learning* é que, como eles admitem relativamente pouca estrutura para o modelo de previsão, eles tipicamente exigem um grande volume de dados para obter bons resultados - em geral suficiente para construir conjuntos de dados independentes para treinamento, teste e validação.

De maneira geral, os métodos puramente estatísticos dependem de um grande número de dados para obter bons resultados. No entanto, conforme explorado no capítulo 2, por definição processos de inovação muitas vezes não possuem uma base de dados extensa associada a eles. Desta forma, a aplicabilidade deste tipo de método a modelos de difusão é bastante limitada. Por outro lado, métodos estatísticos podem ser bastante úteis para projeções de curtíssimo prazo, uma vez que são capazes de capturar efeitos que a difusão clássica não necessariamente representa bem.

Exemplo: Aplicações de modelos autorregressivos de séries temporais clássicos

Uma das metodologias mais comumente utilizadas de séries temporais são os modelos autorregressivos. Dentre estes modelos, um particular com alta aplicação é o ARIMA clássico, ou modelo autorregressivo integrado de médias móveis.

Em Dong (2017) [14], são analisados quatro modelos de previsão: séries temporais (ARIMA), modelo de difusão de limiar de heterogeneidade (vide seção 4.1), modelo de difusão de Bass (vide seção 4.3) e modelo dSolar (vide seção 4.5). Estes modelos foram selecionados por serem comumente utilizados na literatura para previsões de adoção de novas tecnologias. O gráfico abaixo apresenta os dados observados e as previsões de cada modelo, onde se destaca o comportamento do modelo de séries temporais, por apresentar uma evolução muito distinta dos demais modelos e pouco aderente ao que usualmente se observa em dinâmicas de difusão de novas tecnologias.

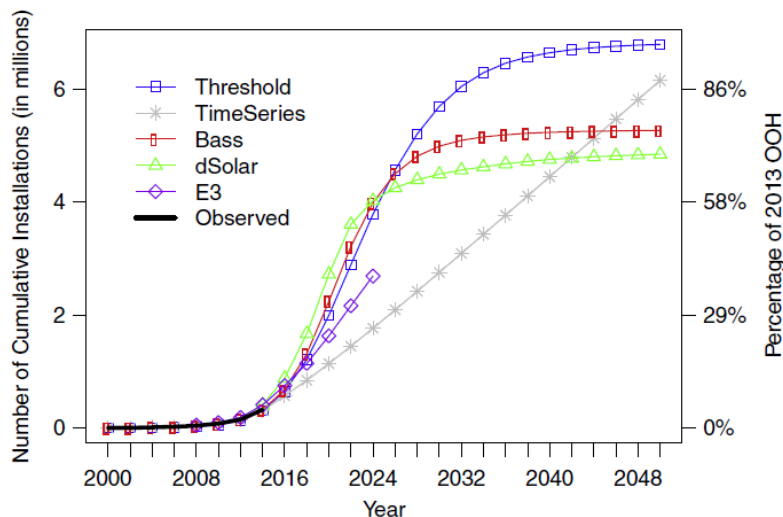


Figura 20 - Instalações cumulativas observadas e previstas na Califórnia para o período 2000–2050 [14]

Uma fragilidade do modelo ARIMA é que se for encontrada alguma tendência não estacionária nos dados, o modelo assume que a tendência continuará, geralmente de maneira linear. No entanto, é inconsistente prever que a instalação de GD aumentará indefinidamente. Isto é, a ação de forças externas que afetam o modelo não é capturada.

Outro exemplo do uso de séries temporais para a modelagem de processos de inovação é Zhang (2017) [31], onde os autores modelam a venda de veículos elétricos na China. O estudo utiliza pesquisas anteriores sobre previsão de vendas de automóveis como base para aplicar os modelos SSA e VAR para prever a demanda de mercado dos veículos elétricos considerando as características da penetração no mercado de veículos elétricos. O SSA é um modelo de série temporal univariada e não depende de funções definidas a priori; no entanto, gera um conjunto de componentes diretamente das séries temporais em estudo. O VAR é um modelo de série temporal multivariada e é uma combinação do método autorregressivo e do Box-Jenkins. No caso do VAR a série é considerada não-estacionária. O estudo conclui que o modelo SSA leva a resultados satisfatórios (apesar de erros significativos na dinâmica mensal) e que o modelo VAR gera resultados mais precisos.

Um ponto que merece atenção é que a não-estacionariedade precisa ser extrapolada, por exemplo com um modelo linear ou polinomial. Caso os parâmetros estimados para esta extrapolação da tendência tenham algum viés, isto pode resultar em desvios significativos para a projeção. Dessa forma, estas fragilidades encontradas nos estudos analisados corroboram que os modelos de séries temporais são pouco aplicáveis a modelos de difusão.

4.3 Métodos paramétricos de difusão

Fundamentos

Levando em consideração as fortes evidências para a característica de “curva S” para a disseminação das inovações conforme reportado pela literatura (vide seção 2.1), uma estratégia natural para a modelagem matemática da curva de difusão é restringir a análise a uma “família”

de funções sigmóides e adotar métodos estatísticos para determinar os parâmetros que regem o comportamento dessas curvas.

Ao contrário dos métodos puramente estatísticos (descritos na seção 4.2), esta classe de métodos introduz informação sobre as características que deve ter o formato da curva de difusão, antes de aplicar técnicas estatísticas para identificar os parâmetros do modelo. Nesse sentido, embora trate-se de uma estratégia ainda primariamente baseada em dados, ela possui uma componente fundamentalista importante. Além disso, ao sintetizar a curva de difusão a um pequeno número de parâmetros chave que permite a representação do comportamento da população de forma agregada, este método tende a ser relativamente parcimonioso na sua representação.

De uma forma geral, os métodos paramétricos de difusão apresentam um bom equilíbrio entre a dependência nos dados e nos fundamentos, exigindo um número relativamente pequeno de hipóteses subjacentes e podendo ser aplicado em análises preliminares com uma quantidade de dados limitada. Estas características ajudam a explicar o motivo pelo qual esta classe de modelos tem se disseminado tanto, sendo amplamente conhecidas as suas aplicações na literatura de dinâmica de inovações e permitindo inclusive a comparação das características de diferentes mercados (vide seção 4.1).

Exemplo: Modelo de Bass e variantes

Definitivamente, o modelo mais amplamente adotado na literatura de dinâmica de difusão é o modelo de Bass, originalmente proposto em Bass (1969) [7], que utiliza apenas dois parâmetros (um coeficiente de inovação p e um coeficiente de imitação q) para descrever o processo de difusão para dado nível de mercado potencial pré-definido (vide capítulo 3). Sendo um modelo bastante parcimonioso e de fácil aplicação usando o método estatístico de mínimos quadrados não-linear, a literatura que aplica este modelo para analisar e parametrizar a difusão tecnológica, inclusive no contexto de REDs especificamente, é bastante extensa [10][12][13][14][15][16][40]. Alguns dos resultados desses exercícios são explorados na seção 4.1 – mas vale destacar (pela sua aplicabilidade imediata ao caso dos REDs no Brasil) os resultados obtidos por EPE (2019) [13] para o mercado de geração distribuída solar fotovoltaica. Neste trabalho, foram calibrados simultaneamente o parâmetro descritivo do mercado potencial (vide seção 3.3) e os parâmetros da curva de difusão, e a diferença de comportamento entre diferentes mercados (residencial, comercial/industrial baixa tensão, comercial/industrial alta tensão, e outros) levou à construção de diferentes curvas como ilustrado na Figura 21.

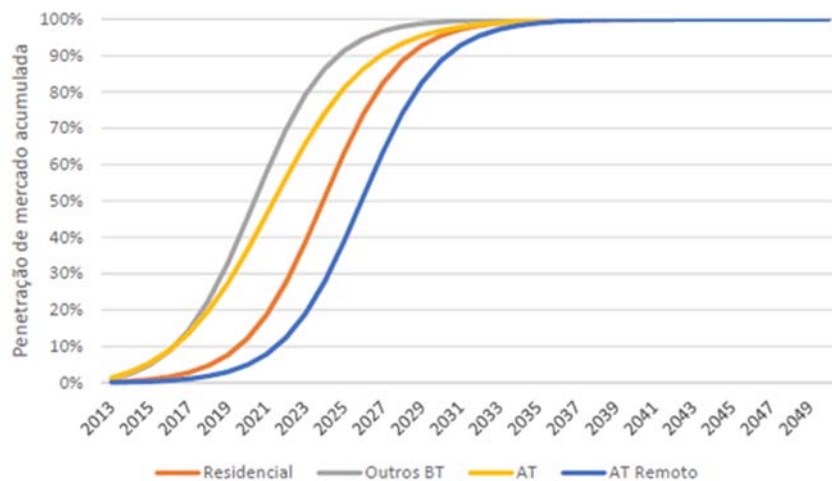


Figura 21 – Curvas de difusão parametrizadas para diferentes mercados de geração distribuída no Brasil, refletindo a heterogeneidade dos coeficientes [13]

Embora o modelo de Bass tenha emergido como o modelo mais flexível e com ampla aplicabilidade, revisões bibliográficas como a apresentada em Meade (2006) [9] refletem algumas das modelagens e formulações alternativas que foram exploradas ao longo dos anos para refinar a representação da difusão fundamentalmente incorporada no modelo de Bass, como por exemplo a introdução explícita da estocasticidade no processo de difusão [34] e de outras variáveis exógenas do mercado (além da simples passagem do tempo) que podem acelerar ou desacelerar o processo de difusão [8].

Uma das extensões mais conhecidas do modelo de Bass, conhecida como o “modelo de Bass generalizado”, foi proposta por Bass (1994) [8] e permite incorporar variáveis explicativas adicionais, a intensidade da estratégia de marketing das empresas, como potenciais aceleradoras do processo de difusão, mantendo o mercado potencial constante. Embora a literatura que aplique o modelo de Bass generalizado não seja tão extensa quanto a literatura que estuda o modelo de Bass clássico, vale destacar a análise de Kurdgelashvili (2019) [15] que, utilizando dados da adoção de geração distribuída solar em diferentes condados da Califórnia, buscou calibrar um parâmetro de sensibilidade ao preço α para descrever como a queda de preços ao longo do tempo poderia estar contribuindo para uma aceleração do processo de difusão. O resultado encontrado sugere que um aumento de preço de 1% provoca uma redução de 4.95% na taxa de difusão, embora o resultado estatístico não tenha sido robusto (o parâmetro α não é estatisticamente diferente de zero no nível de confiança de 10%).

Tabela 7 – Resultados do modelo de Bass generalizado para geração distribuída solar na Califórnia [15]

| Variable | Estimate | Prob. |
|-------------------------------|-----------------------|--------|
| Coefficient of innovation (p) | 0.0003 (0.0002) | 0.1337 |
| Coefficient of imitation (q) | 0.4155*** (0.0356) | 0.0000 |
| Price sensitivity (α) | -4.9539 (2.7234) | 0.1188 |

No. of observations: 10.

Adjusted R-squared: 0.9651.

 Note: * $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$.

Exemplo: Curvas sigmóides alternativas

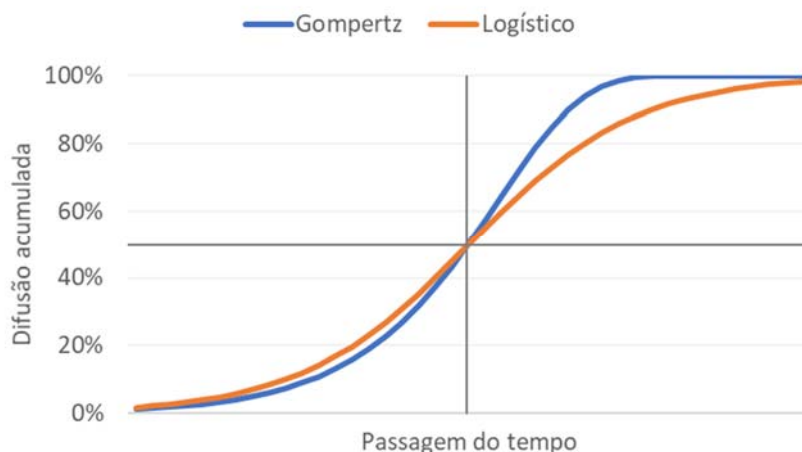
Embora o modelo de Bass seja o mais disseminado na literatura, existem outras famílias de curvas sigmóides paramétricas que poderiam, ao menos em princípio, ser escolhidas para uma representação alternativa – utilizando métodos estatísticos análogos aos aplicados com o modelo de difusão de Bass (como o método dos mínimos quadrados não linear) para calibrar os parâmetros dessas curvas com base nos dados históricos de difusão. Essas diferentes famílias possuem diferentes expressões matemáticas que as solucionam, como sintetizado na Tabela 8:

Tabela 8 – Tabela resumo com algumas funções sigmóides e seus parâmetros descritivos

| Modelo | Solução | Parâmetros |
|------------------------|---|---|
| Logístico | $F(t) = \frac{e^{a(t-t_0)}}{1 + e^{a(t-t_0)}}$ | a velocidade de difusão t_0 t de difusão máxima |
| Bass | $F(t) = \frac{1 - e^{-t(p+q)}}{1 + \frac{q}{p}e^{-t(p+q)}}$ | p coeficiente de inovação q coeficiente de imitação |
| Gompertz | $F(t) = \exp[-e^{a(t-t_0)}]$ | a velocidade de difusão t_0 t de difusão máxima |
| Shifted Gompertz | $F(t) = (1 - e^{-at}) \cdot \exp[-\eta e^{-at}]$ | a velocidade de difusão η formato da difusão |
| Gamma/Shifted Gompertz | $F(t) = (1 - e^{-at}) \cdot (1 + \theta e^{-at})^{-k}$ | a velocidade de difusão θ parâmetro de escala k parâmetro de forma |

Nota-se que o modelo logístico é um caso particular do modelo de Bass, e pode ser interpretado como o limite para o modelo de Bass em que o coeficiente de inovação p vai a zero. O modelo de Gompertz é análogo ao modelo logístico, mas assume uma assimetria na curva de difusão, com a probabilidade de imitação sendo proporcional ao logaritmo das adoções (e não proporcional às adoções como no modelo logístico). O resultado é que a curva de Gompertz se aproxima mais rapidamente do mercado potencial, com uma saturação mais abrupta – como ilustrado na Figura 22.

Figura 22 – Contraste entre as curvas de difusão de Gompertz e Logística (elaboração própria)



Nota-se que tanto o modelo logístico como o modelo de Gompertz têm a característica de serem definidos no intervalo $(-\infty, +\infty)$, não havendo uma “data de início” como é típico de processos que envolvem inovação. Por isso, no contexto da difusão de inovações, é mais comum o uso de modelos análogos mas que introduzem um “ponto de partida” no instante zero (respectivamente o modelo de Bass correspondendo ao modelo logístico e o modelo “shifted Gompertz”, ou Gompertz deslocado, correspondendo ao modelo de Gompertz clássico).

Uma formulação adicional, explorada por exemplo em Bemmaor (1994) [33], é o chamado modelo “Gamma/Shifted Gompertz” (GSG). Este modelo pode ser construído a partir do modelo Gompertz deslocado no qual o parâmetro η é substituído por uma variável aleatória com distribuição Gama e parâmetros θ e k : a integração do parâmetro η resulta a expressão apresentada na Tabela 8. É interessante observar que o modelo de Bass pode ser reescrito como um caso particular do modelo GSG, com fator de forma $k = 1$ (bastando fazer as substituições $a = p + q$ e $\theta = q/p$). Consequentemente, embora o modelo de Bass seja o mais amplamente aplicado na literatura de difusão tecnológica, o modelo GSG pode ser um candidato a um possível refinamento na representação, como defendido por Bemmaor (1994).

4.4 Métodos de modelagem baseada em agentes

Fundamentos

Os chamados *agent-based models* (ABM) focam nos microfundamentos da difusão de tecnologias, explicitamente representando agentes individuais e as relações entre eles. Nota-se que muitos dos modelos trabalhados até aqui são construídos a partir de hipóteses sobre as escolhas individuais dos agentes – em particular, os modelos econométricos (vide seção 3.4) utilizam fundamentos similares para estimar o mercado potencial, e as equações diferenciais utilizadas para descrever as funções sigmóides de adoção (vide seção 4.3) também implicam certa estrutura para as interações entre os agentes (principal mecânica que governa o processo de difusão tecnológica). A principal vantagem dos ABM é que se torna possível a representação do universo de agentes e interações em um nível de detalhe muito mais rico, inclusive conjuntos

de dados de entrada que não podem ser resolvidos analiticamente (e portanto dependem de soluções numéricas para a dinâmica de difusão).

De uma forma geral, os ABMs possuem três componentes principais, e diferentes classes de ABM podem ser identificadas com base em como trabalham cada uma destas componentes e como elas interagem (vide, por exemplo, [41]):

- **Heterogeneidade dos agentes:** Que características “intrínsecas” diferentes agentes do modelo possuem (por exemplo, sua situação econômica, sua preferência por adotar REDs, sua propensão à opinião alheia), e como se distribuem pela sociedade (percentual de consumidores dentro de cada categoria; média, desvio padrão e outros parâmetros da distribuição de probabilidade dos tipos). O modelo de Bass é compatível com uma representação que trata todos os agentes como sendo homogêneos (não necessariamente idênticos, mas obtidos de uma mesma distribuição de probabilidades bem-comportada).
- **Topologia da rede de interações:** Como os agentes interagem uns com os outros – o quão fixa é a estrutura de interações ao longo do tempo (ou com que frequência os agentes rompem ou formam laços), e qual a propensão de agentes de diferentes tipos interagirem. A literatura de grafos aleatórios [39] pode ser usada como linha de base para uma série de potenciais estruturas de interação, que vêm comumente sendo adotadas em ABMs: por exemplo, a representação em *lattice* (distribuídos no espaço, cada agente interage apenas com os seus vizinhos), Erdos (cada agente tem uma probabilidade fixa de estar conectado a qualquer outro agente, e apenas agentes conectados podem interagir), *scale-free* (novamente apenas agentes conectados podem interagir, mas as probabilidades são modificadas para representar uma alta probabilidade de agentes com um grande número de conexões). O modelo de Bass é compatível com uma rede de interações completa, isto é, cada agente pode interagir com qualquer outro agente a qualquer momento.
- **Modelo de influência:** Como as interações influenciam a propensão de um agente individual a adotar a inovação, potencialmente podendo variar em função do seu tipo. Aqui é possível aplicar modelos puramente informacionais (i.e. a interação faz o agente passar a conhecer a inovação mas a decisão de adotar ou não é exclusivamente pessoal em função do seu tipo) ou modelos de influência social (“*peer pressure*”: a propensão a adotar aumenta se a pessoa interage com adotantes). limiar probabilístico, com ou sem características individuais. Também é possível incorporar elementos probabilísticos na modelagem das interações. O modelo de Bass é compatível com um modelo puramente informacional da disseminação da inovação, em que os agentes também têm uma probabilidade (o coeficiente de inovação p) de chegar à inovação por si mesmos sem interagir com outros.

Nota-se que os ABMs são modelos muito detalhistas, podendo incorporar uma grande gama de hipóteses alternativas na estrutura do modelo de difusão e dependendo de um grande número de parâmetros que podem ser ajustados. Por esse motivo, tendem também a ser modelos de característica mais fundamentalista – já que muitos dos dados necessários para construir esse

tipo de modelo são difíceis de conseguir. Enquanto um ponto forte dos ABMs é a sua extrema versatilidade, um ponto fraco é a dificuldade da sua aplicação em um contexto em que não se tem dados suficientes para realizar esse tipo de modelagem – notando que algumas das hipóteses mais simples, que poderiam ser adotadas em um cenário de falta de dados, simplesmente resultam novamente no modelo de Bass discutido na seção 4.3.

Exemplo: Aplicações em pequenos universos

Visto que um dos principais desafios de se aplicar os ABMs é a coleta dos dados necessários para a modelagem detalhada, uma aplicação promissora que pode contornar este problema é a modelagem de universos menores, tais como um único município ou comunidade – limitando com isso a quantidade de informação que precisaria ser coletada e processada.

Em [22], por exemplo, o universo de agentes é construído com base em dados do município de Zaltbommel, nos Países Baixos, com 28 000 habitantes. Mesmo neste caso, entretanto, nota-se que os autores não fizeram uma investigação exaustiva da frequência de interações entre os agentes, em vez disso usando uma simulação computacional para construir uma rede de interações realista com base na frequência de tipos mapeada da população residente. Usando este tipo de geração automática de topologias de interação, seria possível aplicar técnicas de ABM mesmo a universos mais amplos, utilizando por exemplo dados do Censo brasileiro para descrever as características demográficas de diferentes populações. Entretanto, nestes universos mais amplos torna-se mais difícil verificar se a representação permanece condizente com a realidade, e de uma maneira geral restringir a análise a universos menores tende a ser uma prática comum de ABMs.

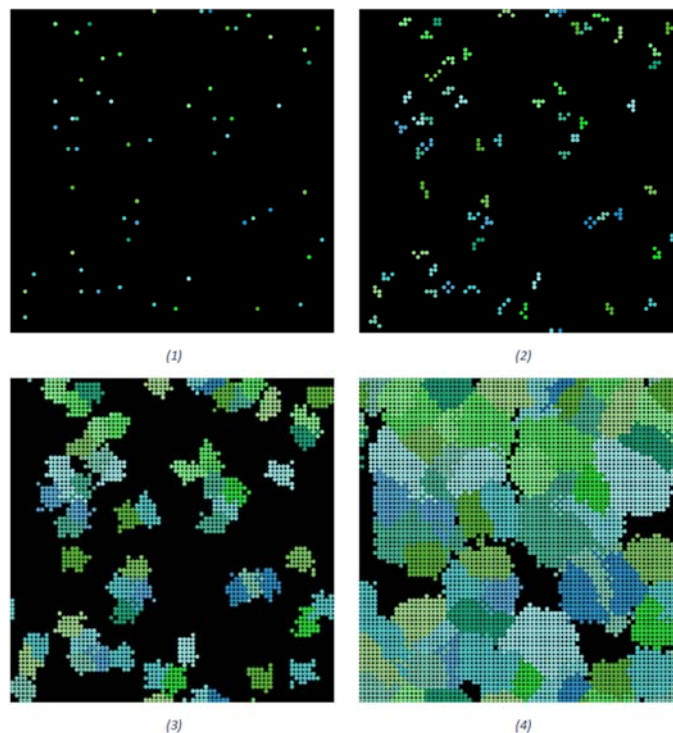


Figura 23 – Construção do universo para representar interações entre os agentes: “mosaico” de agentes de cada tipo [22]

Exemplo: Análises what-if da estrutura (não-observável) do universo de agentes

Nesta categoria de uso de ABMs, no lugar de investigar como as particularidades de determinado conjunto de dados de entrada governam as previsões para a dinâmica de difusão, busca-se obter novos entendimentos do modelo de difusão em um contexto mais amplo, ao tratar certos elementos das interações entre os agentes como não observáveis diretamente mas potencialmente representáveis como distribuições de probabilidades. Em geral, este tipo de exploração permite investigar o que acontece com modelos de difusão sigmoide clássicos quando determinadas hipóteses subjacentes sobre o comportamento e interações com os agentes são relaxadas.

Em [41], por exemplo, os autores ilustram como uma modelagem explícita baseada em agentes pode trazer à tona um elemento de incerteza importante de um processo de difusão que possui exatamente as mesmas características de um processo de difusão de Bass (vide seção 4.3). Pela lei dos grandes números, a expectativa é que esses desvios se tornem cada vez menores em proporção à população total à medida que a população cresce – até tornar-se desprezível (resultando o modelo de Bass determinístico clássico) para um número infinito de agentes. Na prática, entretanto, o número de adotantes em potencial é sempre finito, e estas flutuações estocásticas da curva de adoção podem ter implicações importantes – o que pode ser uma aplicação útil dos ABMs.

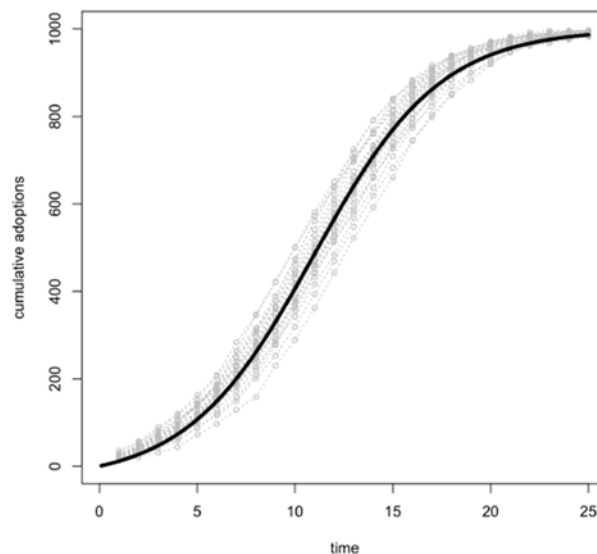


Figura 24 – Replicações de um modelo de difusão de Bass com $p = 0.01$ e $q = 0.3$ usando um modelo baseado em agentes com 1000 agentes ao todo [22]

Outro exercício interessante foi apresentado por [28], que investigou as consequências para o modelo de difusão quando as interações entre os agentes estão limitadas a um conjunto de relacionamentos pré-definido e estático. Enquanto no modelo de Bass clássico admite-se que todos os agentes podem interagir com todos sem nenhuma preferência de interação, esta representação utilizou técnicas de grafos aleatórios para obter o formato da curva de difusão no limite quando o número de agentes vai a infinito. Notavelmente, a Figura 25 contrasta as adoções incrementais a cada período previstas pelo modelo de Bass com as adoções

incrementais que ocorrem com uma simulação de uma rede de interações com característica *scale-free* (isto é, um pequeno número de agentes tende a acumular um grande número de contatos, enquanto há um número muito grande de agentes com poucos contatos). A conclusão do artigo é que sob esta estrutura de interações, o “pico” de adoções tende a ocorrer mais cedo que no modelo de Bass (visto que os agentes “mega-conectados” aceleram a difusão), mas a “cauda” de adotantes também é mais longa (visto que a inovação tem dificuldade de alcançar os agentes que têm poucas conexões).

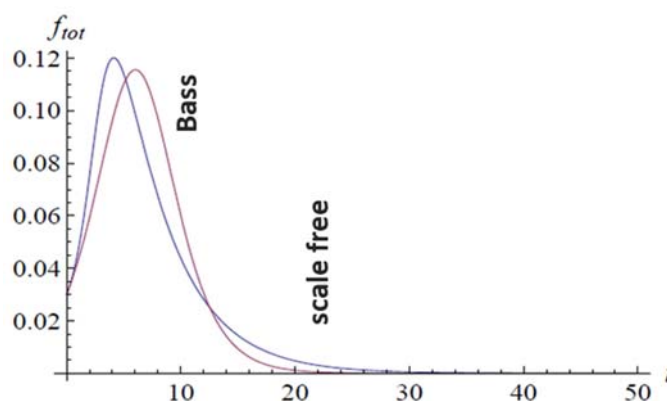


Figura 25 – Contraste entre as adoções incrementais previstas pelo modelo de Bass (magenta) e obtidas com o modelo com representação explícita da rede scale-free (azul) [28]

Embora nem sempre seja claro se o custo-benefício de incorporar refinamentos ao modelo de Bass se justifica, nota-se que explorações como as citadas refletem uma característica intrínseca de qualquer população que passe por um processo de difusão de inovações com os atributos representados. Isto significa que, mesmo que não se tenha acesso a dados suficientes para representar um ABM detalhado para a região de interesse, este tipo de análise ainda pode informar a escolha da representação.

Exemplo: Efeito sobre o mercado potencial

Um ponto que merece discussão em separado é que, embora os modelos baseados em agentes tenham sido classificados como um método de modelagem da difusão (que é de fato o principal foco dos ABMs), algumas especificações podem fazer com que o mercado potencial (para o qual discutimos as metodologias chave no capítulo 3) seja também uma propriedade emergente do modelo.

Nota-se que, nos casos em que a interação com outros agentes é meramente informacional, de modo que a decisão de adotar ou não segue o tipo de cada agente (uma vez informado sobre a inovação), ainda é possível tratar o mercado potencial e a dinâmica de difusão como duas etapas separadas. Em particular, os métodos econométricos descritos na seção 3.4 visam justamente representar o mercado potencial com base em um fundamento compatível com as escolhas individuais de agentes de diferentes tipos – sendo portanto perfeitamente compatíveis com a representação de tipos realizada explicitamente em um ABM.

Outra abordagem possível que permite trabalhar a análise do mercado potencial e da dinâmica de difusão separadamente é considerar (de forma simplificada) que a rede de interações do

ABM se restringe a representar unicamente os adotantes em potencial – visto que incluir a representação de agentes que não têm condições de adotar a inovação (por suas variáveis demográficas e preferências individuais) apenas aumenta o esforço computacional e não melhora o resultado. Desta forma, os ABMs podem ser usados em conjunto com qualquer das metodologias descritas no capítulo 3, e implicitamente espera-se que após um número muito grande de períodos simulados, todos os agentes representados no ABM eventualmente adotem a inovação (visto que todos têm esta propensão).

Entretanto, há a possibilidade adicional de que o mercado potencial possa ser afetado pelo ABM. Por exemplo, mesmo depois de “filtrar” em uma primeira etapa os agentes que não adotarão a inovação sob hipótese alguma, é possível que a adoção nunca chegue a 100% na modelagem do ABM: nesses casos, pode-se dizer que o mercado potencial é uma propriedade *emergente* da dinâmica de difusão. Em particular, algumas características do modelo de influência (por exemplo, determinado tipo apenas torna-se um adotante se ele tiver um vizinho adotante) combinado com características da topologia da rede de interações (por exemplo, dois vizinhos deste tipo só têm como vizinhos um ao outro) podem resultar em um mercado potencial mais baixo.

4.5 Métodos numéricos e dinâmica de sistemas

Fundamentos

A literatura de dinâmica de sistemas (*system dynamics*) permite representar a evolução no tempo de um sistema complexo, inclusive em casos em que não há solução analítica para a equação diferencial que governa o sistema. Este método pressupõe que a estrutura gera o comportamento e sua modelagem consiste na explicitação do mapeamento causal com ciclos de retroalimentação (*feedbacks*), estoque e fluxos (*stocks and flows*), buscando reproduzir o comportamento das estruturas no tempo. Grande parte da dificuldade da modelagem de dinâmica de sistemas reside em descobrir e representar os processos que o governam (incluindo os *feedbacks* e outros elementos de complexidade), especificando e parametrizando todos os subsistemas que fazem parte do conjunto.

Na classificação proposta, este método é relativamente equilibrado, mais com inclinação para detalhista e fundamentalista. É possível modelar sistemas simples, com poucas variáveis, assim como sistema bastante complexos e detalhados. São necessários dados para a simulação do sistema, mas a base são os fundamentos que governam o sistema modelado.

Como os modelos de *system dynamics* são extremamente flexíveis, há um grande número de variantes possíveis para esse tipo de aplicação - por exemplo, em função da(s) técnica(s) utilizada para parametrizar o processo de difusão (um mercado exógeno como na seção 4.1, funções sigmóides como na seção 4.3 ou usando técnicas estatísticas como na seção 4.2, por exemplo). Também é possível classificar aplicações de *system dynamics* em função de quais submódulos são considerados na modelagem - por exemplo, se são considerados processos de feedback sobre os sinais de preço, ajustes tarifários, crescimento econômico, etc.

Exemplo: Aplicação ilustrativa

Sterman (2001) [35] ilustra o processo de dinâmica de sistemas, exemplificando bem os *feedbacks* positivos e negativos, vide figura abaixo.

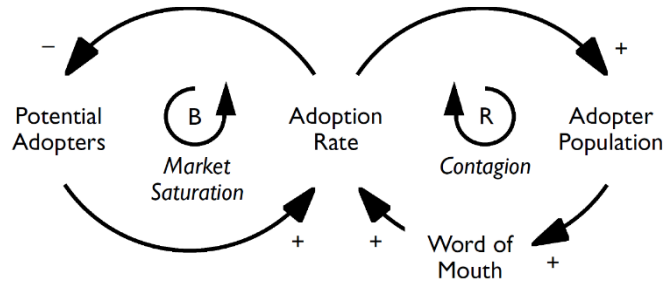


Figura 26 - Exemplo ilustrativo de dinâmica de sistemas [35]

Na figura, o autor exemplifica um sistema de difusão (como os descritos em 3.1) que pode ser aplicado a diversos processos, como contaminações de doenças como a gripe e a difusão de processos de inovação. O exemplo é facilmente adaptado ao modelo de Bass (aprofundado em 4.3), amplamente utilizado para processos de inovação, se interpretarmos o processo de contágio como sendo descrito pelo coeficiente de imitação q e considerarmos o primeiro loop positivo como movido pelo coeficiente de inovação p , como exemplificado na figura abaixo.

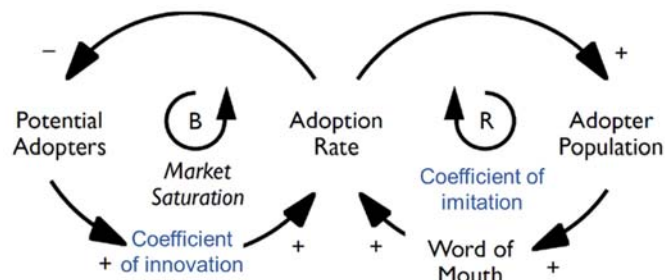


Figura 27 - Exemplo ilustrativo de dinâmica de sistemas aplicado ao modelo de difusão de Bass

Exemplo: Sugestão de uma ampla gama de possibilidades

Um exemplo de aplicação da dinâmica de sistemas ao modelo de difusão de Bass (descrito em 3.1 e aprofundado em 4.3) é Coelho (2019) [36], onde o estudo analisa a aplicação deste método para a difusão do mercado de GD no Brasil.

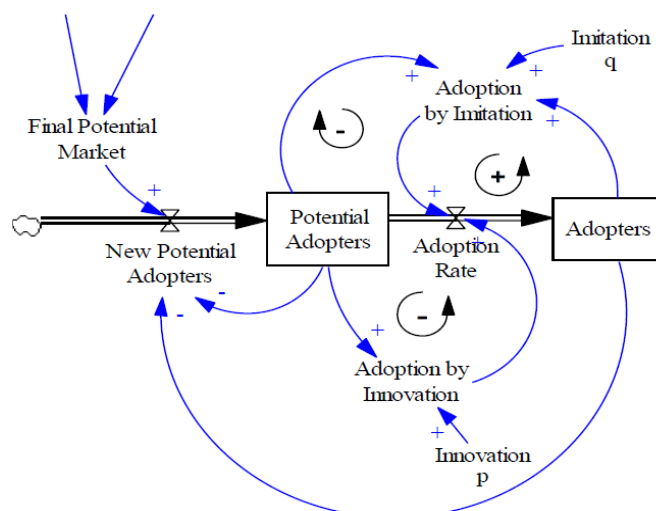


Figura 28 - Modelagem da difusão de Bass no contexto da dinâmica de sistemas

Distintamente do modelo de Bass, Coelho modela uma interação entre *adotantes potenciais* e *adotantes*. Além disso, na estimativa do mercado potencial o autor modela o impacto da tarifa na atratividade da GD no país, de maneira que foi possível avaliar o impacto de uma mudança na legislação. De forma geral, há a inclusão de ciclos adicionais, como o impacto da tarifa e a interação entre *adotantes potenciais* e *adotantes*, evidenciando a possibilidade de modelagens mais complexas e sofisticadas.

5 LEVANTAMENTO BIBLIOGRÁFICO PARA A PARAMETRIZAÇÃO DA REPRESENTAÇÃO DOS RED

Como discutido na seção 2.3, um desafio de aplicar modelos de difusão a alguns RED é que o nível de adoção muito baixo no Brasil torna difícil a obtenção de parâmetros robustos para prever o mercado potencial e a dinâmica de difusão. É possível contornar este problema focando na utilização de dados mais parcimoniosos e modelos mais fundamentalistas: entretanto, mesmo esses modelos em geral exigem um conjunto mínimo de parâmetros que deve ser calibrado. A recomendação nestes casos é apoiar-se em **analogias** com outros mercados (por exemplo, outras tecnologias e outros países).

Evidentemente, sempre há diferenças as características dos diferentes mercados e sempre que possível é desejável basear as parametrizações em mercados o mais próximo possível do mercado de interesse para a projeção. Este levantamento da experiência internacional busca identificar modelos aplicados em outros países para a modelagem de REDs e que podem ser usados como analogia ou ponto de partida para o estudo de caso do Brasil. Posteriormente, é possível refinar a representação – e quanto mais próximo o mercado brasileiro for das referências internacionais encontradas, maior a probabilidade de que a aproximação seja razoável.

5.1 Geração distribuída

(Trachuk 2019) faz uma análise para identificação dos fatores que levam clientes corporativos e industriais na Rússia a adotarem geração distribuída local, incluindo cogeração com rejeito industrial ou gás. No trabalho foi feito um levantamento de relevância destes fatores a partir de entrevistas com 69 empresas e uma posterior regressão dos parâmetros do modelo. Embora alguns possam ter pesos significativamente diferentes pelas questões culturais e de configuração de mercado, alguns fatores podem ser adaptados para modelos nacionais.

Tabela 9 – Reprodução de Trachuk 2019, coeficientes da regressão do modelo levando em conta fatores internos (da empresa) e externos.

| Independent factors | Hypotheses | Non-standardized coefficients | Standardized coefficients |
|--|------------------------------|-------------------------------|---------------------------|
| Invariable (β_0) | | 0.191 (0.0134) | |
| Intraorganizational characteristics | | | |
| Technical feasibility (integration, scalability, infrastructure, complexity, etc.) (TI) | Hypothesis 1(a) ¹ | 0.264 ^{***} (0.098) | 0.281 ^{***} |
| Perceived risks (safety, investment) (RKI) | Hypothesis 1(c) | 0.166 ^{***} (0.015) | 0.185 |
| Perceived advantages and need for alternative sources of generation (URI) | Hypothesis 1(d) | 0.451 ^{***} (0.104) | 0.454 ^{***} |
| Electricity cost (COST) | Hypothesis 1(e) | 0.598 ^{***} (0.062) | 0.599 ^{***} |
| Costs of building and installing distributed generation sources (CI) | Hypothesis 1(f) | -0.387 ^{***} (0.209) | -0.385 ^{***} |
| Environmental factors | | | |
| Market Pressure (EASEI) | Hypothesis 1(g) | -0.196 ^{***} (0.118) | -0.394 ^{***} |
| Technological changes in the industry (TRI) | Hypothesis 1(h) | 0.153 ^{***} (0.201) | 0.254 ^{***} |
| Decisions of regulators (authorities) affecting decisions of companies on the use of new technologies (GR) | Hypothesis 1(i) | -0.393 ^{***} (0.023) | -0.194 ^{***} |
| Adjusted R-square | | | 0.709 |
| Number of observations | | | 69 |

¹Hereinafter, the designation of the hypothesis corresponds to its formulation in the text.
^{*}Significance of the coefficient: $p < 0.10$.
^{**}Significance of the coefficient: $p < 0.05$.
^{***}Significance of the coefficient: $p < 0.01$.
Standard errors are given in brackets.

Tabela 10 – Reprodução de Trachuk 2019, coeficientes de fatores específicos da geração distribuída local (solar, gás ou rejeito).

| Independent factors | Hypotheses | Non-standardized coefficients | Standardized coefficients |
|---|------------------------------|-------------------------------|---------------------------|
| Invariable (β_0) | | 0.216 (0.031) | |
| Specific factors | | | |
| Availability of by-products that can be used as fuel | Hypothesis 2(b) ¹ | 0.421 ^{***} (0.023) | 0.419 ^{***} |
| High efficiency (provided that the generating facility is designed to meet the needs of a specific industrial production in both electrical and thermal energy) | Hypothesis 2(c) | 0.324 ^{***} (0.127) | 0.327 [*] |
| No cost for power transmission | Hypothesis 2(e) | 0.378 ^{***} (0.212) | 0.381 ^{***} |
| No payment for technological connection to electric networks (if the object of generation is isolated from the power system) | Hypothesis 2(h) | 0.321 ^{***} (0.041) | 0.323 |
| Existing ratio of prices for electric energy and natural gas indicates a high gas potential | Hypothesis 2(g) | 0.016 ^{***} (0.091) | 0.009 ^{***} |
| Ability to change the volume of generated electrical and thermal energy when economic situation changes | Hypothesis 2(i) | 0.163 [*] (0.037) | 0.168 [*] |
| Energy production takes place in the immediate vicinity of consumption points, which leads to a reduction of needed energy transmission over considerable distances | Hypothesis 2(j) | 0.211 ^{***} (0.009) | 0.209 ^{***} |
| Adjusted R-square | | | 0.628 |
| Number of observations | | | 69 |

¹Hereinafter, the designation of the hypothesis corresponds to its formulation in the text.
^{*}Significance of the coefficient: $p < 0.10$.
^{**}Significance of the coefficient: $p < 0.05$.
^{***}Significance of the coefficient: $p < 0.01$.
Standard errors are given in brackets.

5.2 Veículos elétricos

(Preissner 2018) se propõe a construir um modelo de previsão de adoção de veículos elétricos para o mercado austríaco, o estudo levantou a relação de atributos demográficos, socioeconômicos, culturais e eventuais incentivos com a propensão a adoção dos veículos elétricos, (McDermott 2019) avalia em especial os impactos de políticas públicas no caso da

Califórnia,

EUA.

Em outra fonte (Romeo 2019) faz uma meta-análise sobre a distância de viagem entre cargas, sendo o fator tecnológico que mais impacta o modelo de utilidade individual.

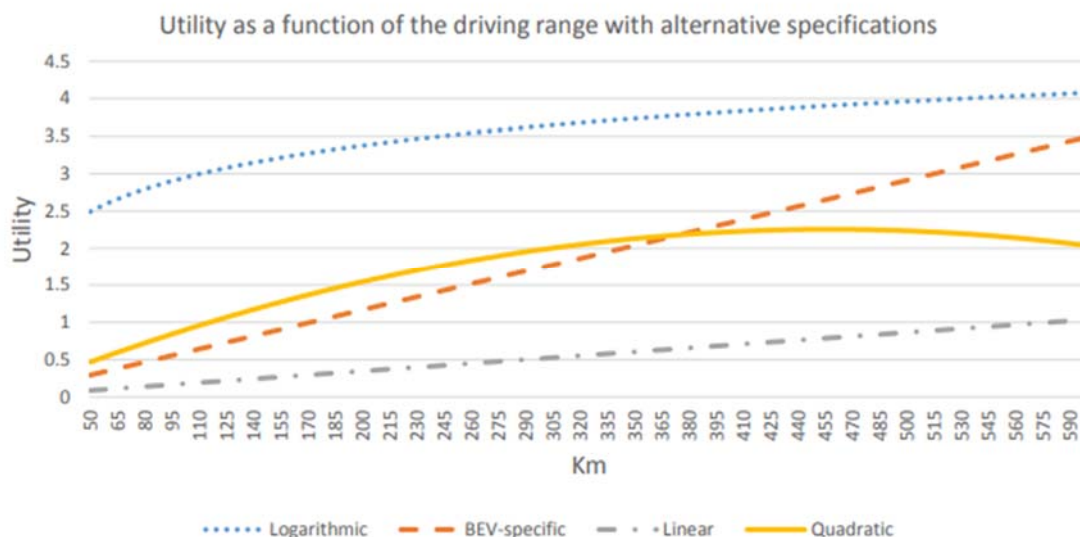


Figura 29 – ganho de utilidade marginal por quilômetro adicional no alcance de veículos de elétricos a bateria

A Figura 29, que é uma reprodução de Romeo 2019, em que os autores fazem uma meta-análise de outros estudos para identificar o ganho de utilidade marginal por quilômetro adicional no alcance de veículos de elétricos a bateria.

Um ponto a destacar é que a adoção do carro a álcool no Brasil seria um proxy relevante, principalmente por já haver uma curva histórica de adoção e o impacto real (ou melhor estimados ao menos) dos fatores.

5.3 Armazenamento

Os trabalhos selecionados trazem contribuições sobre a dependência do modelo de adoção de armazenamento estacionário, em especial, baterias estacionárias BTM (*Behind the meter* - ou seja, bancos de bateria dentro da unidade consumidora) com outras tecnologias. Em (van Dam 2016) os autores aplicam um modelo multiagentes onde a utilidade das baterias estacionárias é positivamente influenciada por geração distribuída local solar. Já em (Millis 2018) mostra evidências que os veículos elétricos, quando possível a utilização de V2G (*Vehicle to Grid* - descarregamento do veículo para devolver energia à rede), são substitutos mais atrativos do que os bancos de bateria estacionária, logo tem impacto negativo na adoção.

5.4 Resposta da demanda

(Srivastavaa 2018) apresenta uma meta-análise de estudos sobre diferentes modelos de resposta a demanda e os fatores mais relevantes em cada um deles para a adoção. O trabalho traz algumas

ressalvas sobre a síntese feita baseado nas grandes diferenças entre as diferentes formas de resposta da demanda, apesar de propor incorporar todos os fatores em um único modelo

Tabela 11 – Reprodução de (Srivastavaa 2018), potenciais alterações no modelo de resposta da demanda levados em conta no trabalho e sua forma de representação.

| Number | Variable | Unit of Measure |
|--------|--------------------------------|-----------------------------|
| 1 | Price change | Binary (Yes/No) |
| 2 | Type of time-varying pricing | Binary (Static/Dynamic RTP) |
| 3 | Peak-to-off peak price ratio | Numerical (Ratio of prices) |
| 4 | Automated load controls | Binary (Yes/No) |
| 5 | Voluntary enrolment in program | Binary (Yes/No) |
| 6 | Time since program rollout | Numerical (Months) |
| 7 | Duration of study | Numerical (Months) |
| 8 | Off-peak hours per day | Numerical (Hours) |

O trabalho sintetiza uma regressão logística de fatores baseado em 39 outros estudos sobre sucesso de programas de resposta da demanda. O entendimento de que sucesso desses programas é um proxy para adoção o trabalho pode contribuir tanto na forma de acomodar diferentes modalidades de resposta da demanda como na formulação das hipóteses de variáveis explicativas.

Tabela 12 – Reprodução de (Srivastavaa 2018), os autores propõem uma regressão logarítmica para a probabilidade de sucesso de um programa de resposta da demanda da forma $\ln(\pi(S)/(1-\pi(S))) = \sum_i \beta_i v_i$.

| Variable | β | S.E. | Sig | e^β | Marginal impact on OR |
|---------------------------|---------|-------|-------|-----------|-----------------------|
| GDP Growth Rate | 2.508 | 0.824 | 0.002 | 12.278 | 1127.8% |
| Urbanization rate | 0.064 | 0.025 | 0.011 | 1.066 | + 6.6% |
| Targets for RE | -0.142 | 0.039 | 0.000 | 0.867 | - 13.3% |
| RE Policy | 0.827 | 0.351 | 0.019 | 2.286 | +128.6% |
| RE Target/GDP Growth Rate | 0.239 | 0.078 | 0.002 | 1.270 | 27.0% |

6 CONCLUSÕES E PRÓXIMOS PASSOS

A Figura 30 apresenta um resumo das metodologias exploradas no presente relatório, identificando (com todas as ressalvas apresentadas na Seção 2.2) aproximadamente em que região do espaço de possibilidades concentram-se as diferentes abordagens analisadas nos capítulos 3 e 4. Esta visão geral poderá ser usada posteriormente para construir a estratégia de representação e modelagem a ser adotada para o Brasil (se julgado coerente com os objetivos do projeto) – notando que, como discutido na seção 2.3, modelos mais parcimoniosos e mais fundamentalistas tendem a ser preferíveis para mercados em etapas muito incipientes de desenvolvimento (o que tende a ser o caso no Brasil para a maior parte dos REDs, com exceção da geração distribuída).

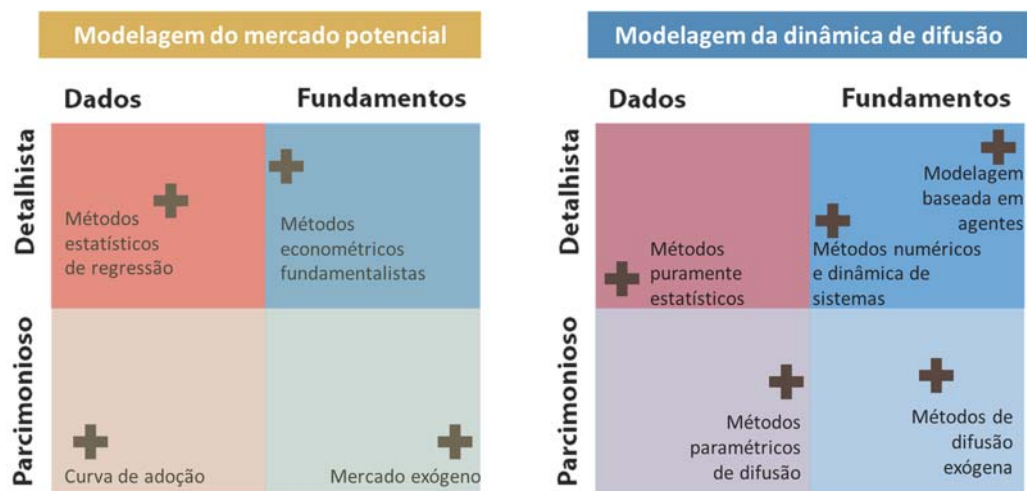


Figura 30 – Classificação preliminar das características das metodologias analisadas segundo os dois eixos chave identificados neste trabalho

A Tabela 13 apresenta uma comparação entre os modelos, apresentando benefícios e desafios para a aplicação.

Tabela 13 – Tabela comparativa dos modelos

| | | Benefícios | Desafios |
|---------------------|--|--|---|
| Mercado Potencial | Métodos estatísticos de regressão | Por ser fundamentado em observações e dados históricos, apresenta elevada robustez. | Alta dependência de dados históricos para a confiabilidade do modelo. Pode levar a <i>overfit</i> . |
| | Métodos econométricos fundamentalistas | Em geral consideram preferências dos consumidores para avaliar o mercado potencial, podendo, então, capturar maior ou menor atratividade dos diferentes REDs. | Dependência da disponibilidade de dados para calibrar parâmetros dos modelos. |
| | Mercado exógeno | No início da difusão de uma tecnologia, quando não existem muitos dados sobre mercado potencial, os resultados desta avaliação permitem uma primeira indicação do mercado potencial. | Por não ter muito respaldo em dados, as hipóteses devem estar bem fundamentadas para obter uma descrição do mercado que possa se aproximar do comportamento real do mercado. |
| | Curva de difusão | Possui ampla aplicabilidade e o acompanhamento da evolução dos dados é simples e não requer premissas fortes. | No início da difusão de uma tecnologia é difícil distinguir as curvas sigmóides de difusão de um crescimento exponencial. |
| Dinâmica de Difusão | Métodos de difusão exógena | Estratégia adequada em situações em que não há dados suficientes para fazer estimativas robustas para o comportamento de mercados específicos. | Requer acompanhamento do modelo com a realidade para que seja validado. |
| | Métodos puramente estatísticos | Aplicabilidade em projeções no curto prazo. | Sujeitos à indisponibilidade de dados. Muitas vezes têm dificuldade em extrapolar projeções em horizontes mais longos de forma realista. |
| | Métodos paramétricos de difusão | Apresentam um bom equilíbrio entre a dependência nos dados e nos fundamentos, exigindo um número relativamente pequeno de hipóteses subjacentes. | Depende de correta calibração dos parâmetros utilizados no modelo de difusão definido. Na análise dos REDs, a calibração dos parâmetros deve-se adaptar ao contexto cultural e socioeconômico de cada país. |
| | Métodos de modelagem baseada em agentes | Método versátil. | Modelos detalhistas e que podem depender de grande número de parâmetros a serem ajustados, ao modelar o indivíduo. Requer disponibilidade de dados para modelar o comportamento dos agentes. |
| | Métodos numéricos e dinâmica de sistemas | É possível modelar sistemas simples, com poucas variáveis, assim como sistemas bastante complexos e detalhados. Contemplam a dinâmica de recursos e como a difusão de um pode impactar na difusão ou atratividade do outro. | É necessário ter boa representação e especificação de cada um dos “subsistemas” que compõem o conjunto. |

Esta tabela é um resumo e não inclui de forma exaustiva todos os benefícios, implicações e limitações dos métodos.

Neste trabalho, apresentou-se também um levantamento internacional da literatura de REDs com o objetivo explícito de buscar potenciais analogias com outros mercados e possíveis pontos de partida para a parametrização de um modelo que possa ser implementado no Brasil. A expectativa é que, ao menos para algumas das classes avaliadas (observando que provavelmente cada tipo de RED precisará desdobrar-se em diferentes subcategorias e classes de consumo), o apoio destas referências será muito importante para as primeiras representações.

Embora não seja objetivo do presente relatório o desenvolvimento de uma metodologia recomendada para o Brasil para a difusão dos REDs de interesse, uma análise preliminar com base nos levantamentos do presente relatório sugere que a seguinte sequência de etapas resultaria em uma metodologia robusta para um modelo de difusão exógena:

- Identificar o *atrativo financeiro* para o adotante de optar por determinado tipo de RED (varia em função da regulação e eventuais políticas de incentivo, classe de consumo, etc)
- Estimar o *mercado potencial*, observando que há outros elementos (em geral não observáveis) além do preço que podem influenciar a tomada de decisão de cada agente – mesmo que o RED seja mais caro que a alternativa convencional, pode existir um mercado potencial devido às preferências da sociedade (“função utilidade”)
- Estimar a *dinâmica de adoção*, levando em consideração uma das metodologias apresentadas no capítulo 4. Nota-se que quando o mercado potencial é muito pequeno, é desejável concentrar esforços na análise do mercado potencial e não na dinâmica de adoção.
- Estimar o *benefício sistêmico* percebido pelo sistema, o que em geral resultará em um valor diferente do valor estimado para o adotante devido a efeitos alocativos da regulação e externalidades

Nota-se que os primeiros passos desta metodologia tem muitos pontos em comum com o trabalho de Meade 2019 [30], que buscou justamente apresentar um *framework* comum para a análise da adoção de diferentes REDs em diferentes mercados.

7 BIBLIOGRAFIA

- [1] Rogers E., 1962. “Diffusion of Innovations”. New York: Free Press of Glencoe (1st ed). OCLC 254636
- [2] Vernon R., 1966. “International Investment and International Trade in the Product Cycle”. *International Business Strategy* (pp. 35-46). Routledge.
- [3] Gartner Inc, 2001. “The Gartner Glossary of Information Technology Acronyms and Terms”.
- [4] Dedehayir O., Steinert M., 2016. “The hype cycle model: A review and future directions”. *Technological Forecasting and Social Change* 108 (2016): 28-41.
- [5] Moore, G. A., 1999. “Crossing the chasm: Marketing and Selling Technology Products to Mainstream Consumers”. Collins Business Essentials, 290p.
- [6] International Energy Agency (IEA) – Tracking Energy Integration – Disponível em: <https://www.iea.org/reports/tracking-energy-integration/energy-storage> (Acessado em 28 de Maio de 2020)
- [7] Bass F., 1969. “A New Product Growth Model for Consumer Durables”. *Management Science* 15, p 215-227
- [8] Bass F., Krishnan T., Jain D., 1994. “Why the Bass model fits without decision variables”. *Marketing Science* 3, volume 13, p 203-223
- [9] Meade N., Islam T., 2006. “Modelling and forecasting the diffusion of innovation – A 25-year review”. *International Journal of Forecasting* 22 (2006) 519– 545
- [10] Sigrin B., Gleason M. et al, 2016. “The Distributed Generation Market Demand Model (dGen): Documentation”. Technical Report NREL/TP-6A20-65231
- [11] Sigrin B., Drury E., 2014. “Diffusion into New Markets: Economic Returns Required by Households to Adopt Rooftop Photovoltaics”. *Energy Market Prediction: Papers from the 2014 AAI Fall Symposium*.
- [12] Konzen G., 2014. “Difusão de sistemas fotovoltaicos residenciais conectados à rede no Brasil: Uma simulação via modelo de Bass”. Dissertação de Mestrado – Instituto de Energia e Ambiente da Universidade de São Paulo.
- [13] EPE, 2019. “Modelo de Mercado da Micro e Minigeração Distribuída (4MD): Metodologia – Versão PDE 2029”. Nota Técnica DEA 016/2019
- [14] Dong C., Sigrin B., Brinkman G., 2017. “Forecasting residential solar photovoltaic deployment in California”. *Technological Forecasting & Social Change* 117 (2017) 251–265
- [15] Kurdgelashvili L., Shih C. et al, 2019. “An empirical analysis of county-level residential PV adoption in California”. *Technological Forecasting & Social Change* 139 (2019) 321–333
- [16] Trachuk A., Linde N., 2019. “Dissemination of Distributed Energy Technologies”. DOI: 10.5772/intechopen.88604
- [17] Assunção J., Schutze A., 2017. “Developing Brazil’s Market for Distributed Solar Generation”. Núcleo de Avaliação de Políticas Climáticas – PUC-Rio
- [18] Prießner, Alfons & Sposato, Robert & Hampl, Nina. (2018). Predictors of Electric Vehicle Adoption: An Analysis of Potential Electric Vehicle Drivers in Austria. *Energy Policy*. 122. 701-714. 10.1016/j.enpol.2018.07.058.

- [19] McDermott, Ethan G., "Examining the effects of policy interventions on increasing electric vehicle adoption in California" (2017). Master's Projects and Capstones. 567.
- [20] Danielis, Romeo & Scorrano, Mariangela & Giansoldati, Marco & Rotaris, Lucia, 2019. "A meta-analysis of the importance of the driving range in consumers' preference studies for battery electric vehicles," Working Papers 19_2, SIET Società Italiana di Economia dei Trasporti e della Logistica.
- [21] Srivastava, A., Van Passel, S., & Laes, E. (2018). Assessing the success of electricity demand response programs: A meta-analysis. *Energy Research & Social Science*, 40, 110–117. doi:10.1016/j.erss.2017.12.005
- [22] Van Dam, Michiel. 2017, "Adoption of battery storage by household consumers Using agent based modeling to improve electricity distribution network models". TU Delft
- [23] Milis, K., Peremans, H., & Van Passel, S. (2018). Steering the adoption of battery storage through electricity tariff design. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 98, 125–139.
- [24] Ito K., Ida T., Tanaka M., 2018. "Moral Suasion and Economic Incentives: Field Experimental Evidence from Energy Demand". *American Economic Journal: Economic Policy* 2018, 10(1): 240–267
- [25] Dutra J. (Coordenadora), 2019. "Metodologia de Elaboração da Função de Custo do Déficit". P&D Estratégico ANEEL PD-0642-002/2015. Colaboradores FGV CERI, Thymos.
- [26] Berry S., Levinsohn J., Pakes A., 1995. "Automobile Prices in Market Equilibrium". *Econometrica*, Vol. 63, No. 4 (Jul., 1995), pp. 841-890.
- [27] IEA, 2019. "Global EV Outlook 2019". Acessado em <https://www.iea.org/reports/global-ev-outlook-2019>
- [28] Berlotti M.L., Brunner J., Modanese G., 2016. The Bass diffusion model on networks with correlations and inhomogeneous advertising". *Chaos, Solitons and Fractals*, 90 (2015) pp. 55-63. arXiv:1605.06308 [physics.soc-ph]
- [29] Nevo A., 2000. "A Practitioner's Guide to Estimation of Random-Coefficients Logit Models of Demand". *Journal of Economics & Management Strategy*, Volume 9, Number 4, Winter 2000, 513–548
- [30] Meade R., 2019. "Measuring Prosumer Welfare: Modelling Household Demand for Distributed Energy Resources and Residual Electricity Supply". Presentation at the EPOC Winter Workshop 2019, University of Auckland.
- [31] Zhang Y., Zhong M., Geng N., Jiang Y., 2017. "Forecasting electric vehicles sales with univariate and multivariate time series models: The case of China". *PLoS ONE* 12(5): e0176729. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0176729>
- [32] Srinivasran V., Mason C. H., 1986. "Technical Note—Nonlinear Least Squares Estimation of New Product Diffusion Models". *Marketing Science* 5(2):169-178. <https://doi.org/10.1287/mksc.5.2.169>
- [33] Bemmaor A.C., 1994. "Modeling the diffusion of new durable goods: Word-of-mouth effect versus consumer heterogeneity". *Research Traditions in Marketing* (Kluwer Academic Publishers, Boston), 221–229.

- [34] Boswijk H.P., Franses P.H., 2005. “On the Econometrics of the Bass Diffusion Model”, *Journal of Business and Economic Statistics*, 25, 255–268.
- [35] Sterman J. D., 2001. “Systems dynamics modeling: tools for learning in a complex world”, *California management review*, Vol 43 no 1, Summer 2001
- [36] Coelho M.D.P., Saraiva J.T., Konzen G., Araujo M.C., Pereira A.J.C., 2019. “Modelling the Growth of DG Market and the Impact of Incentives on its Deployment: Comparing Fixed Adoption and System Dynamics Methods in Brazil”. 2019 IEEE Milan PowerTech conference. DOI: 10.1109/PTC.2019.8810994
- [37] ANEEL, 2020. Base de dados de unidades de geração distribuída. Acessado em <http://www2.aneel.gov.br/scg/gd/VerGD.asp>, março de 2020.
- [38] Department Of Energy, 2018. “Global Energy Storage Database”. Office of Electricity Delivery & Energy Reliability. Acessado em <https://www.energystorageexchange.org/>, junho de 2018.
- [39] Jackson, M., 2008. “Social and Economic Networks”. Princeton University Press.
- [40] Van der Bulte, C., Stremersch, S., 2004. “Social Contagion and Income Heterogeneity in New Product Diffusion: A Meta-Analytic Test”. *Marketing Science* Vol. 23, No. 4, Fall 2004, pp. 530–544
- [41] Kiesling, E., Guenther, M., Stummer, C., Wakolbinger, L.M., 2012. “Agent-based simulation of innovation diffusion: a review”. *Central European Journal of Operations Research* 20.2 (2012): 183-230.