

Predição Individual de Consumo de GLP Residencial Através de Inteligência Artificial

Edson Wagner Rodrigues Junior
BsC, Educação Física
Faculdades Metropolitanas Unidas - FMU
+55 13 9.7409-2452
junior@gasdelivery.com.br

Bruno Kazuo Takahashi
BsC, Engenharia Mecatrônica
Escola Politécnica da Universidade de São Paulo - USP
+55 13 3301-3315
bruno@gasdelivery.com.br

Marcelo Rosário da Barrosa
MsC, Engenharia de Produção e Ciência de Dados
Escola Politécnica da Universidade de São Paulo - USP
+55 11 9.8545-0517
marcelo@gasdelivery.com.br

Resumo

Atualmente, o ciclo de consumo de GLP residencial no Brasil é predominantemente determinado pelos consumidores, os quais identificam a necessidade de abastecimento e entram em contato com agentes revendedores ou companhias distribuidoras para a compra do produto. Este estudo propõe uma metodologia de venda ativa, onde os fornecedores do produto entram em contato com os consumidores imediatamente antes de sua necessidade de consumo. Através da aplicação de tecnologias avançadas como *Big Data* e Redes Neurais Artificiais, é possível inferir, com elevado grau de precisão, a data exata de compra de um determinado consumidor, permitindo que a venda seja realizada antes da concorrência, e os consumidores nunca fiquem desabastecidos.

Abstract

Currently, the consumption cycle of residential LPG in Brazil is predominantly triggered by consumers, who identify the necessity of the product and initiate contact with resellers or distributors to acquire gas. This study proposes a new methodology for active sales, in which suppliers make contact with consumers immediately before their real necessity. Applying advanced technologies such as Big Data Analytics and Artificial Neural Networks, it becomes possible to infer, with reasonable precision levels, the exact date in which a certain customer shall make a purchase, allowing the sales process to occur before competitors can reach the client, and voiding shortage on consumer's end.

Introdução

Ao longo das últimas décadas, a oferta de gás liquefeito de petróleo para o mercado nacional se deu predominantemente de três formas distintas:

- (i) *Passiva com autosserviço*, onde o cliente retira seu botijão nas instalações do revendedor conforme sua necessidade, abrindo mão do serviço de entrega em contrapartida a um preço mais baixo - a chamada venda de Portaria;
- (ii) *Passiva com valor agregado*, onde o cliente solicita o reabastecimento diretamente no revendedor ou companhia distribuidora de sua escolha, através dos diversos canais de comunicação disponíveis (i.e. telefone, conhecido como *disk gás*, e, mais recentemente, *WhatsApp*, *Facebook*, aplicativos de celular, etc.), com o fornecedor fazendo a entrega do produto no endereço do consumidor, agregando o valor do serviço de entrega ao produto; e
- (iii) *Ativa com valor agregado*, onde o fornecedor movimenta seu estoque cobrindo uma determinada área de atendimento e se comunicando com os clientes através de notificações sonoras, a exemplo dos *dingles* característicos de cada uma das marcas de companhias distribuidoras atuantes no mercado, e faz a venda concomitantemente à entrega ao consumidor, na chamada venda automática.

Neste último caso, o valor da entrega também é agregado ao produto, mas o custo logístico é distribuído entre o serviço de entrega ao consumidor e a atividade de comercialização através do estoque em movimento.

Invariavelmente, em todos os casos apresentados acima e independentemente da agregação do serviço de entrega ao produto comercializado, a decisão de consumo é tomada estritamente pelo consumidor. Este, ao identificar a necessidade de abastecimento, toma a iniciativa de entrar em contato com o revendedor ou com a companhia distribuidora, solicitando o produto.

Este estudo propõe uma nova metodologia para endereçamento do mercado, de forma ativa e a custo significativamente inferior aos adotados atualmente, através da aplicação de tecnologias avançadas de predição de demanda, com técnicas de inteligência artificial. Nele, o comportamento dos consumidores é avaliado tanto individualmente quanto em grupo, através da análise de semelhantes, e a data exata de necessidade de cada consumidor é estimada com precisão

mensurada. Através de sua aplicação, tanto os agentes revendedores quanto as companhias distribuidoras ganham a oportunidade de agregar valor adicional aos seus produtos e serviços, bem como fidelizar sua base de clientes de forma mais assertiva. Além disso, a previsão de demanda permite que a roteirização das entregas seja realizada de forma mais eficiente, reduzindo custos logísticos do serviço agregado de entrega.

Problema

Tendo o consumidor como único agente responsável pela identificação da necessidade de consumo, e considerando os métodos atuais de oferta, principalmente no caso da venda automática, observam-se os seguintes problemas estruturais:

(a) Para o consumidor, a necessidade de reabastecimento comumente ocorre quando o produto está em uso, seja nas aplicações de cozimento de alimentos, seja na calefação de água para uso direto. Desta forma, o desabastecimento ocasiona problemas em seu cotidiano, atrasando ou mesmo estragando refeições, ou interrompendo atividades com água quente, como banho, por exemplo;

(b) Para os agentes revendedores, identificam-se dois problemas:

b.1 Comercial: a incapacidade de identificar previamente a necessidade de abastecimento de seus clientes faz com que estes, no momento de sua decisão de consumo, possam optar por algum concorrente local, seja por estar mais facilmente disponível no momento exato da compra, seja por oferecer uma condição comercial mais vantajosa;

b.2 Logístico: a movimentação de cargas cobrindo a área de atendimento através de rotas comerciais, e não estritamente logísticas, faz com que o consumo de combustíveis e desgaste de veículos seja mais elevado em comparação à roteirização realizada com pontos de entrega de pedidos já realizados e conhecidos.

Assim, a metodologia proposta por este artigo permite que tanto os agentes revendedores quanto companhias distribuidoras, ao preverem a data de reabastecimento dos consumidores, agregue valor ao seu serviço, resolvendo problemas cotidianos de sua clientela, fidelizando sua base de clientes, evitando abertura de oportunidades para que estes procurem alternativas aos seus produtos, e otimizando os custos logísticos de abastecimento.

Objetivo

O objetivo deste trabalho é propor uma nova metodologia de endereçamento do mercado consumidor de GLP através da venda ativa remota, direcionada por algoritmos de recomendações de consumidores-alvo com maior probabilidade de consumo. Com isso, os agentes revendedores e companhias distribuidoras ganham a oportunidade de elevar seu nível de serviço, fidelizar seus clientes e ganhar *market-share* nas regiões em que atuam, além de otimizarem seus custos logísticos.

Métodos

Seguindo as metodologias padrão existentes no mercado para aplicação de ciência de dados (*data science*) em sua forma mais ampla, o processo de desenvolvimento do trabalho é realizado em três etapas: (1) **coleta de dados e informações**, para a qual aplicam-se os métodos de computação em nuvem, primordialmente para dados primários, (2) **tratamento dos dados e informações**, para o qual se aplicam métodos de agrupamento (*clusterização*) através de tratativa de dados massivos (*Big Data*), além da coleta de dados indiretos de diversas fontes publicamente disponíveis, e (3) **análise dos dados**, para os quais aplicam-se técnicas de redes neurais artificiais, a fim de se extraírem *insights* e conclusões impossibilitadas pelos métodos tradicionais alavancados na expertise humana. Abaixo apresenta-se o aprofundamento da metodologia apresentada, em cada uma de suas esferas fundamentais:

1 – Coleta de informações via Computação em Nuvem (*cloud computing*): a tratativa analítica do comportamento de consumo de GLP pela população requer, por princípio, que informações individuais de cada consumidor, sejam estas estáticas, como informações cadastrais, ou dinâmicas, como métricas comportamentais, sejam levantadas, organizadas e acessíveis. Estas informações são tanto tratadas de forma individual, para conhecimento do comportamento de um consumidor em específico, quanto agrupadas em conjuntos de consumidores de características semelhantes (*clusters*), para efeito de aumento de precisão nas estimativas.

Para que esse conhecimento seja possível, é necessário que os agentes que tratam diretamente com os consumidores, sejam eles revendedores ou companhias distribuidoras, atuem de forma profissionalizada, cadastrando sua base de clientes, apontando e acompanhando seus pedidos de forma efetiva. Para tanto, a **ahgas tecnologia**® desenvolveu uma aplicação de relacionamento com consumidores (CRM) especializada para o setor de GLP, operacionalizada completamente em nuvem. Nela, tanto o cadastro dos consumidores quanto seu comportamento são levantados

de forma simples e organizada, preparando grupos de informações massivas (*data lakes*) para posterior tratativa e análise.

Abaixo a **Figura 1** apresenta o layout das principais telas do CRM para cadastramento e acompanhamento individual do comportamento de cada consumidor.



Figura 1: CRM para levantamento de tratamento de informações de consumidores

De forma complementar ao CRM, mas não excluindo sua necessidade, a **ahgas tecnologia®** também desenvolveu aplicativos de celular para que os consumidores possam fazer seus pedidos. Desta forma, abre-se mais uma frente de levantamento de dados, e elimina-se parte do processo manual realizado pelo agente comercializador, além de possibilitar a coleta de informações secundárias a respeito do comportamento dos consumidores. Este aplicativo é ofertado ao mercado em sua configuração padrão, ou através da customização de *layout* e parque revendedor de atendimento, sendo aplicável a qualquer agente do mercado, seja ele revendedor ou companhia distribuidora. A **Figura 2** mostra o layout padrão do aplicativo desenvolvido para os consumidores.

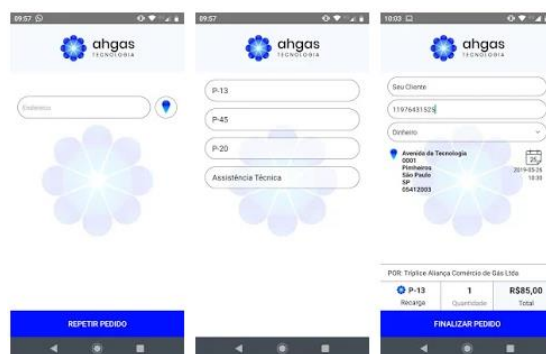


Figura 2: Layout padrão do aplicativo dos consumidores (telas selecionadas).

2 – Tratamento dos Dados (*clusterização* via aplicação de *big data*):

Embora o conhecimento do comportamento individual de cada consumidor traga, por si só, uma rica gama de informações, a tratativa independente é naturalmente suscetível a fatores externos que acarretam erros significativos de previsão, limitando o potencial da modelagem preditiva. Ensaios preliminares mostram assertividade média de aproximadamente 12% nas estimativas realizadas através da análise individual do comportamento de cada consumidor, o que, embora aceitável, é passível de maior enriquecimento.

Desta forma, para elevar o nível de precisão das estimativas, faz-se necessário o agrupamento de consumidores que apresentem características sócio demográficas semelhantes, a fim de se inferirem comportamentos de indivíduos baseados no comportamento em massa se seus pares, e não apenas em seu comportamento específico, evitando a influência de *outliers* (i.e. pontos fora da curva). Assim, para cada região avaliada, são levantadas informações públicas a respeito dos consumidores, e posteriormente agrupados em faixas de semelhantes (*clusters*).

Dentre as informações públicas levantadas para os consumidores de GLP, destacam-se, mas não se limitam a: faixa de renda, idade, gênero, escolaridade, posição familiar, tamanho da família, adesão a programas de fomento social (e.g. bolsa família), profissão, perfil de consumo, entre outros.

Dada a extensa diversidade sócio demográfica da população brasileira em sua vasta área geográfica, a definição dos *clusters* para segmentação das bases de consumo de GLP são realizadas de forma regionalizada, chegando, em diversos casos, a serem adotadas especificamente para cada município. Sendo assim, a fim de facilitar o entendimento do texto, apresenta-se na **Figura 3** um exemplo conceitual desta etapa do processo.

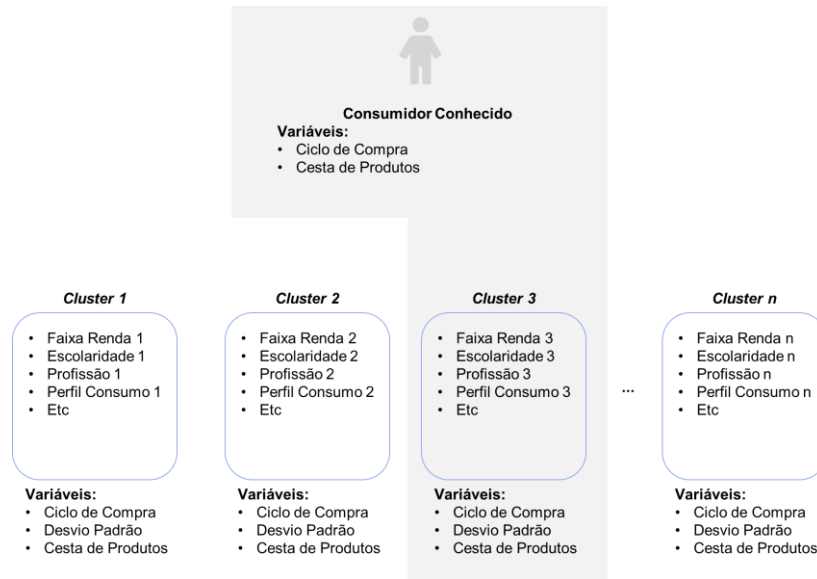


Figura 3: Diagrama conceitual de clusterização de consumidores de GLP.

Graças às tecnologias avançadas de tratamento de dados em massa (*big data*) e inteligência artificial, conforme demonstradas mais adiante, é possível que sejam criados quantos *clusters* forem necessários para se maximizar a precisão nas estimativas de padrão de consumo, e inferir com maior assertividade a data da próxima aquisição de GLP realizada por um dado consumidor.

3 – Análise via Inteligência Artificial (*redes neurais artificiais*):

As análises dos dados levantados e tratados, sejam para definir os *clusters* de segmentação, para alocar um dado indivíduo a um determinado *cluster*, ou para inferir a data precisa de próxima compra de um dado cliente, são realizadas através a aplicação de Redes Neurais Artificiais. Embora esta técnica incorra em um custo computacional significativamente elevado dada a quantidade de iterações necessárias para se minimizar o erro das estimativas, ela permite que as análises sejam realizadas sem interferência ou avaliação humana, o que traz ganhos de agilidade e custo global das recomendações de data de compra para cada consumidor.

Estudos preliminares demonstram que, para esta aplicação específica, a rede mais eficiente em termos de custo computacional e precisão de estimativas é o *multilayer perceptron*. Aqui, utilizam-se redes com até dez variáveis de entrada, duas camadas intermediárias de oito neurônios cada, e uma variável de saída, a qual permite inferir a data exata de compra de cada consumidor. A função de ativação selecionada, também por critérios de performance e precisão, é a sigmoide, com aprendizado em *batch*. Como o objetivo deste trabalho não é esmiuçar as

tecnicidades das aplicações, e sim apresentar seu estudo de caso, convida-se o leitor a visitar os artigos selecionados na seção **Referências** para maior detalhamento.

A **Figura 4**, abaixo, mostra o diagrama esquemático das redes neurais aplicadas a este trabalho, com objetivo de inferir quantos dias faltam para a próxima compra de GLP de um determinado consumidor.

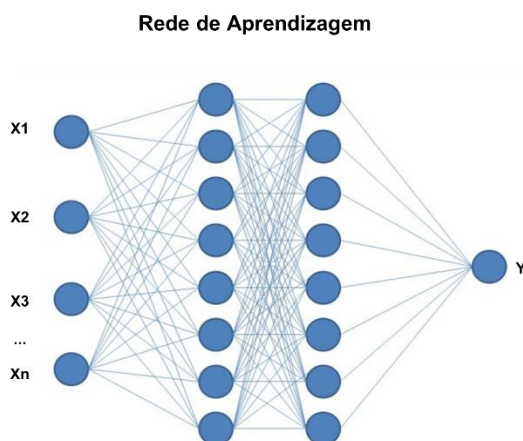


Figura 4: Diagrama conceitual de aplicação de Rede Neural Artificial para estimativa de data de compra de GLP por um dado consumidor.

Na figura acima, as variáveis de entrada X_1 a X_n representam as características sócio demográficas dos consumidores, normalizadas por seu cluster, bem como inferências de consumo de GLP adquiridas dos levantamentos de dados primários. A variável de saída Y representa a quantidade de dias faltantes para aquele dado consumidor realizar sua próxima compra de GLP, considerando a estimativa de seu consumo.

Através desta técnica, aplicada a cada *cluster* de indivíduos consumidores de GLP, e comparada ao comportamento individual de cada consumidor, pode-se prever, com elevado grau de precisão, a data exata de compra de gás realizada por cada consumidor.

Aplicação

A aplicação da metodologia descrita na seção anterior é completamente automatizada através de algoritmos específicos e processada totalmente em nuvem, eliminando a necessidade de interferência humana que não seja diretamente no código fonte, para fins de melhoria e aperfeiçoamento contínuo. Desta forma, o processo se torna automático, o que eleva sua performance em termos de agilidade de resposta e redução de custos, sendo este último reduzido ao custo de processamento e armazenagem de informações, incorporada a depreciação dos investimentos em pesquisa e desenvolvimento. Assim, a ferramenta pode ser aplicada a preços competitivos, respeitando a realidade econômica de todos os agentes de mercado, sejam revendedores de Classe I a Classe Especial, sejam companhias distribuidoras de qualquer porte.

Mais ainda, os resultados do processamento são disponibilizados aos usuários (comercializadores de GLP em geral) no formato de relatório de recomendações de endereçamento de consumidores específicos. Para tanto, cria-se uma ferramenta tecnológica de fácil uso, com consultoria técnica embutida. Nela, os operadores extraem a lista de recomendações de consumidores com maior probabilidade de consumo nos próximos dias, e fazem a campanha de venda ativa pela mídia que julgarem mais adequada. Como exemplos de mídias para endereçamento dos consumidores, destacam-se o telefone, *WhatsApp*, SMS, e-mail, notificações por *push*, entre outras, cada uma com resultados e indicadores de performance distintos.

Por convenção, os engajamentos são sempre realizados no primeiro horário da manhã, evitando que o cliente seja abastecido por outro agente do mercado ao longo do dia, e capturando os melhores resultados das estimativas, conforme apresentados na próxima seção.

A **Figura 5**, abaixo, apresenta o *layout* do relatório de previsão de recompra conforme disponibilizado para os agentes revendedores e companhias distribuidoras do mercado.

Frequência de compra

Próximas compras Clientes perdidos Imprimir

Nome	Endereço	Telefone	Frequência	Previsão de recompra
<input type="checkbox"/> Sônia de saigalas	Rua Doutor Batista Pereira 48 - Santos SP - CEP 11019100	1332231710	6	hoje
<input type="checkbox"/> Teresa	Rua Ivampa Lisboa 55 - Santos SP - CEP 11055120	1399757090	58	hoje
<input type="checkbox"/> Teresa	Rua Professor Torres Homem 210 - Santos SP - CEP 11025021	1332361148	67	hoje
<input type="checkbox"/> Boleira Fiel Caneca LTDA / Daniela	Rua Fiel Caneca 11 - Santos SP - CEP 11013151	1333272317	5	hoje
<input type="checkbox"/> Brastech Componentes para Elevadores Ltda	Rua Liberdade 816 - Santos SP - CEP 11025032	1333859869	18	amanha
<input type="checkbox"/> Manoel Hosantio de Jesus - ME	Rua Euclides de Cunha 87 - Santos SP - CEP 11065100	1332541480	4	amanha
<input type="checkbox"/> Almir de Souza Valente Junior -Me Brasilerinho	Rua Osvaldo Cochrane 239 - Santos SP - CEP 11040111	13997163059	13	amanha
<input type="checkbox"/> bar do vinca	Rua Luiz de Mattos 116 - Santos SP - CEP 11020330	1332317418	9	amanha
<input type="checkbox"/> jose	Avenida Coronel Joaquim Montenegro 40 - Santos SP - CEP 11035000	1333072714	52	amanha
<input type="checkbox"/> Fernando	Rua São Paulo 125 - Santos SP - CEP 11075330	1333851870	35	amanha
<input type="checkbox"/> Lize Soares	Rua Ricardo Pires 50 - Santos SP - CEP 11035170	1332787477	55	amanha
<input type="checkbox"/> Condomínio Edifício Residencial Marmota Ricardo(Sindicio)	Rua Nabuco de Araújo 256 - Santos SP - CEP 11025010		51	amanha
<input type="checkbox"/> Jurgel Paseti	Rua Primeiro de Maio 188 - Santos SP - CEP 11035180	13981436855	20	amanha
<input type="checkbox"/> Agostinho	Rua da Liberdade 702 - Santos SP - CEP 11023032	1332715604	85	amanha
<input type="checkbox"/> Sonete Marmotas	Rua Vinte e Oito de Setembro 264 - Santos SP - CEP 11015110	1333949584	18	em 2 dias
<input type="checkbox"/> Sandra Funcionaria	Rua Professor Targuinho Silva 20 - Santos SP - CEP 11070070	1332391249	29	em 2 dias
<input type="checkbox"/> bar do dita	Rua Jairo Conceição 395 - Santos SP - CEP 11015540		8	em 2 dias
<input type="checkbox"/> Gas Santos Comercio de Gas Ltda-ME	Avenida Siqueira Campos 88 - Santos SP - CEP 11015300	1332721177	3	em 2 dias
<input type="checkbox"/> Lara	Rua Benjamin Constant 128 - Santos SP - CEP 11040140	1332736762	85	em 2 dias
<input type="checkbox"/> Mixucos Bar	Rua Padre Anchieta 127 - Santos SP - CEP 11015120		10	em 2 dias
<input type="checkbox"/> Auto Posto Via Helias LTDA	Avenida Conselheiro Nébias 469 - Santos SP - CEP 11040001	1332325719	10	em 2 dias
<input type="checkbox"/> WELLS ELDORADO COMERCIO DE ALIMENTOS LTDA	Rua Alexandre Herculanio 228 - Santos SP - CEP 11030903	13996949992	8	em 2 dias
<input type="checkbox"/> amigos bar	Rua Doutor Carvalho de Mendonça 64 - Santos SP - CEP 11070103	1330620665	15	em 1 dia
<input type="checkbox"/> Davi	Avenida Marechal Floriano Peixoto 80 - Santos SP - CEP 11060300	1332844211	72	em 2 dias
<input type="checkbox"/> Maria	Rua General Jardim 3 - Santos SP - CEP 11040240	13992121551	46	em 3 dias
<input type="checkbox"/> Cecilia	Avenida Almirante Cochrane 1 - Santos SP - CEP 11049400	13991172300	75	em 3 dias

Figura 5: Relatório de previsão de data de compra de cada consumidor de GLP

Nesta figura, apresentam-se o nome do cliente, o endereço de entrega e seu telefone, além do resultado do processamento segundo metodologia apresentada anteriormente, indicando o dia em que o consumidor provavelmente irá realizar o pedido (se hoje, se amanhã, se em 2 dias, e assim por diante). Além disso, em relatório semelhante, apresenta-se ao agente comercializador a lista de clientes que deveriam ter realizados suas compras anteriormente, mas que não o fizeram. Esta segunda opção visa tanto possibilitar que sejam realizadas campanhas de recuperação de clientes (*retargeting*), quanto retroalimentar os algoritmos preditivos para ganho contínuo de precisão e assertividade. Por último, o agente revendedor ou companhia distribuidora que tiver acesso a estes resultados pode optar pela periodicidade de execução de suas campanhas de vendas, embora recomenda-se que sejam realizadas diariamente para que se obtenham resultados mais efetivos.

Resultados

A tecnologia apresentada neste trabalho está atualmente implantada em aproximadamente 3 mil agentes revendedores de GLP do mercado. O resultado de cada uma delas varia estritamente de acordo com o nível de engajamento de cada usuário para realizar as campanhas de venda ativa do GLP para seus consumidores, sendo observado padrão acerca do resultado técnico de precisão nas estimativas, em todos os casos.

Para exemplificar casos de sucesso da implementação da tecnologia apresentada, foi selecionada uma revenda piloto onde a aplicação da metodologia foi colocada em prática seguindo critérios pré-estabelecidos, tais quais endereçamento diário dos consumidores seguindo rigorosamente as recomendações do algoritmo. Para tanto, avaliaram-se duas métricas de desempenho: (1) a taxa de conversão das campanhas de venda ativa, representada pela razão entre a quantidade de consumidores que realizaram a compra do GLP através da campanha e o total de consumidores contatados segundo recomendações da ferramenta, e (2) o incremento de vendas no primeiro mês de aplicação da tecnologia, descontada a sazonalidade característica do setor para aquele mês, com relação ao anterior. Os resultados seguem elencados abaixo:

(1) Taxa média de conversão das campanhas de venda ativa segundo recomendações do algoritmo apresentado;

Abaixo, a **Figura 6** apresenta um exemplo de relatório de previsão de consumo, conforme ilustrado na Figura 5, mas apontando os eventos de sucesso nas estimativas. As linhas em cinza indicam clientes que responderam à campanha de venda ativa, adquirindo o GLP, *vis à vis* todas as recomendações realizadas pela ferramenta.

Este exercício, exemplificado na Figura 6, foi repetido continuamente ao longo de 30 dias, para aferição precisa dos resultados da campanha, e para garantir tamanho significativo de amostra de eventos de sucesso e de fracasso. Como resultado, observa-se, a intervalo de 95% de confiança, uma taxa de conversão de $0,343 \pm 0,021$. Ou seja, pode-se assegurar, dentro do intervalo de confiança, uma taxa de conversão entre aproximadamente 32% e 36%, o que significa, na prática, que a cada 3 consumidores endereçados através da campanha, seguindo as recomendações do algoritmo, 1 cliente realizou a compra do GLP.

Este resultado é expressivo sobre qualquer técnica existente de marketing de impacto sobre consumidores, não só no mercado de GLP, mas em qualquer outro. No caso do GLP, tamanha expressão pode ser explicada tanto pela robustez da metodologia aqui apresentada, quanto pelo

comportamento relativamente padronizado de consumo das famílias com relação a este produto. Esta última é uma característica intrínseca deste mercado, e que é absorvida com excelência pelas ferramentas e métodos aqui apresentados.

Frequência de compra				
Nome	Endereço	Telefone	Frequência	Previsão de recompra
<input checked="" type="checkbox"/> Manuel Hossaino de Jesus - ME	Rua Euclides da Cunha 87 - Santos SP - CEP 11065100	1332341480	4	Sucesso
<input type="checkbox"/> Almir de Souza Valente Junior - Me Brasilerinho	Rua Oswaldo Cochrane 233 - Santos SP - CEP 11040111	13997163059	13	Sucesso
<input checked="" type="checkbox"/> bar do brito	Rua Luiz de Mattos 116 - Santos SP - CEP 11020330	1332317418	9	Sucesso
<input checked="" type="checkbox"/> jose	Avenida Coronel Joaquim Montenegro 40 - Santos SP - CEP 11035000	1333072714	52	Sucesso
<input type="checkbox"/> Automática	Rua Santos Dumont 66 - Santos SP - CEP 11015230	133223444	1	Sucesso
<input checked="" type="checkbox"/> Liete Soares	Rua Ricardo Pinto 50 - Santos SP - CEP 11035170	1332737477	55	Sucesso
<input checked="" type="checkbox"/> Condomínio Edifício Residencial Marimbá Ricardo(Sindicó)	Rua Nabuco de Araújo 256 - Santos SP - CEP 11025010		51	Sucesso
<input type="checkbox"/> Jorge Pastel	Rua Primeiro de Maio 168 - Santos SP - CEP 11035180	13991456855	20	Sucesso
<input checked="" type="checkbox"/> Agostinho	Rua da Liberdade 702 - Santos SP - CEP 11025032	1332715604	85	Sucesso
<input checked="" type="checkbox"/> Ivonete Marmittas	Rua Vinte e Oito de Setembro 264 - Santos SP - CEP 11015110	1333949584	18	Sucesso
<input checked="" type="checkbox"/> Sandra Fundacionaria	Rua Professor Tanquinho Silva 20 - Santos SP - CEP 11070070	1332391249	29	Sucesso
<input type="checkbox"/> bar do dida	Rua Júlio Conceição 395 - Santos SP - CEP 11015540		8	Sucesso
<input checked="" type="checkbox"/> Lara	Rua Benjamin Constant 128 - Santos SP - CEP 11040140	1332736782	85	Sucesso
<input type="checkbox"/> Mascuos Bar	Rua Padre Anchieta 127 - Santos SP - CEP 11015120		10	Sucesso
<input type="checkbox"/> WELLS ELDRADO COMERCIO DE ALIMENTOS LTDA	Rua Alexandre Herculano 225 - Santos SP - CEP 11030903	13996949992	8	Sucesso
<input type="checkbox"/> amigos bar	Rua Doutor Carvalho de Mendonça 64 - Santos SP - CEP 11070103	1330620685	15	Sucesso
<input type="checkbox"/> Gas Santos Comercio de Gas Ltda-ME	Avenida Siqueira Campos 96 - Santos SP - CEP 11015300	1332721177	3	Sucesso
<input checked="" type="checkbox"/> Davi	Avenida Marechal Floriano Peixoto 80 - Santos SP - CEP 11060300	1332844211	72	Sucesso
<input type="checkbox"/> Maria	Rua General Jardim 3 - Santos SP - CEP 11040240	13992121551	46	Sucesso
<input type="checkbox"/> Cecilia	Avenida Almirante Cochrane 1 - Santos SP - CEP 11048400	13991172300	75	Sucesso
<input type="checkbox"/> Ana	Rua da Liberdade 240 - Santos SP - CEP 11025032	13974201292	11	Sucesso
<input type="checkbox"/> namijuan	Rua Joaquim Távora 67 - Santos SP - CEP 11075300	1322023830	14	Sucesso
<input type="checkbox"/> Cintia	Rua República Argentina 81 - Santos SP - CEP 11065030	1332515670	82	Sucesso
<input type="checkbox"/> Parnificadora Washington Luiz de Santos Ltda	Avenida Washington Luiz 449 - Santos SP - CEP 11055001	1332323689	20	Sucesso
<input type="checkbox"/> Cristina	Rua República Argentina 47 - Santos SP - CEP 11065030	133254066	48	Sucesso
<input type="checkbox"/> Neusa	Rua Visconde de Farias 49 - Santos SP - CEP 11075711	13991360320	32	Sucesso

Figura 6: Relatório de previsão de data de compra de cada consumidor de GLP, indicando eventos de sucesso e eventos de fracasso como resposta às campanhas de venda ativa realizada por telefone.

Estes resultados demonstram um claro avanço da aplicação de tecnologias mais avançadas perante a análise de histórico individual de cada cliente, cuja taxa de conversão das campanhas ativas era de aproximadamente 12% (ou aproximadamente um engajamento assertivo a cada 8 tentativas) conforme mencionado anteriormente.

(2) Incremento de vendas no primeiro mês de aplicação da metodologia;

Nesta métrica, compara-se a performance global do depósito piloto após a aplicação da tecnologia apresentada neste artigo. Para tanto, é necessário primeiramente se descontar a sazonalidade característica do setor, a fim de se isolarem efeitos externos da avaliação. A sazonalidade característica considerada foi calculada a partir da média mensal de consumo de GLP dos últimos 10 anos na região Sudeste do Brasil, onde está localizada a revenda utilizada neste estudo piloto. Assim, considera-se esperado crescimento de 3,8% em vendas, entre os meses de junho e julho, período da análise. Com isso, a **Figura 7**, abaixo, mostra a evolução do fluxo de caixa desta revenda, no mês imediatamente anterior à aplicação da ferramenta, comparado com o primeiro mês de sua utilização.

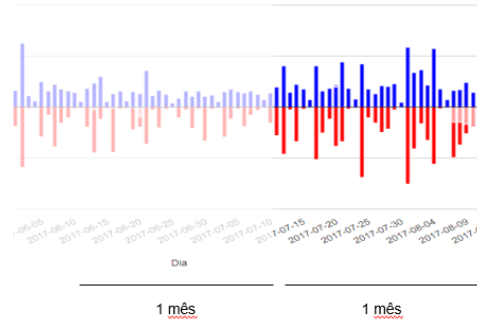


Figura 7: Fluxo de caixa comparativo de revenda-piloto no mês imediatamente anterior à aplicação da metodologia proposta, e no primeiro mês de sua aplicação.

Avaliando a figura acima, fica nítido o aumento de movimentação financeira da revenda entre os dois períodos analisados, elevando sua entrada de caixa, e logo sua capacidade de investimento, e fazendo com que a revenda absorvesse maior tonelage da companhia distribuidora, elevando a eficiência global da cadeia de valor.

Para fins de discrição acerca das informações financeiras da revenda-piloto, e isolando fatores externos da análise, tais quais a inflação no período, vamos apresentar os volumes processados pela revenda em toneladas de GLP.

O giro de GLP, em toneladas, no mês imediatamente anterior à aplicação da metodologia proposta foi de 15,52. No seu primeiro mês de aplicação, este volume subiu para 19,83, o que representa um aumento total de 20,1%. Considerando o efeito de crescimento sazonal mencionado anteriormente, pode-se inferir que a mudança de comportamento da revenda, através da aplicação da metodologia proposta, acarretou em incremento de **16,3%** ante o mês anterior, em toneladas de GLP.

Esta evolução se dá primordialmente por esta revenda, a partir do primeiro mês de implantação da metodologia proposta, evitar a substituição de marca por parte de seus consumidores, algo comumente observado nas diversas praças do país. Fidelizando sua clientela e elevando seu nível de serviço, a revenda é capaz de crescer de forma estrutural e saudável, absorvendo as trocas de fornecedor por parte dos clientes para seu resultado próprio. Assim, esperava-se que os resultados apresentados neste piloto se repetissem nos meses subsequentes, tendo continuidade de aplicação da metodologia aqui apresentada, e foi o que se observou no acompanhamento contínuo dos trabalhos da revenda.

Conclusão

Este estudo apresentou uma nova metodologia de abordagem de mercado para os comercializadores de GLP. Através de algoritmos sofisticados de predição, os quais incluem técnicas de *Big Data* e Redes Neurais Artificiais, é possível se estimar, com precisão de 1 para 3, a data exata de recompra de um determinado consumidor. Com isso, os agentes comercializadores do mercado têm a oportunidade de endereçar seus clientes de forma ativa, através das diversas mídias disponíveis, contrapondo a cultura histórica, na qual se aguarda iniciativa dos consumidores para se realizar a comercialização dos produtos. Com sua aplicação, pôde-se observar incremento de aproximadamente 16% na tonelagem do depósito piloto. Este ganho se deve devido à fidelização de seus clientes, para os quais se passou a oferecer níveis de serviço mais elevados, evitando a substituição de fornecimento por outro agente do mercado. Desta forma, o movimento natural de substituição de fornecimento por parte dos consumidores passou a compor crescimento em seus resultados.

Extensões

Como extensão deste trabalho, estuda-se a automatização do endereçamento dos consumidores através das recomendações realizadas pelos algoritmos aqui apresentados. Desta forma, os resultados incrementais dos depósitos onde esta tecnologia é aplicada serão observados sem esforços adicionais por parte dos agentes comercializadores de GLP, e fará com que a ferramenta aqui discutida seja o primeiro CRM do mercado capaz de gerar vendas aos seus usuários, além dos demais benefícios intrínsecos à sua aplicação.

Referências

- ANDERSON, DAVID R. et al. Estatística Aplicada à Administração e Economia, Pioneira Thomson Learning, 2002.
- BARROSA M.R., SALLES, A.V, RIBEIRO C. O., Portfolio optimization through Kriging methods, Applied Economics, 48:50, 4894-4905, 2016
- BHADESHIA, Neural Networks in Materials Science, ISIJ International, Vol. 39, n. 10, p. 966-979, 1999.
- COSTA NETO, P. L. O. Estatística. 2ª. ed. São Paulo: Editora Blücher, 2002.
- ERTAS, A. e J. JONES, The Engineering Design Process, Chapter 1, 2nd Edition, Wiley, 1993.
- FERNÁNDEZ, A. e S. GÓMEZ, Portfolio selection using neural networks, Computers and Operations Research, p. 1177-1191, 2007.
- HEBB, D.O., The organization of behavior: a neural psychological theory. New York: Wiley, 1949.
- HOPFIELD, J., Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities, Proceedings of the National Academy of Science (USA), Vol. 79, p. 2554-2558, 1982.
- LIU, Q., GUO, Z. e J. WANG, A one-layer recurrent neural network for constrained pseudoconvex optimization and its application for dynamic portfolio optimization, Neural Networks, p. 99-109, 2012
- MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C. Estatística Aplicada e Probabilidade para Engenheiros. 2ª. ed. [S.l.]: LTC, 2003.
- MURRAY, A. F., Applications of Neural Networks. The University of Edinburgh, Kluwer Academic Pub, 1995.
- NETO, P. L. O. C.; CYMBALISTA, M. Probabilidades. São Paulo: Edgar Blucher Ltda, 2006.
- NASCIMENTO, C.O., R. GIUDICI e R. GUARDANI, Neural network based approach for optimization of industrial chemical processes, Computers and Chemical Engineering 24, 2000, p. 2303-2314
- PAPALAMBROS, P.Y. e D.J. WILDE, Principles of Optimal Design, Cambridge University Press, 2000.

PONTIN, T., Otimização multidisciplinar distribuída aplicada a projetos de engenharia, Universidade de São Paulo, Tese de Doutorado, 2008.

ROSENBLATT, F., The Perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. Psychological Review, Vol. 65, p. 386-408, 1958.

RUMELHART, D., HINTON, G., WILLIAMS, R., Learning representations by back-propagating errors. Nature. Vol. 323, p. 533-536, 1986.