

Iuri Padilha Tavares

## **Práticas para o desenvolvimento de produtos com tecnologias IoT**

### **Engajamento de clientes da região de Florianópolis na adoção de medidores inteligentes**

Palavras Chave: Consumo de água; consumo de energia; edifícios inteligentes; preferência declarada; modelagem de escolha discreta; *mixed multinomial logit model*

**Resumo:** O desenvolvimento de políticas que promovam a adoção de medidores inteligentes é essencial para orientar a transição rumo ao uso sustentável de recursos como água, eletricidade e gás, bem como informar iniciativas de *smart cities*. Esta pesquisa explora as preferências das famílias em termos de diferentes medidores inteligentes e identifica os valores que as mesmas estão dispostas a pagar por diferentes configurações de medidores inteligentes para monitorar eletricidade, água e gás com base nas características de sua casa incluindo tipo de moradia, habitantes e valor da propriedade. Para tanto, foi utilizado o modelo denominado *Mixed Multinomial Logit* que considera a heterogeneidade nas preferências dos clientes por diferentes medidores. O modelo proposto é estimado em a uma pesquisa que incorpora um experimento de escolha discreta realizado com 232 respondentes na região metropolitana de Florianópolis. A abordagem utilizada oferece uma série de vantagens para facilitar a implementação mais ampla de sistemas de redes inteligentes que, de outra forma, seriam negligenciados usando abordagens tradicionais que dependem de estimativas agregadas de demanda e disposição para pagar por esquemas propostos.

#### **1. Introdução**

Em um ambiente de *smart city*, os medidores inteligentes representam a interface primária entre tecnologias de *smart grid* e habitações (AVANCINI et al., 2019; BUGDEN; STEDMAN, 2019; ELLABBAN; ABU-RUB, 2016). Enquanto não há definição universalmente aceita do que constitui um medidor inteligente (DARBY, 2008; SCHWARTZ et al., 2015; SOVACOOOL et al., 2017), os termos 'medidor avançado' ou 'medidor inteligente' são frequentemente usados para cobrir uma ampla variedade de aparelhos similares. Esses termos também incorporam medidores digitais, medidores automatizados, medidores adaptados, dispositivos de comunicação bidirecionais, monitores e visores (DARBY, 2008; DARBY, 2010). Em geral, a literatura indica que

medidores inteligentes se refere a dispositivos que podem medir o consumo de recursos com o passar dos dias, armazenar dados de uso por vários períodos e permitir a famílias, bem como aos fornecedores, acessar esses dados a qualquer momento (DARBY, 2008; YANG et al., 2019). Isso permite que as famílias reduzam suas despesas alterando seus hábitos de uso em resposta a essas informações personalizadas (DAVIES et al., 2014; GERPOTT; PAUKERT, 2013; LIENERT; CARSON, 2011). Contando com um sistema de comunicação entre cliente e fornecedores ou operadores de rede, medidores inteligentes também podem fornecer leitura automatizada do consumo de recursos (DARBY, 2010; SOVACOOOL et al., 2017) e auxiliar na identificação de ocorrências de furto e fraude (YIP et al., 2017).

Com acesso à internet, os medidores inteligentes oferecem a capacidade de se comunicar com outros equipamentos, permitindo monitoramento em tempo real do consumo de recursos por meio de dispositivos conectados, como telefones celulares (ALAHMAD et al., 2012). As informações de consumo apresentadas em aplicativos móveis facilitam o gerenciamento da geração e distribuição de recursos (CHERUKUTOTA; JADHAV, 2016; Marvin et al., 1999). Por sua vez, uma vantagem notável dos medidores inteligentes é de que esta informação em tempo real sobre seu consumo incorpora um estímulo valioso para as famílias alterarem seus comportamentos e realizarem economias significativas em seus gastos com recursos utilizados (ALBANI et al., 2017; DARBY, 2006; Davies et al., 2014; GERPOTT e PAUKERT, 2013; Marvin et al., 1999). Até o momento, as contas de serviços públicos padrão têm sido a forma mais comum de *feedback* sobre o consumo, fornecida todo mês, ou mesmo apenas a cada três meses, como na Austrália. Isso representa um atraso relativamente longo para o consumidor obter informações úteis sobre seu uso e torna difícil para eles analisarem isso de volta em detalhes sobre suas práticas de consumo excessivo (por exemplo, vinculado a tempo de uso ou para aparelhos específicos). A implementação de medidores inteligentes representa, portanto, um importante mecanismo para aumentar a consciência ambiental (ALAHMAD et al., 2012; AVANCINI et al., 2019; MARVIN et al., 1999; MOGLES et al., 2017; PELTOMAA et al., 2020; YANG et al., 2019) e apresenta um gatilho para formas imediatas de mudança comportamental.

Hoje em dia, muitos países estão implementando políticas para incentivar a adoção de medidores inteligentes (YANG et al., 2019). Por exemplo, a Diretiva de Eletricidade da União Europeia (UE) instruiu os estados membros da UE a atingir 80% de implementação de medidores inteligentes entre consumidores domésticos até 2020 (UE, 2009). Em muitos países, a instalação de medidores inteligentes faz parte de um

projeto de uma ampla rede inteligente e é realizado pelas concessionárias que fornecem estes recursos (GIORDANO; FULLI, 2012; SIANO, 2014), como é o caso da Austrália (AER, 2018), Reino Unido (ANDERSON; WHITE, 2009; LIENERT; CARSON, 2011), França (MONTGINOUL; VESTIER, 2018) e Suécia (VASSILEVA et al., 2012). De acordo com a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), No Brasil, as iniciativas para a instalação de medidores inteligentes domésticos são de responsabilidade dos próprios consumidores (ANEEL, 2012; CARVALHO, 2015), sendo exceções as iniciativas de implementação do medidor realizadas pelas concessionárias dos serviços (DI SANTO et al., 2015).

Embora a literatura apresenta diversos estudos com foco em medidores inteligentes de eletricidade (ALBANI et al., 2017; SCHWARTZ et al., 2015), um número menor de pesquisas fora realizado no contexto de controle de água (e.g., LIU et al., 2017; SØNDERLUND et al., 2016; STEWART et al., 2013). Uma dificuldade em relação a instalação de medidores inteligentes de água consiste de que muitas unidades habitacionais não apresentam controle individualizado de consumo, sendo uma prática mais comum em comparação à medição de eletricidade (PELTOMAA et al., 2020). A pesquisa sobre a demanda por medidores inteligentes de consumo de gás é ainda menos frequente na literatura e quando realizada é aplicada em conjunto com o controle de eletricidade (BONINO et al., 2012; BUCHANAN et al., 2015; VAN HOUWELINGEN e VAN RAAIJ, 1989). A literatura mais recente começou a investigar os potenciais benefícios que os clientes podem obter quando medidores inteligentes podem integrar o monitoramento de vários recursos (FETTERMANN et al., 2020; LIU et al., 2017; LLORET et al., 2016; RHODES et al., 2014; STEWART et al., 2018). Esta pesquisa considera a possibilidade de o medidor inteligente integrar o monitoramento de eletricidade, água e gás, sendo eu esta possibilidade também é considerada como uma importante oportunidade de mercado (FETTERMANN et al., 2020; YANG et al., 2019).

A fim de avaliar as expectativas e preferências dos clientes em relação às configurações de medidores inteligentes, estudos recentes consideram muitos fatores, tais como confiança, privacidade, segurança, confiabilidade e utilidade (ALKAWSI et al., 2018; BUGDEN e STEDMAN, 2019; CHEN et al., 2017; CHOU e YUTAMI, 2014; DÜŞTEGÖR et al., 2018; PETERS et al., 2018; VAN DE KAA et al., 2020). No entanto, poucos estudos exploraram a importância de características das residências nas decisões dos clientes em adotar medidores inteligentes, tais como os gastos com as tarifas (CHEN et al., 2017; DÜŞTEGÖR et al., 2018; HENN et al., 2019) ou número de habitantes (DÜŞTEGÖR et al., 2018; HENN et al., 2019). Outras características importantes das residências, tal como características específicas do sistema de

fornecimento de água, eletricidade ou gás, bem como tipo de moradia e o valor da propriedade, também podem afetar a decisão dos clientes em decidir investir na implementação de um medidor inteligente, mas ainda não foram explorados na literatura. A partir desta lacuna de literatura, o problema de pesquisa abordado nesta pesquisa é: Qual é a preferência entre as várias configurações de medidores inteligentes que integram o monitoramento de eletricidade, água e gás? A abordagem de pesquisa considera como tais preferências a Disposição em Pagar (*Willingness to Pay*, WTP) pelas diferentes configurações do medidor inteligente.

## **2. Implementação de Medidores Inteligentes**

Os medidores inteligentes fornecem aos clientes uma grande quantidade de dados na forma de *feedback* personalizado (KAUFMANN et al., 2013). Essas informações geralmente são fornecidas via displays domésticos (ALBANI et al., 2017; SCHULTZ et al., 2015; STEWART et al., 2013; VASSILEVA et al., 2012) ou aplicativos móveis disponíveis em um smartphone ou *tablet* (AVANCINI et al., 2019; WEMYSS et al., 2019). Com as informações de consumo em tempo real, os consumidores podem agir, ao compreender como as mudanças nos comportamentos influenciam o uso dos recursos e, em última análise, trazem resultados econômicos, alterando assim os seus hábitos de consumo. A literatura mostra que é possível para os consumidores economizarem recursos e dinheiro ao adotarem medidores inteligentes (ALAHMAD et al., 2012; DARBY, 2006; DAVIES et al., 2014; GANS et al., 2013; LIU et al., 2017; LIU e MUKHEIBIR, 2018; MOGLES et al., 2017; MONTGINOUL e VESTIER, 2018; VASSILEVA et al., 2012; WEMYSS et al., 2019).

A economia realizada depende de vários fatores, incluindo o recurso a ser monitorado (SØNDERLUND et al., 2016), a duração do monitoramento (KÖHLER, 2017), bem como características sócio demográficas e culturais dos membros da família (EHRHARDT-MARTINEZ et al., 2010; MARTINSSON et al., 2011). No entanto, vários estudos indicam que os consumidores têm dificuldade em manter a redução de recursos no longo prazo (ALAHMAD et al., 2012; EHRHARDT-MARTINEZ et al., 2010; Liu et al., 2017; Schultz et al., 2015; WEMYSS et al., 2019).

A literatura também sugere que mudanças no comportamento induzido pelo *feedback* fornecido pelos medidores inteligentes podem ser apoiadas por uma variedade de outros instrumentos (ALBANI et al., 2017; BUCHANAN et al., 2014; DARBY, 2010; FISCHER, 2008; LIU et al., 2017; OWEN; WARD, 2006; VASSILEVA et al., 2013). São mencionados como medidas auxiliares a implantação de medidores

inteligentes a disponibilização conjunta de incentivos econômicos (GANS et al., 2013; VASSILEVA et al., 2013), mecanismos para estimular a consciência ambiental (MOGLES et al., 2017; RAUSSER et al., 2018), fornecimento de dicas para reduzir o consumo de acordo com as previsões do tempo (GANS et al., 2013; LIU et al., 2017), ou a disponibilização de jogos ou desafios para induzir mudanças comportamentais (VASSILEVA et al., 2012; WEMYSS et al., 2019; ZEHIR et al., 2019).

Apesar da evidência de sucesso da introdução de medidores inteligentes e o papel de iniciativas de apoio em diversos lugares, também ocorreram diversas tentativas malsucedidas de implementação de medidores inteligentes em diversas localidades do mundo (e.g., BERTOLDO et al., 2015; BUGDEN; STEDMAN, 2019; JEGEN e PHILION, 2018; KUMAR, 2019; MONTGINOU; VESTIER, 2018). Por exemplo, várias iniciativas reportaram um aumento no número de reclamações de clientes em decorrência de aumentos nos valores das contas devido à maior precisão na medição do consumo (Bugden & Stedman, 2019; Krishnamurti et al., 2012). Em outros casos, problemas de comunicação com os clientes sobre as características do medidor inteligente (BERTOLDO et al., 2015), a obtenção de baixas economias nos recursos em comparação às expectativas (BALTA-OZKAN et al., 2014), perda de privacidade (BUGDEN; STEDMAN, 2019) e potenciais riscos à saúde associados à radiofrequência (JEGEN; PHILION, 2018) também foram destacados como fatores problemáticos na implementação de medidores inteligentes. Esses problemas tendem a reduzir o envolvimento dos clientes com os medidores inteligentes e seu uso eficaz em melhorar a consciência sobre a utilização de recursos naturais. Por fim, estes casos indicam que um melhor entendimento das necessidades do cliente é fundamental para uma implementação eficaz do dispositivo. Esses resultados ainda enfatizam a importância de compreender as expectativas e preferências dos clientes para dispositivos de medidores inteligentes, bem como a acessibilidade desses dispositivos inteligentes no nível doméstico individual.

### **3. Método**

O uso de experimentos de escolha discreta (*Discrete Choice Experiments*, DCEs) e modelagem de escolha discreta associada (*Discrete Choice Modeling*, DCMs) tem se apresentado como uma abordagem amplamente usada para explorar as preferências do consumidor. Por exemplo, DCEs e DCMs foram aplicados para entender a demanda do consumidor no contexto de transporte (GREENE; HENSHER, 2003), energia (MCNAIR et al., 2011), economia ambiental (WILLIS et al., 2005), marketing (BURKE, 2013) e saúde (e.g., FIFER et al., 2018). A atratividade para esses tipos de modelos acontece pela possibilidade dos pesquisadores em derivarem a utilidade marginal da característica (atributo) que cada produto contribui para cada alternativa sob consideração. Os modelos também permitem aos pesquisadores derivarem uma medida econômica para cada atributo específico, ou seja, a disponibilidade em pagar (*Willingness to Pay*, WTP). Esta pesquisa estima um modelo denominado *Mixed Multinomial Logit Model* (MMLM), que pertence à família dos modelos de escolha discreta. Este tipo de modelo ainda fornece estimativas de WTP individuais para os diferentes atributos do medidor inteligente.

### **4. Arquitetura proposta para os medidores inteligentes**

A arquitetura proposta consiste em uma abordagem modular (FETTERMANN et al., 2017) que fornece a cada indivíduo domiciliar a possibilidade de monitorar o uso de eletricidade, água e / ou gás de forma independente (Figura 1). O monitoramento de cada consumo de recursos é realizado por um módulo 'escravo', que se comunica sem fio com o módulo 'mestre'. O sistema utiliza a tecnologia sem fio NRF24L01 baseada em um processador Arduino e uma fonte padrão. Dependendo de cada recurso, o módulo escravo apresenta um sensor diferente para a medição de consumo. Um transdutor de fluxo funciona como um sensor a fim de observar o consumo de água e gás, enquanto um medidor de corrente é usado para monitorar o consumo de energia. Todos os dados fornecidos podem ser armazenados na nuvem e acessados por um aplicativo móvel consistente com outras arquiteturas recomendadas (LLORET et al., 2016).

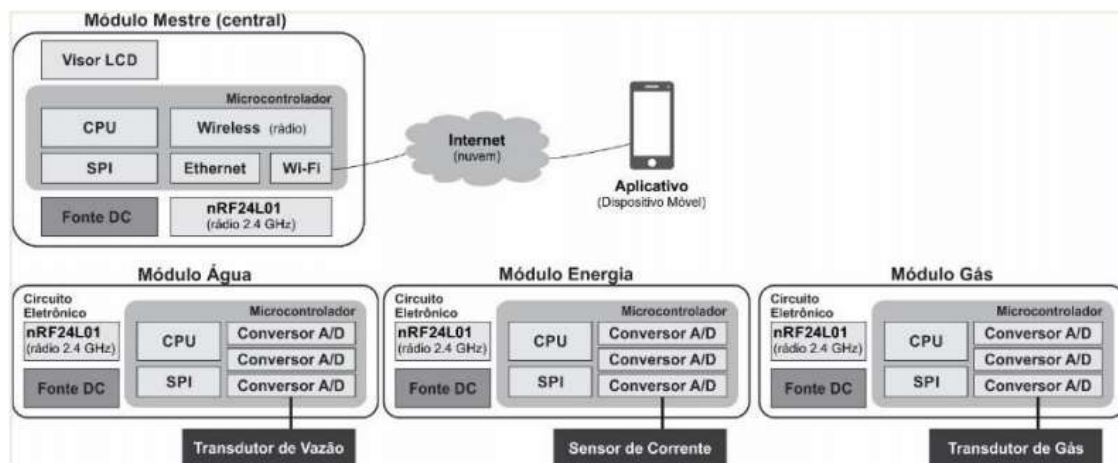


Figura 1. Arquitetura de medidor inteligente proposto.

## 5. O questionário

A seção principal do questionário consiste em um experimento de preferência declarada (Stated Preference, SP), no qual os respondentes foram convidados a escolher entre configurações concorrentes (hipotéticas) de medidores inteligentes. O experimento SP forneceu a possibilidade para modelar as preferências do consumidor em termos da configuração do medidor inteligente. Esta técnica é considerada bem confiável e frequentemente usada na literatura sobre medidores de energia (ALBANI et al., 2017; KAUFMANN et al., 2013; MAHMOODI et al., 2018).

No DCE, as alternativas foram descritas por cinco atributos, que indicam a presença/ausência do medidor inteligente para controle de água, eletricidade e gás, a disponibilidade de um aplicativo móvel e o preço da configuração. O nível de preço para cada configuração do medidor inteligente apresentado foi definido como um aumento/redução de 10% em relação ao preço calculado a partir do custo da lista de componentes (*Bill of Material*) da configuração apresentada. Para criar o experimento SP, um projeto fatorial fracionado (HENSHER et al., 2015) foi usado, apresentando a quatro tarefas de escolha (*choice tasks*) com quatro alternativas cada. No entanto, a quarta alternativa nas tarefas de escolha 3 e 4 eram irrealistas (por exemplo, a oferta de nenhum medidor de monitoramento de eletricidade, de água ou gás, mas com um aplicativo móvel disponível) e, portanto, não foram apresentadas no questionário.

As questões apresentadas no questionário pediam ao entrevistado “Qual dos cenários abaixo seria o produto que você mais gostaria de comprar? ”.

**Monitoramento do consumo de:**

Água      Energia Elétrica      GLP (gás de cozinha)

**Visualização do consumo no:**

Display do próprio dispositivo      Aplicativo de celular que apresenta dicas de como reduzir o consumo

Para cada configuração haverá um preço para o dispositivo.

Figura 2 - Mostruário das opções de escolha.

QUESTÃO 1: Qual dos cenários abaixo seria o produto que você mais gostaria de comprar?

A	B	C	D
Monitoramento de água	Monitoramento de energia	Monitoramento de energia	
	Monitoramento de gás	Monitoramento de água	
Display	Display + Aplicativo	Display	Display + Aplicativo
R\$ 752,40	R\$ 1.561,50	R\$ 1.491,60	R\$ 1.336,50

Figura 3 – Questão 1 com 4 alternativas



QUESTÃO 2: Qual dos cenários abaixo seria o produto que você mais gostaria de comprar?



Figura 4 – Questão 2 com 4 alternativas

QUESTÃO 3: Qual dos cenários abaixo seria o produto que você mais gostaria de comprar?

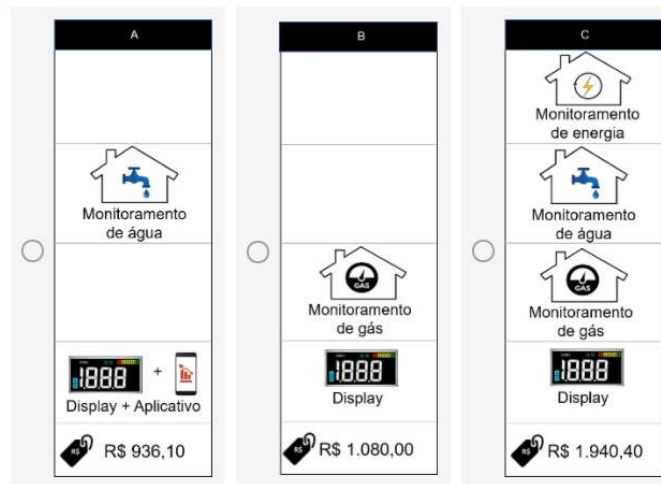


Figura 5 – Questão 3 com três alternativas de escolhas

**QUESTÃO 4:** Qual dos cenários abaixo seria o produto que você mais gostaria de comprar?

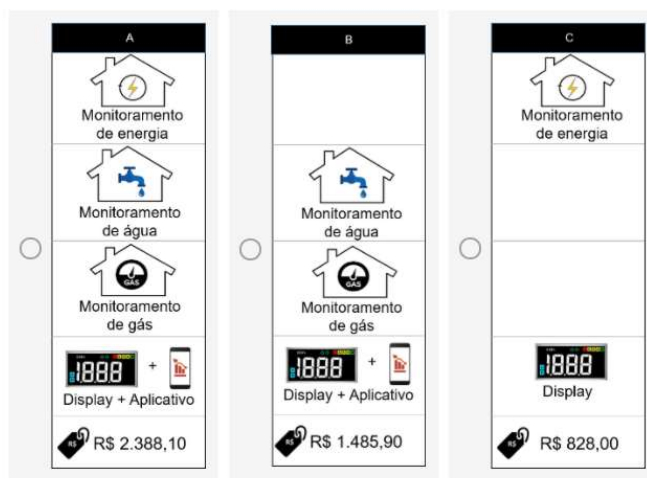


Figura 6 – Questão 4 com 3 alternativas de escolhas

Além do experimento SP, outras informações foram coletadas por meio da *survey*, tal como características sócio demográficas dos respondentes e de suas residências (Tabela 1). Cada uma destas variáveis levantadas foi classificada em três grupos de acordo com suas fontes, nomeadamente (i) atributos do medidor inteligente (X), (ii) sócio demográficos (Z) e (iii) características da casa (W) (Tabela 1).

Tabela 1. Variáveis independentes consideradas na *survey*

Id.	Subtítulo	Variáveis	Descrição
A	Medidor inteligente	Controle de energia	Sim = 1 / Não = -1
B	Medidor inteligente	Controle de água	Sim = 1 / Não = -1
C	Medidor inteligente	Controle de gás	Sim = 1 / Não = -1
D	Medidor inteligente	Aplicativo móvel	Sim = 1 / Não = -1
E	Medidor inteligente	Preço	Alto (>10% do preço configurado) = 1 Baixo (<10% do preço configurado) = -1
F	Sócio demográfico	Gênero	Mulher = 0 / Homem = 1
G	Sócio demográfico	Idade	Idade do respondente em anos
H	Residência	Tipo de fonte de energia	Monofásico= 0 / Bi e Trifásico = 1
I	Residência	Controle de água individual	Não = 0 / Sim = 1
J	Residência	Preço da propriedade	Preço estimado da residência
K	Residência	Tipo de contrato	Alugado = 0 / Em posse = 1
L	Residência	Tipo de habitação	Casa = 0 / Apartamento = 1
M	Residência	Quartos	Número de quartos
N	Residência	Número de habitantes	Número de moradores
O	Residência	Sistema de gás	Cilindro=0 / Encanado=1
P	Residência	Conta de luz	Conta de luz mensal
Q	Residência	Conta de água	Conta de água mensal
R	Residência	Conta de gás	Conta de gás mensal

## 6. Coleta de dados

A literatura aponta que variáveis sócio econômicas (MARTINSSON et al., 2011), a localidade (EHRHARDTMARTINEZ et al., 2010), bem como fatores culturais e regionais (KULL et al., 2014), podem afetar as respostas das pesquisas. A fim de obter uma amostra mais representativa da população, este estudo focou em uma região específica para obter um resultado mais confiável para se possibilitar replicar o estudo, conforme recomendado por Forza (2002). O estudo foi realizado na região metropolitana de Florianópolis-SC. Florianópolis é a capital do estado de Santa Catarina e apresenta um clima subtropical úmido com estações bem definidas. De acordo com o último censo realizado em 2009, Florianópolis apresenta IDH de 0,847 e sua população estimada é de 500.973 habitantes. O número de habitantes na sua região metropolitana é estimado em 1.012.233 em 2010 (IBGE, 2020). A amostragem foi baseada em um procedimento não probabilístico. O questionário foi disponibilizado via internet, semelhante a outras pesquisas sobre medidores inteligentes (CHEN et al., 2017; VASSILEVA e CAMPILLO, 2016; WUNDERLICH et al., 2019). Para garantir que a amostra refletisse os dados sócio demográficos da população, os respondentes foram convidados a participar do estudo usando uma variedade de meios, tal como convites por e-mail e mídia social (como grupos do *Facebook* e *LinkedIn*). O tratamento de dados eliminou respostas incompletas e respostas completas daqueles que residem fora da região do estudo. Isso resultou em um conjunto de dados final de 232 respostas válidas. Cada respondente completou as quatro tarefas de escolha, resultando em um total de 928 observações para análise.

## 7. Modelo econométrico utilizado

Os dados coletados por meio do experimento Stated Preference foram modelados usando a abordagem *Multinomial Logit Model* estimada no espaço de *Willingness to Pay*. O modelo MMNL assume que os parâmetros de preferência têm uma distribuição contínua sobre a população, de modo que o que está sendo estimado não são os parâmetros de preferência em si, mas sim parâmetros estruturais que representam a preferência do nível da distribuição da população. Como acontece com qualquer *Discrete Choice Modeling* típico, um modelo MMNL é baseado na teoria da utilidade aleatória, segundo a qual os consumidores atribuem utilitários aleatórios para cada alternativa e então selecionam aquele com a maior utilidade derivada (DOMENCICH; MCFADDEN, 1975).

Com relação à parametrização do modelo, é suposto que a preferência pelo atributo  $k$  pela pessoa  $n$ ,  $\beta_{nk}$ , segue uma distribuição normal. Em vez de assumir que as preferências são semelhantes, podemos especificar ainda que,

$$\beta_{nk} = \beta_{km} + \beta_{ksd} * \eta_{nk} \quad (1)$$

Onde  $\beta_{km}$  e  $\beta_{ksd}$  representam as estimativas dos dois momentos da distribuição normal (ou seja, média e o desvio padrão) e  $\eta_{nk}$  é uma variável aleatória realizada de uma distribuição normal para o respondente  $n$ . O parâmetro resultante é específico do indivíduo, pois inclui variáveis diferentes para cada respondente.

A função utilidade em um modelo estimado em um espaço WTP é diferente daquele relatado para um modelo estimado no espaço de preferência, assim como os coeficientes do primeiro representam a taxa marginal de substituição de distribuição e, portanto, já incorporam a razão de dois coeficientes. Para especificar a função de utilidade de um MMNL em espaço WTP, primeiro separamos a função de utilidade em componentes que denotam os custos de cada alternativa,  $p$ , e as restantes  $k$  variáveis de não pagamento. A função de utilidade resultante pode então ser reescrita como:

$$U_{nsj} = -\beta_{np}x_{npsj} + \sum_{k=1}^K \beta_{nk}x_{nksj} + \varepsilon_{nsj} \quad (2)$$

O  $\beta_{np}$  negativo reflete a expectativa de que qualquer aumento na variável de custo deve resultar em uma diminuição na utilidade marginal de uma dada alternativa. É possível dividir a Equação (2) pelo parâmetro de escala,  $\mu_n$ , para garantir que os erros das variações são invariáveis em relação aos respondentes. Isso é,

$$U_{nsj} = -(\beta_{np}/\mu_n)x_{npsj} + \sum_{k=1}^K (\beta_{nk}/\mu_n)x_{nksj} + \varepsilon_{nsj} \quad (3)$$

Definindo  $-\alpha_n = -(\beta_{np}/\mu_n)$  e  $\omega_{nk} = (\beta_{nk}/\mu_n)$ , e substituí-los na Equação (3) nos permite simplificar a função de utilidade como

$$U_{nsj} = -\alpha_n x_{npsj} + \sum_{k=1}^K \omega_{nk} x_{nksj} + \varepsilon_{nsj} \quad (4)$$

Os parâmetros estimados  $\omega_{nk}$  representam a taxa marginal de substituições para o atributo  $k$  do respondente  $n$ . Os parâmetros  $\omega_{nk}$ , bem como  $\alpha_n$ , representam parâmetros aleatórios (ou seja, são caracterizados por parâmetros estruturais de acordo com a Equação (1)) e, portanto, a simulação de empates está envolvido na estimativa do modelo.

## Resultados

### 8. Características da amostra

A Tabela 2 compara os perfis da amostra e da população da região de Florianópolis. A amostra é mais jovem do que população real, que é comum a outras pesquisas realizadas online (BELTON; LUNN, 2020; CHOU et al., 2015; CHOU; YUTAMI, 2014; GERPOTT; PAUKERT, 2013). A amostra é composta por um grande número de pessoas entre 17 a 34 anos (cerca de 20% a mais que a população) e um número menor de respondentes de 55 anos ou mais (cerca de metade) em relação à população.

O censo no Brasil coleta informações limitadas sobre as características das residências e quando estas informações são disponíveis, sua precisão é questionável devido ao elevado número de sub-habitações. O último censo indicou que havia 147.406 domicílios particulares em Florianópolis (IBGE, 2020). No entanto, as comparações entre os perfis da amostra e da população com base sobre o tamanho da família e a relação aluguel-propriedade sugerem uma estratégia de amostragem representativa nestas dimensões.

Tabela 2. Características da amostra

Perfil populacional			
Características	Categorias	Amostra	Censo (IBGE, 2010)
Número de casas privadas		232	147,406
Idade	Jovem (17 até 34 anos)	65.94%	43.08%
	Adultos (35 até 54 anos)	24.13%	35.83%
	Idosos (acima de 55 anos)	9.91%	21.08%
Gênero	Masculino	49.14%	47.60%
	Feminino	50.86%	52.40%
Características das residências			
Características	Categorias	Amostra	Censo (IBGE, 2010)
Tipo de habitação	Apartamento	58.19%	
	Casa	42.81%	
Tipo de propriedade	Alugado / Emprestado	36.63%	30.10%
	Próprio	63.37%	69.90%
Número de habitantes	1 pessoa	15.09%	17.53%
	2 pessoas	32.76%	28.32%
	3 pessoas	25.00%	25.17%
	4 pessoas	17.24%	17.89%
	5 pessoas	9.91%	11.09%
Tipo de fonte de energia	Monofásico	14.36%	N/A
	Bifásico/ Trifásico	85.64%	N/A
Controle individual de água	Não	46.98%	N/A
	Sim	53.02%	N/A
Tipo de GLP	Cilindro	53.88%	N/A
	Encanado	46.12%	N/A
	<b>Média da amostra</b>	<b>Desvio padrão</b>	
Valor da propriedade	R\$ 637.492,26	R\$ 43.187,15	
Conta de luz (mensal)	R\$ 192,06	R\$ 135,69	
Conta de água (mensal)	R\$ 107,37	R\$ 93,77	
Conta de gás (mensal)	R\$ 72,65	R\$ 74,19	

## 9. Estimativa do modelo

Diversas especificações do modelo foram testadas e comparadas para definir o modelo final estimado. Foram utilizados índices de qualidade de ajuste, tal como a função log-verossimilhança (LV), os critérios de informação de Akaike (Akaike Information Criteria, AIC) e (Bayesian Information Criteria, BIC). A função LV é uma transformação logarítmica da função de verossimilhança que estima a qualidade do ajuste de um modelo estatístico a uma amostra de dados para determinados valores dos parâmetros desconhecidos (FISHER, 1922). O AIC e o BIC estimam a quantidade de informação perdida por um modelo, sendo que os valores de AIC e BIC mais baixos são um indicativo de modelos de qualidade relativamente superior. O modelo final descrito neste trabalho apresentou valores de LV mais alto e AIC e BIC mais baixos.

O modelo final apresentado é um *Multinomial Logit Model* com sete parâmetros aleatórios. Os atributos denominados capacidade dos medidores inteligentes de

monitorar eletricidade (A), água (B) e gás (C), bem como a disponibilidade de verificar o consumo por meio de aplicativo de celular (D), são considerados com distribuição normal, junto com a alternativa constante específica na primeira função utilitária. A fim de garantir o sinal negativo da estimativa, o parâmetro de preço é considerado distribuído log normalmente distribuído. Finalmente, um componente de erro é incluído na função de utilidade que descreve a primeira alternativa, que captura o erro comum associado a alternativa, que também é considerada com distribuição normal. Além dos efeitos principais, o modelo também inclui parâmetros que capturam os efeitos de interação entre cada um dos atributos do medidor inteligente com cada uma das características das residências consideradas. As variáveis de moradia descrevem os tipos de fonte de energia (H) da residência, controle individual de água (I), valor da propriedade (J), tipo de contrato (K), tipo de habitação (L), número de dormitórios (M), número de habitantes (N) e tipo de sistema de gás (O).

A Tabela 3 mostra as estimativas para os sete parâmetros. Esses valores representam a *Willingness to Pay* para cada atributo específico: um valor negativo sugere que os respondentes estão dispostos a trocar essa quantidade de dinheiro para receber o equipamento, enquanto um valor positivo indica que eles estão dispostos a aceitar (*Willing to Accept*, WTA) esse dispositivo apenas se receberem uma compensação. A WTP média para um dispositivo medidor inteligente que permite o monitoramento de eletricidade e água é de R\$ 3.848,12 e R\$ 1.640,49 respectivamente. Por outro lado, em média os respondentes desejam uma compensação de R\$ 742,70 para instalar um medidor inteligente para monitorar o consumo de gás. Os resultados também indicam que os respondentes estão WTP a uma média de R\$ 818,29 para serem capazes de usar o aplicativo móvel para controlar despesas.

As estimativas do parâmetro de desvio padrão permitem uma melhor compreensão da distribuição da WTP / Valores WTA. Seguindo o teorema de Chebyshev, pelo menos 68% dos respondentes terão preferências incluídas dentro do intervalo ( $m \pm std.dev$ ), 95% dentro do intervalo ( $m \pm 2 std.dev$ ) e 99,7% dentro da faixa ( $m \pm 3 std.dev$ ) (BLACK et al., 2018). Portanto, embora em média, os respondentes são WTA para instalar um medidor inteligente para monitorar o consumo de gás apenas se for dada uma compensação de R\$ 742,70, a grande discrepância nas preferências dos respondentes sugere que parte da amostra é WTP para instalar um medidor inteligente para monitorar o consumo de gás (o intervalo ( $m \pm std.dev$ ) é - R\$ 2.579,08 para R\$1.291,27).

Tabela 3. Estimativas de atributos

Variável	Parâmetros médios	Erro robusto std.	Parâmetros Std. dev.	Erro robusto std.
ASC	-R\$249,79	1.44	129.11	1.74
A-Eletricidade	-R\$3.484,12	11.9	318.35	4.87
B-Água	-R\$1.640,49	3.77	360.00	3.67
C-Gás	R\$742,70	8.72	-418.31	4.68
D-Aplicativo (app)	-R\$818,296	9.68	35.42	0.54
E-Preço	-R\$32,74	0.94	2.49	0.61
EC	R\$108,43	1.19		

Os valores apresentados na Tabela 4 mostram ainda como os valores médios de WTP para cada configuração variam para cada família em particular, em função das características de sua habitação. O valor do teste t relatado entre colchetes representa a estatística do teste associado a uma hipótese nula de que a diferença entre a WTP média para um atributo de medidor inteligente (em colunas) é insignificante em função de uma característica da residência analisada (nas linhas). Por exemplo, a *Willingness to Pay* média para um medidor inteligente que controla e monitora o consumo de energia aumenta em R\$ 242,10 para cada quarto adicional na residência (em comparação com o valor médio da amostra); conforme observado na Tabela 4, esta é uma variação significativa na WTP ao nível de significância de 0,05. Da mesma forma, a WTP média para o aplicativo de smartphone aumenta em R\$ 363,05 para habitações que atualmente têm um sistema individualizado de controle do consumo de água, em comparação para aqueles que não tem, sendo que esta diferença no montante de WTP também é significativa.



Tabela 4. Valores WTP para efeitos principais e de interação

	Energia	Água	Gás	App
Média	-R\$3.484,12 (-66.73)	-R\$1.640,49 (-99.05)	R\$742,70 (19.41)	-R\$818,29 (-19.27)
H- Tipo de fonte de energia	-R\$397,51 (-16.37)	-R\$96,14 (-11.46)	-R\$165,54 (-21.63)	-R\$213,26 (-15.70)
I- Controle individual de água	-- (--)	R\$250,49 (27.85)	R\$265,63 (20.96)	R\$363,05 (30.96)
J- Preço da propriedade residencial	-R\$0,61 (-8.77)	-R\$0,17 (-5.21)	-R\$0,26 (-5.54)	-R\$1,53 (-34.52)
K- Tipo de contrato	R\$200,79 (12.89)	R\$98,42 (14.55)	R\$74,45 (8.22)	-R\$253,30 (-29.67)
L- Tipo de moradia	R\$420,38 (30.38)	-- (--)	-R\$441,19 (-21.51)	R\$197,06 ( 7.47)
M- Quartos	R\$242,10 (25.53)	R\$5,75 (1.47)	R\$87,22 (9.86)	R\$271,91 (44.57)
N- Número de habitantes	-R\$128,18 (-19.24)	-R\$147,81 (-39.90)	-- (--)	-R\$86,52 (-14.73)
O- Sistema de gás	R\$173,31 (11.19)	-R\$379,92 (-44.37)	-R\$949,77 (-58.90)	-R\$131,26 (-8.67)

Nota: Os valores entre parênteses representam estatísticas de teste t robustas, indicando as diferenças significativas nos valores médios de WTP. Os símbolos - (-) identificam os parâmetros que não foram inseridos no modelo final por não serem significativos na fase de modelagem.

A WTP para o preço da propriedade residencial é considerada para incrementos de R\$ 4390 em comparação com o valor médio. A WTP para as variáveis contínuas (número de habitantes, quartos, preço da propriedade residencial) são comparadas com o valor WTP para a média de cada variável. A WTP para as variáveis categóricas (tipo de residência, tipo de contrato, sistema de gás, tipo de fonte de energia, controle individual de água) são comparadas com as categorias de base indicadas por um 0 na Tabela 1.

Os valores relatados na Tabela 4 podem ser empregados para calcular a WTP para diferentes perfis de habitação. Para ilustrar isso, a Tabela 5 relata três perfis comuns de habitação presentes na população, que representam moradias com características diferentes com base no tipo existente da fonte de energia (H), controle individual de água (I), o preço da propriedade (J), tipo de contrato existente (K), tipo de habitação (L), o número de quartos (M), número de habitantes (N) e o sistema de gás instalado (O). Por exemplo, na Tabela 5 há uma comparação de moradias com valores de propriedade residencial baixos, médios e altos (J), embora variem simultaneamente com outras características de habitação.

Tabela 5. Perfis de residência e valores WTP

Perfis de moradia	H	I	J	K	L	M	N	O
Perfil 1	Bi-Trifásico	Não	R\$351.037,57	Alugado	Apartamento	2	2	Encanado
Perfil 2	Bi-Trifásico	Sim	R\$1.192.763	Em posse	Casa	3	5	Cilindro
Perfil 3	Bi-Trifásico	Sim	R\$592.044,18	Alugado	Apartamento	3	3	Encanado

Os valores *Willingness to Pay* para as diferentes configurações de medidores inteligentes podem então ser calculadas usando os valores de WTP relatados na Tabela 4 para cada um dos três perfis de residência. Por exemplo, a WTP para os medidores inteligentes monitorarem o consumo de eletricidade para o perfil 1 apresentado na Tabela 5 é calculado como

$$\begin{aligned}
WTP_{elec}^1 = & -R\$3.484,12 + 1 \times R\$420,38 + 0 \times R\$200,79 \\
& + (2 - 2,8) \times (R\$ - 128,18) + (2 - 2,66) \times R\$242,10 \\
& + 1 \times R\$173,31 + 1 \times (-R\$397,51) + (79,963 \\
& - 145,215) \times (-R\$0,61)
\end{aligned}$$

A Tabela 6 relata os valores médios de WTP para os três perfis gerais de habitação para a inclusão de cada uma das três configurações propostas de medidores inteligentes e o valor da oferta do aplicativo móvel.

Tabela 6. Valores WTP para diferentes perfis de habitação

Perfis de moradia	WTP			
	A-Eletricidade	B-Água	C-Gás	D-Applicativo
Perfil 1	-R\$ 3.305,75	-R\$ 1.982,17	-R\$ 854,95	-R\$ 975,76
Perfil 2	-R\$ 3.960,57	-R\$ 1.735,27	R\$ 914,08	-R\$ 975,76
Perfil 3	-R\$ 3.025,23	-R\$ 1.785,67	-R\$ 441,72	-R\$ 766,05

## 10. Discussão

O objetivo da pesquisa é compreender as preferências do consumidor para várias configurações de medidores inteligentes para monitorar eletricidade, água e gás, e em casos em que isso ocorre com ou sem um aplicativo de smartphone. O modelo estimado apresenta que a demanda por tais medidores seria diferente com base em características das residências, como se um tipo da residência é uma casa ou um apartamento, a presença de controle de água individual, o tipo de fonte de energia e o tipo de sistema de gás.

Os resultados indicam que oito das treze características sócio demográficas / domiciliares consideradas no início da modelagem apresentaram significância na determinação da variação da *Willingness to Pay* para os quatro atributos do medidor inteligente (eletricidade, água, gás e app). As características que não foram significativas e não foram estimadas no modelo final foram gênero (F), idade (H), conta de luz (P), conta de água (Q) e conta de gás (R). Os resultados encontrados confirmam que as preferências em relação aos medidores inteligentes são inteiramente dependentes de várias variáveis residenciais, conforme destacado em estudos anteriores (e.g., BELTON; LUNN, 2020; BROWN; MARKUSSON, 2019; CHEN et al., 2017; DÜŞTEGÖR et al., 2018; HENN et al., 2019). Por exemplo, os resultados encontrados são consistentes com a importância de compreender a variação nas preferências por medidores inteligentes em relação à renda (J) (BUGDEN; STEDMAN,

2019; CHEN et al., 2017; PEPERMANS, 2014) e tipo de residência (L) (HENN et al., 2019). Os resultados também são consistentes quanto à ausência de significância de algumas variáveis testadas, como gênero (F) (CHEN et al., 2017; DÜŞTEGÖR et al., 2018), idade (G) (CHEN et al., 2017; DÜŞTEGÖR et al., 2018), tipo de contrato (K) (DÜŞTEGÖR et al., 2018), número de quartos (M) (DÜŞTEGÖR et al., 2018; HENN et al., 2019) e valores de faturamento mensal da família (P, Q, R) (DÜŞTEGÖR et al., 2018). Em contraste, nossos resultados divergem de outros estudos sobre algumas variáveis, como idade (BELTON; LUNN, 2020; BROWN; MARKUSSON, 2019; BUGDEN; STEDMAN, 2019; PEPERMANS, 2014), gênero (BELTON; LUNN, 2020; BUGDEN; STEDMAN, 2019), renda (CHEN et al., 2017) e a renda mensal de cada família (CHEN et al., 2017). Por fim, os resultados encontrados corroboram estudos anteriores na literatura sobre algumas variáveis, mas diferem de outros.

Além disso, a especificação do modelo apresentada nesta pesquisa revela a importância de três novas variáveis que não foram consideradas na literatura até o momento, a saber, variáveis que descrevem o tipo de fornecimento de eletricidade (H), presença de controle individual de água (I) e tipo de fornecimento de gás (O). Este resultado pode ser explicado pelo maior custo do medidor inteligente em determinadas configurações das habitações. As residências que não têm controle individual de consumo de água demandam uma replicação de sensores em todos pontos de consumo aumentando os custos de configuração do medidor inteligente consideravelmente. Além disso, todos os inquilinos que vivem em moradias sem controle individual de água, rateiam o custo igualmente entre todas as unidades, independentemente de seu uso individual, o que aumenta o número de clientes insatisfeitos (PELTOMAA et al., 2020). Com relação ao fornecimento de gás (O), é comum no Brasil botijões serem usados no abastecimento de gás residencial (ver Tabela 3), especialmente em residências. O cilindro de gás padrão, pesa 13 kg quando cheio, e seu uso fornece uma forma rudimentar de controlar o consumo de gás em relação às tecnologias de medidores inteligentes.

As estimativas de disposição a pagar quantificam as preferências do consumidor pelo monitoramento de diversos recursos de medidores inteligentes em termos de seu valor monetário (HENSHER et al., 2015). Dantas et al. (2018) argumenta que o alto custo estimado para configurações de medidores inteligentes não parece uma barreira para a decisão de uma família de adquirir um medidor inteligente. Nossos resultados, não apoiam esta proposição, contudo, notamos que o custo dos dispositivos e sua instalação tendem a reduzir ao longo do tempo, caso a produção em grande escala seja realizada. No entanto, os resultados também devem ser considerados de forma mais

ampla com relação aos benefícios adicionais que são oferecidos para consumidores e fornecedores com a maior aceitação de medidores inteligentes, incluindo a redução de fraude (YIP et al., 2017), redução de custos decorrentes da leitura automática do consumo (SOVACOOOL et al., 2017) e melhorias na previsão (ABERA; KHEDKAR, 2020).

## **11. Conclusão**

Os resultados apresentados contribuem para entender o efeito que a possibilidade de monitorar diferentes recursos apresentada na decisão do cliente em relação a configuração do medidor inteligente. O efeito significativo do tipo de poder de abastecimento, presença de controle individual de água e do tipo de fornecimento de gás, que ainda não haviam sido testados anteriormente, sugerem como a implementação de futuros modelos de medidores inteligentes podem ser melhoradas pela inclusão dessas características nas previsões. A melhor compreensão das variáveis relacionadas às características das habitações nas decisões do cliente em relação à aquisição de medidores inteligentes também pode informar iniciativas para superar algumas barreiras e maximizar o sucesso da implementação de medidores inteligentes em todo o mundo. Entre as limitações desta pesquisa podem ser mencionadas a falta de um procedimento probabilístico de amostragem que prejudica a generalização dos resultados. Por fim, esta pesquisa também traz valiosas informações gerenciais para desenvolver melhores dispositivos capazes de cumprir os requisitos do cliente. A compreensão das preferências do cliente e sua interação entre variáveis características domésticas também podem apoiar iniciativas do governo ou de concessionárias para implantação de medidores inteligentes, que é uma etapa crucial para promover melhorias no comportamento do cliente e consciência sobre o consumo de recursos naturais.

## Referências

Abera, F. Z., & Khedkar, V. (2020). Machine learning approach electric appliance consumption and peak demand forecasting of residential customers using smart meter data. *Wireless Personal Communications*, 111(1), 65–82. <https://doi.org/10.1007/s11277-019-06845-6>

Alahmad, M. A., Wheeler, P. G., Schwer, A., Eiden, J., & Brumbaugh, A. (2012). A comparative study of three feedback devices for residential real-time energy monitoring. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 59(4), 2002–2013. <https://doi.org/10.1109/TIE.2011.2165456>

Albani, A., Domigall, Y., & Winter, R. (2017). Implications of customer value perceptions for the design of electricity efficiency services in times of smart meters. *Information Systems and e-Business Management*, 15(4), 825–844. <https://doi.org/10.1007/s10257-016-0332-9>

Alkaws, G. A., Ali, N. A., & Alghushami, A. (2018). Toward understanding individuals' acceptance of internet of things– based services: Developing an instrument to measure the acceptance of smart meters. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 96(13), 4265–4281. <http://www.jatit.org/volumes/Vol96No13/26Vol96No13.pdf>.

Anderson, W., & White, V. (2009). Exploring consumer preferences for home energy display functionality. Report to the Energy Saving Trust, 123, 1–49. Retrieved February de 24, 2020, from [http://www.cse.org.uk/app/webroot/downloads/file/consumer\\_preferences\\_for\\_home\\_energy\\_display.pdf](http://www.cse.org.uk/app/webroot/downloads/file/consumer_preferences_for_home_energy_display.pdf)

ANEEL. (2012). Resolução Normativa 502, de 7 de agosto, regulamenta sistemas de medição de energia elétrica consumidores do Grupo B. Retrieved February de 24, 2020, from <http://www.aneel.gov.br/cedoc/ren2012502.pdf>

Australian Energy Regulator (AER). (2018). Smart meters. Retrieved February de 24, 2020, from <https://www.aer.gov.au/consumers/my-energy-service/smart-meters#aboutsmart-meters>

Avancini, D. B., Rodrigues, J. J., Martins, S. G., Rabêlo, R. A., Al-Muhtadi, J., & Solic, P. (2019). Energy meters evolution in smart grids: A review. *Journal of Cleaner Production*, 217, 702–715. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.01.229>

Balta-Ozkan, N., Boteler, B., & Amerighi, O. (2014). European smart home market development: Public views on technical and economic aspects across the United Kingdom, Germany and Italy. *Energy Research & Social Science*, 3, 65–77. <https://doi.org/10.1016/j.erss.2014.07.007>

Belton, C. A., & Lunn, P. D. (2020). Smart choices? An experimental study of smart meters and time-of-use tariffs in Ireland. *Energy Policy*, 140, Article 111243. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2020.111243>

Bertoldo, R., Poumadère, M., & Rodrigues Jr., L. C. (2015). When meters start to talk: The public's encounter with smart meters in France. *Energy Research & Social Science*, 9, 146–156. <https://doi.org/10.1016/j.erss.2015.08.014>

Black, K., Asafu-Adjaye, J., Burke, P., Perera, N., Sherwood, C., & Wasimi, S. (2018). *Business analytics and statistics*. Wiley Publishing. ISBN 9780730363330.

Bonino, D., Corno, F., & De Russis, L. (2012). Home energy consumption feedback: A user survey. *Energy and Buildings*, 47, 383–393. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2011.12.017>

Bozdogan, H. (1987). Model selection and Akaike's information criterion (AIC): The general theory and its analytical extensions. *Psychometrika*, 52(3), 345–370. <https://doi.org/10.1007/BF02294361>

Brown, C. J., & Markusson, N. (2019). The responses of older adults to smart energy monitors. *Energy Policy*, 130, 218–226. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2019.03.063>

Buchanan, K., Russo, R., & Anderson, B. (2014). Feeding back about eco-feedback: How do consumers use and respond to energy monitors? *Energy Policy*, 73, 138–146. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2014.05.008>

Buchanan, K., Russo, R., & Anderson, B. (2015). The question of energy reduction: The problem (s) with feedback. *Energy Policy*, 77, 89–96. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2014.12.008>

Bugden, D., & Stedman, R. (2019). A synthetic view of acceptance and engagement with smart meters in the United States. *Energy Research & Social Science*, 47, 137–145. <https://doi.org/10.1016/j.erss.2018.08.025>

Burke, P. F. (2013). Seeking simplicity in complexity: The relative value of ease of use (EOU)-based product differentiation. *Journal of Product Innovation Management*, 30(6), 1227–1241. <https://doi.org/10.1111/jpim.12056>

Carvalho, P. (2015). Smart metering deployment in Brazil. *Energy Procedia*, 83, 360–369. <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2015.12.211>

Chen, C. F., Xu, X., & Arpan, L. (2017). Between the technology acceptance model and sustainable energy technology acceptance model: Investigating smart meter acceptance in the United States. *Energy Research & Social Science*, 25, 93–104. <https://doi.org/10.1016/j.erss.2016.12.011>

Cherukutota, N., & Jadhav, S. (2016, April 6–8). Architectural framework of smart water meter reading system in IoT environment. *Proceedings of International Conference IEEE communication and Signal Processing International Conference (ICCSP)*, (pp. 0791-0794), Melmaruvathur, India. <https://doi.org/10.1109/ICCSP.2016.7754253>

Chou, J. S., Kim, C., Ung, T. K., Yutami, I. G. A. N., Lin, G. T., & Son, H. (2015). Cross-country review of smart grid adoption in residential buildings. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 48, 192–213. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.03.055>

Chou, J. S., & Yutami, I. G. A. N. (2014). Smart meter adoption and deployment strategy for residential buildings in Indonesia. *Applied Energy*, 128, 336–349. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2014.04.083>

Dantas, G. D. A., de Castro, N. J., Dias, L., Antunes, C. H., Vardiero, P., Brandão, R., Rosental, R., & Zamboni, L. (2018). Public policies for smart grids in Brazil. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 92, 501–512. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2018.04.077>

Darby, S. (2006). The effectiveness of feedback on energy consumption. A Review for DEFRA of the literature on metering, billing and direct displays, Environment Change Institute – University of Oxford. Retrieved February de 24, 2020, from <https://www.eci.ox.ac.uk/research/energy/downloads/smart-metering-report.pdf>

Darby, S. (2008). Energy feedback in buildings: Improving the infrastructure for demand reduction. *Building Research & Information*, 36(5), 499–508. <https://doi.org/10.1080/09613210802028428>

Darby, S. (2010). Smart metering: What potential for householder engagement? *Building Research & Information*, 38 (5), 442–457. <https://doi.org/10.1080/09613218.2010.492660>

Davies, K., Doolan, C., Van den Honert, R., & Shi, R. (2014). Water-saving impacts of smart meter technology: Na empirical 5 year, whole-of-community study in sydney. Australia. *Water Resources Research*, 50(9), 7348–7358. <https://doi.org/10.1002/2014WR015812>

Di Santo, K. G., Kanashiro, E., Di Santo, S. G., & Saidel, M. A. (2015). A review on smart grids and experiences in Brazil. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 52, 1072– 1082. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.07.182>

Domencich, T. A., & McFadden, D. (1975). Urban travel demand-a behavioral analysis (No. Monograph).

Düştegör, D., Sultana, N., Felemban, N., & Al Qahtani, D. (2018). A smarter electricity grid for the eastern province of Saudi Arabia: Perceptions and policy implications. *Utilities Policy*, 50, 26–39. <https://doi.org/10.1016/j.jup.2017.09.009>

Ehrhardt-Martinez, K., Donnelly, K. A., & Laitner, S. (2010). Advanced metering initiatives and residential feedback programs: A meta-review for household electricity-saving opportunities (Report N. E105. American Council for an EnergyEfficient Economy Retrieved February de 24, 2020. <https://www.aceee.org/sites/default/files/publications/researchreports/e105.pdf>

Ellabban, O., & Abu-Rub, H. (2016). Smart grid customers' acceptance and engagement: An overview. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 65, 1285–1298. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.06.021>

org/10.1016/j.rser.2016.06.021

European Union (EU). (2009). Directive 2009/72/EC of the 13 July 2009. Concerning common rules for the internal market in electricity and repealing Directive 2003/54/EC. <https://eur-lex.europa.eu/LexUriServ/LexUriServ.do?uri=OJ:L:2009:211:0055:0093:EN:PDF> Accessed on 24 February de 2020

Fettermann, D. C., Cavalcante, C. G. S., Ayala, N. F., & Avalone, M. C. (2020). Configuration of a smart meter for Brazilian customers. *Energy Policy*, 139, Article 111309. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2020.111309>



Fettermann, D. C., Echeveste, M. E. S., & Tortorella, G. L. (2017). The benchmarking of the use of toolkit for mass customization in the automobile industry. *Benchmarking: An International Journal*, 24(6), 1767–1783. <https://doi.org/10.1108/BIJ-01-2016-0002>

Fifer, S., Rose, J. M., Hamrosi, K. K., & Swain, D. (2018). Valuing injection frequency and other attributes of type 2 diabetes treatments in Australia: A discrete choice experiment. *BMC Health Services Research*, 18(1), 675. <https://doi.org/10.1186/s12913-018-3484-0>

Fischer, C. (2008). Feedback on household electricity consumption: A tool for saving energy? *Energy Efficiency*, 1 (1), 79–104. <https://doi.org/10.1007/s12053-008-9009-7>

Fisher, R. A. (1922). The goodness of fit of regression formulae, and the distribution of regression coefficients. *Journal of the Royal Statistical Society*, 85(4), 597–612. <https://doi.org/10.2307/2341124>

Forza, C. (2002). Survey research in operations management: A process-based perspective. *International Journal of Operations & Production Management*, 22(2), 152–194. <https://doi.org/10.1108/01443570210414310>

Gans, W., Alberini, A., & Longo, A. (2013). Smart meter devices and the effect of feedback on residential electricity consumption: Evidence from a natural experiment in northern Ireland. *Energy Economics*, 36, 729–743. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2012.11.022>

Gerpott, T. J., & Paukert, M. (2013). Determinants of willingness to pay for smart meters: An empirical analysis of household customers in Germany. *Energy Policy*, 61, 483–495. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2013.06.012>

Giordano, V., & Fulli, G. (2012). A business case for smart grid technologies: A systemic perspective. *Energy Policy*, 40, 252–259. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2011.09.066>

Greene, W. H., & Hensher, D. A. (2003). A latent class model for discrete choice analysis: Contrasts with mixed logit. *Transportation Research Part B: Methodological*, 37(8), 681–698. [https://doi.org/10.1016/S0191-2615\(02\)00046-2](https://doi.org/10.1016/S0191-2615(02)00046-2)

Henn, L., Taube, O., & Kaiser, F. G. (2019). The role of environmental attitude in the efficacy of smart-meterbased feedback interventions. *Journal of Environmental Psychology*, 63, 74–81. <https://doi.org/10.1016/j.jenvp.2019.04.007>

Hensher, D. A., Rose, J. M., & Greene, W. H. (2015). *Applied choice analysis* (2nd ed.). Cambridge University Press. (p. 1188).

Hutchinson, J. W., Kamakura, W. A., & Lynch Jr., J. G. (2000). Unobserved heterogeneity as an alternative explanation for “reversal” effects in behavioral research. *Journal of Consumer Research*, 27(3), 324–344. <https://doi.org/10.1086/317588>

Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). (2020). *Censo Demográfico*. <https://www.ibge.gov.br/>



- Jegen, M., & Phillion, X. D. (2018). Smart grid development in quebec: A review and policy approach. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 82, 1922–1930. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.06.019>
- Kaufmann, S., Künzel, K., & Loock, M. (2013). Customer value of smart metering: Explorative evidence from a choicebased conjoint study in Switzerland. *Energy Policy*, 53, 229–239. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2012.10.072>
- Köhler, H. (2017). Individual metering and debiting (IMD) in Sweden: A qualitative long-term follow-up study of householders' water- use routines. *Energy Policy*, 108, 344–354. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2017.06.005>
- Krishnamurti, T., Schwartz, D., Davis, A., Fischhoff, B., de Bruin, W. B., Lave, L., & Wang, J. (2012). Preparing for smart grid technologies: A behavioral decision research approach to understanding consumer expectations about smart meters. *Energy Policy*, 41, 790–797. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2011.11.047>
- Kull, T. J., Yan, T., Liu, Z., & Wacker, J. G. (2014). The moderation of lean manufacturing effectiveness by dimensions of national culture: Testing practice-culture congruence hypotheses. *International Journal of Production Economics*, 153, 1–12. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2014.03.015>
- Kumar, A. (2019). Beyond technical smartness: Rethinking the development and implementation of sociotechnical smart grids in India. *Energy Research & Social Science*, 49, 158– 168. <https://doi.org/10.1016/j.erss.2018.10.026>
- Lienert, F., & Carson, M. (2011). Smart meter roll-out for the domestic sector (GB), 2011. Retrieved February 24, 2020, from [https://assets.publishing.service.gov.uk/government/uploads/system/uploads/attachment\\_data/file/48803/4906-smart-meter-rollout-domestic-ia-response.pdf](https://assets.publishing.service.gov.uk/government/uploads/system/uploads/attachment_data/file/48803/4906-smart-meter-rollout-domestic-ia-response.pdf) Liu, A., Giurco, D., Mukheibir, P., Mohr, S., Watkins, G., &
- White, S. (2017). Online water-use feedback: Household user interest, savings and implications. *Urban Water Journal*, 14(9), 900–907. <https://doi.org/10.1080/1573062X.2017.1279194>
- Liu, A., & Mukheibir, P. (2018). Digital metering feedback and changes in water consumption-A review. *Resources, Conservation and Recycling*, 134, 136–148. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2018.03.010>
- Lloret, J., Tomas, J., Canovas, A., & Parra, L. (2016). An integrated IoT architecture for smart metering. *IEEE Communications Magazine*, 54(12), 50–57. <https://doi.org/10.1109/MCOM.2016.1600647CM>
- Mahmoodi, J., Prasanna, A., Hille, S., Patel, M. K., & Brosch, T. (2018). Combining “carrot and stick” to incentivize sustainability in households. *Energy Policy*, 123, 31–40. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2018.08.037>
- Martinsson, J., Lundqvist, L. J., & Sundström, A. (2011). Energy saving in Swedish households. The (relative) importance of environmental attitudes. *Energy Policy*, 39(9), 5182–5191. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2011.05.046>
- Marvin, S., Chappells, H., & Guy, S. (1999). Pathways of smart metering development: Shaping environmental innovation. *Computers, Environment and*

Urban Systems, 23(2), 109– 126. [https://doi.org/10.1016/S0198-9715\(99\)00011-3](https://doi.org/10.1016/S0198-9715(99)00011-3)

McNair, B. J., Bennett, J., Hensher, D. A., & Rose, J. M. (2011). Households' willingness to pay for overhead-to-underground conversion of electricity distribution networks. *Energy Policy*, 39(5), <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2011.02.023>

Mogles, N., Walker, I., Ramallo-González, A. P., Lee, J., Natarajan, S., Padget, J., Gabe-Thomas, E., Lovett, T., Ren, G., Hyniewska, S., & O'Neill, E. (2017). How smart do smart meters need to be? *Building and Environment*, 125, 439–450. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2017.09.008>

Montginoul, M., & Vestier, A. (2018). Smart metering: A water-saving solution? consider communication strategies and user perceptions first. evidence from a French case study. *Environmental Modelling & Software*, 104, 188–198. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2018.02.006>

Owen, G., & Ward, J. (2006). Smart meters: Commercial, policy and regulatory drivers. *Sustainability First*. Retrieved February de 24, 2020, from <https://www.sustainabilityfirst.org.uk/images/publications/other/smart%20meters%20pdf%20version.pdf>

Peltomaa, J., Mela, H., & Hildén, M. (2020). Housing managers as middle actors implementing sustainable housing policies in Finland. *Building Research & Information*, 48(1), 53–66. <https://doi.org/10.1080/09613218.2019.1655629>

Pepermans, G. (2014). Valuing smart meters. *Energy Economics*, 45, 280–294. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2014.07.011> Peters, D., Axsen, J., & Mallett, A. (2018). The role of environmental framing in socio-political acceptance of smart grid: The case of British Columbia, Canada. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 82(part 2), 1939–1951. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.06.020>

Rausser, G., Strielkowski, W., & Štreimikienė, D. (2018). Smart meters and household electricity consumption: A case study in Ireland. *Energy & Environment*, 29(1), 131–146. <https://doi.org/10.1177/0958305X17741385>

Rhodes, J. D., Upshaw, C. R., Harris, C. B., Meehan, C. M., Walling, D. A., Navrátil, P. A., Beck, A., Nagasawa, K., Fares, R., Cole, W., Kumar, H., Duncan, R., Holcomb, C., Edgar, T., Kwasinski, A., & Webber, M. (2014). Experimental and data collection methods for a large-scale smart grid deployment: Methods and first results. *Energy*, 65, 462–471. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2013.11.004>

Schultz, P. W., Estrada, M., Schmitt, J., Sokoloski, R., & SilvaSend, N. (2015). Using in-home displays to provide smart meter feedback about household electricity consumption: A randomized control trial comparing kilowatts, cost, and social norms. *Energy*, 90, 351–358. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2015.06.130>

Schwartz, T., Stevens, G., Jakobi, T., Deneff, S., Ramirez, L., Wulf, V., & Randall, D. (2015). What people do with consumption feedback: A long-term living lab study of a home energy management system. *Interacting with Computers*, 27(6), 551–576. <https://doi.org/10.1093/iwc/iwu009>

Siano, P. (2014). Demand response and smart grids-A survey. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 30, 461–478. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.10.022>

Sovacool, B. K., Kivimaa, P., Hielscher, S., & Jenkins, K. (2017). Vulnerability and resistance in the United Kingdom's smart meter transition. *Energy Policy*, 109, 767–781. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2017.07.037>

Sønderlund, A. L., Smith, J. R., Hutton, C. J., Kapelan, Z., & Savic, D. (2016). Effectiveness of smart meter-based consumption feedback in curbing household water use: Knowns and unknowns. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 142(12), 1–13. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0000703](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000703)

Stewart, R. A., Nguyen, K., Beal, C., Zhang, H., Sahin, O., Bertone, E., Vieira, A. S., Castelletti, A., Cominola, A., Giuliani, M., Giurco, D., Blumenstein, M., Turner, A., Liu, A., Kenway, S., Savic, D. A., Makropoulos, C., & Kossieris, P. (2018). Integrated intelligent water-energy metering systems and informatics: Visioning a digital multi-utility service provider. *Environmental Modelling & Software*, 105, 94–117. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2018.03.006>

Stewart, R. A., Willis, R. M., Panuwatwanich, K., & Sahin, O. (2013). Showering behavioural response to alarming visual display monitors: Longitudinal mixed method study. *Behaviour & Information Technology*, 32(7), 695–711. <https://doi.org/10.1080/0144929X.2011.577195>

Train, K. E. (2003). *Discrete choice methods with simulation*. Cambridge University Press.

van de Kaa, G., Rezaei, J., Taebi, B., van de Poel, I., & Kizhakenath, A. (2020). How to weigh values in value sensitive design: A best worst method approach for the case of smart metering. *Science And Engineering Ethics*, 26(1), 475–494. <https://doi.org/10.1007/s11948-019-00105-3>

van Houwelingen, J. H., & Van Raaij, W. F. (1989). The effect of goal-setting and daily electronic feedback on in-home energy use. *Journal of Consumer Research*, 16(1), 98–105. <https://doi.org/10.1086/209197>

Vassileva, I., & Campillo, J. (2016). Consumers' perspective on full-scale adoption of smart meters: A case study in västerås, Sweden. *Resources*, 5(1), 1–18. <https://doi.org/10.3390/resources5010003>

Vassileva, I., Dahlquist, E., Wallin, F., & Campillo, J. (2013). Energy consumption feedback devices' impact evaluation on domestic energy use. *Applied Energy*, 106, 314–320. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2013.01.059>

Vassileva, I., Odlare, M., Wallin, F., & Dahlquist, E. (2012). The impact of consumers' feedback preferences on domestic electricity consumption. *Applied Energy*, 93, 575–582. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2011.12.067>

Vrieze, S. I. (2012). Model selection and psychological theory: A discussion of the differences between the akaike information criterion (AIC) and the Bayesian information criterion (BIC). *Psychological Methods*, 17(2), 228. <https://doi.org/10.1037/a0027127>

Wemyss, D., Cellina, F., Lobsiger-Kägi, E., de Luca, V., & Castri, R. (2019). Does it last? long-term impacts of an app-based behavior change intervention on household electricity savings in Switzerland. *Energy Research & Social Science*, 47, 16–27. <https://doi.org/10.1016/j.erss.2018.08.018>

Willis, K. G., Scarpa, R., & Acutt, M. (2005). Assessing water company customer preferences and willingness to pay for service improvements: A stated choice analysis. *Water Resources Research*, 41(2), W02019. <https://doi.org/10.1029/2004WR003277>

Wunderlich, P., Veit, D. J., & Sarker, S. (2019). Adoption of sustainable technologies: A mixed-methods study of German households. *MIS Quarterly*, 43(2), 673–691. <https://doi.org/10.25300/MISQ/2019/12112>

Yang, B., Liu, S., Gaterell, M., & Wang, Y. (2019). Smart metering and systems for low-energy households: Challenges, issues and benefits. *Advances in Building Energy Research*, 13(1), 80–100. <https://doi.org/10.1080/17512549.2017.1354782>

Yip, S. C., Wong, K., Hew, W. P., Gan, M. T., Phan, R. C. W., & Tan, S. W. (2017). Detection of energy theft and defective smart meters in smart grids using linear regression. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 91, 230–240. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2017.04.005>

Zehir, M. A., Ortac, K. B., Gul, H., Batman, A., Aydin, Z., Portela, J. C., Soares, F. S., Bagriyanik, M., Kucuk, U., & Ozdemir, A. (2019). Development and field demonstration of a gamified residential demand management platform compatible with smart meters and building automation systems. *Energies*, 12(5), 913–931. <https://doi.org/10.3390/en12050913>