



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CENTRO DE CIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE ESTATÍSTICA E MATEMÁTICA APLICADA
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ESTATÍSTICA

JOSE WARISTON BARROS

**RELATÓRIO DE ESTÁGIO SUPERVISIONADO OBRIGATÓRIO II REALIZADO
NA EMPRESA FORTBRASIL ADMINISTRADORA DE CARTÕES DE CRÉDITO**

FORTALEZA

2020

JOSE WARISTON BARROS

RELATÓRIO DE ESTÁGIO SUPERVISIONADO OBRIGATÓRIO II REALIZADO NA
EMPRESA FORTBRASIL ADMINISTRADORA DE CARTÕES DE CRÉDITO

Relatório de Estágio Supervisionado Obrigatório II apresentado à Coordenação do Curso de Graduação em Estatística do Centro de Ciências da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do grau de bacharel em Estatística.

Orientador: Prof. Dr. Gualberto Segundo
Agamez Montalvo

FORTALEZA

2020

JOSE WARISTON BARROS

RELATÓRIO DE ESTÁGIO SUPERVISIONADO OBRIGATÓRIO II REALIZADO NA
EMPRESA FORTBRASIL ADMINISTRADORA DE CARTÕES DE CRÉDITO

Relatório de Estágio Supervisionado Obrigatório II apresentado à Coordenação do Curso de Graduação em Estatística do Centro de Ciências da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do grau de bacharel em Estatística.

Aprovada em: ___/___/___

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Gualberto Segundo Agamez
Montalvo (Orientador)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dr. João Maurício Araújo Mota
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dr. João Welliandre Carneiro Alexandre
Universidade Federal do Ceará (UFC)

“A persistência é o caminho do êxito.”

(Charles Chaplin)

RESUMO

O presente relatório tem como objetivo descrever as atividades desenvolvidas durante o estágio supervisionado obrigatório II, na empresa Fortbrasil Administradora de Cartões de Crédito, localizada em Fortaleza, Ceará. Esta empresa atua principalmente com cartões de crédito desde o ano de 2005. Esse estágio foi orientado pelo professor Dr. Gualberto Segundo Agamez Montalvo e foi supervisionado pelo coordenador do setor de *Data Science* Lucas Pinheiro de Goes Carneiro. Durante o período de 2 de janeiro de 2020 até 07 de abril de 2020 foram realizadas diversas atividades, como construção de relatórios gerenciais que visavam o acompanhamento dos modelos que eram utilizados no setor e tratamento de base de dados para disponibilização de informações para o setor. Para o desenvolvimento dessas atividades foram utilizadas algumas ferramentas computacionais já conhecidas durante a graduação, sendo as mais usadas o *RStudio*, *Power BI* e *SQL Server*. Além de ter me desenvolvido em relação ao conhecimentos dessas ferramentas, também pude me desenvolver como profissional, tendo vivências práticas do ambiente de trabalho.

Palavras-chave: Cartão de crédito, Risco, Estágio.

LISTA DE FIGURAS

| | |
|---|----|
| Figura 1 – Capa de apresentação do MIS dos modelos de manutenção. | 16 |
| Figura 2 – Teste de KS1 para semelhança da população. | 17 |
| Figura 3 – Teste de KS2 para performance do modelo. | 18 |
| Figura 4 – Valores de KS1 de forma histórica. | 19 |
| Figura 5 – Valores de KS2 de forma histórica. | 20 |
| Figura 6 – Visão histórica <i>MIS</i> - Modelos de Aquisição. | 23 |
| Figura 7 – KS1 histórico do primeiro modelo de aquisição. | 24 |
| Figura 8 – KS1 histórico do segundo modelo de aquisição. | 24 |
| Figura 9 – KS2 histórico do primeiro modelo de aquisição. | 25 |
| Figura 10 – KS1 histórico do segundo modelo de aquisição. | 26 |
| Figura 11 – Visão mensal <i>MIS</i> - Modelos de Aquisição. | 27 |

LISTA DE TABELAS

| | |
|---|----|
| Tabela 1 – Valores referenciais de KS para aderência ao público | 19 |
| Tabela 2 – Valores referenciais de KS para acurácia | 19 |

LISTA DE ABREVIATURAS

BI - *Business Intelligence*

KS - *Kolmogorov – Smirnov*

SQL - *Structured Query Language*

MIS - *Management Information System*

SUMÁRIO

| | | |
|-------|---|----|
| 1 | INTRODUÇÃO | 9 |
| 2 | IDENTIFICAÇÃO DO CAMPO DE ESTÁGIO | 10 |
| 2.1 | Fortbrasil Administradora de Cartões de Crédito | 10 |
| 2.2 | O setor de <i>Data Science</i> | 10 |
| 3 | OBJETIVOS | 12 |
| 3.1 | Objetivos específicos do estágio | 12 |
| 4 | ATIVIDADES DESENVOLVIDAS DURANTE O ESTÁGIO SUPERVI- SIONADO OBRIGATÓRIO I | 13 |
| 4.1 | Validação das informações estruturadas | 13 |
| 4.2 | Tratamento do Faturamento x Pagamento | 13 |
| 4.3 | Auditorias de Limite | 14 |
| 4.3.1 | <i>Auditoria de Adequação de Limite</i> | 14 |
| 4.3.2 | <i>Auditoria de Aumento de Limite</i> | 14 |
| 4.3.3 | <i>Auditoria de Redução de Limite</i> | 14 |
| 4.4 | Checagem da pontuação de Behavior Score na Conductor | 15 |
| 4.5 | MIS - Modelos de Manutenção | 15 |
| 4.5.1 | <i>Visão Histórica</i> | 16 |
| 4.5.2 | <i>Visão Mensal</i> | 20 |
| 5 | ATIVIDADES DESENVOLVIDAS DURANTE O ESTÁGIO SUPERVI- SIONADO OBRIGATÓRIO II | 22 |
| 5.1 | Checagem da pontuação dos modelos de <i>Collection Score</i> | 22 |
| 5.2 | MIS - Modelos de Aquisição | 22 |
| 5.2.1 | <i>Visão Histórica</i> | 23 |
| 5.2.2 | <i>Visão Mensal</i> | 26 |
| 6 | CONSIDERAÇÕES FINAIS | 28 |
| 7 | REFERÊNCIAS | 29 |

1 INTRODUÇÃO

Através de um estágio supervisionado, muitos estudantes de graduação tem seu primeiro contato com o mercado de trabalho, onde podem aplicar os conceitos e práticas que foram vivenciadas durante sua graduação. Com esse contexto, fui inserido em abril de 2019 na empresa FortBrasil Administradora de Cartões de Crédito, no setor de risco, tendo como orientador o professor Dr. Gualberto Segundo Agamez Montalvo e como supervisor o analista de risco Lucas Pinheiro de Goes Carneiro. Em janeiro de 2020 a célula de Modelos do setor de Risco se expandiu e se tornou um setor independente. Então, junto com essa célula, fui alocado para esse novo setor. Da mesma forma que em 2019, fiquei sobre a supervisão do analista de risco Lucas Pinheiro de Goes Carneiro.

Essa empresa, por estar ligada à concessão de créditos, lida com diversas situações que não são tratadas no curso de estatística, como a questão de captação de clientes, venda de seus produtos e linguagem específica para quem é dessa área. Por conta disso, o primeiro momento do estágio foi de conhecimento dos outros setores e entendimento sobre negócio. Esse período de conhecimento do negócio durou cerca de um mês. Após esse período de aprendizado, comecei então a desenvolver atividades mais específicas.

As atividades que foram realizadas estavam relacionadas principalmente com relatórios gerenciais, onde os mesmos eram construídos, atualizados e essencialmente analisados para auxílio na tomada de decisões. Além disso, foi realizado o tratamento de algumas bases que chegavam ao setor e precisavam ser exportadas num formato padrão para outros setores ou se fosse o caso, para outras empresas.

2 IDENTIFICAÇÃO DO CAMPO DE ESTÁGIO

Instituição: FortBrasil Administradora de Cartões de Crédito

Endereço: Av. Bezerra de Menezes, nº 100 - Farias Brito, Fortaleza, CE

Missão: Prestar serviços financeiros com responsabilidade, de forma ágil e competente, assegurando rentabilidade, satisfação para os clientes e a valorização dos colaboradores. ¹

Visão: Ser percebida nacionalmente como uma empresa de referência em soluções financeiras, atuando com qualidade, rentabilidade e responsabilidade.

2.1 Fortbrasil Administradora de Cartões de Crédito

A FortBrasil é uma *fintech* ² genuinamente brasileira que há 15 anos atua no segmento financeiro na concessão de crédito rápido e consciente para clientes e parceiros (FORTBRASIL, 2020). A maior especialidade da FortBrasil são os cartões *private label*, que são os famosos cartões de loja. Com esses cartões, seus clientes poderiam fazer compras em todas as empresas que tenham parceria com essa administradora. Porém, essa empresa firmou uma parceria com a Mastercard, surgindo então, o cartão FortBrasil-Mastercard, sendo aceito na maioria dos estabelecimentos de todo o mundo.

Seu principal público são as pessoas das classes sociais C, onde abrange pessoas que ganham entre 3 e 5 salários mínimos e pessoas da classe social D, sendo basicamente as pessoas que têm renda entre 1 e 3 salários mínimos. Dessa forma, muitos de seus clientes não tem sequer uma conta bancária ou outro acesso a crédito, tendo assim a FortBrasil um papel muito importante na vida dessas pessoas.

2.2 O setor de *Data Science*

Esse setor é responsável por criar, desenvolver e acompanhar os modelos estatísticos que os respectivos setores da empresa irão utilizar, sendo que o maior enfoque está nos modelos que são utilizados no setor de Risco e na área de Recuperação de Crédito. Este setor é formado por um cientista da computação, um engenheiro da computação, um estagiário em estatística, um estagiário em engenharia elétrica, um estagiário em engenharia de produção e por três estatísticos, sendo um destes estatísticos o coordenador do setor.

¹ FORTBRASIL (Brasil). Quem somos. 2020. Disponível em: <<https://www.fortbrasil.com.br/quem-somos>>. Acesso em: 29 jan. 2020.

² *Fintech*: Empresas que trabalham para inovar e otimizar tecnologias.

Dentre os modelos que são utilizados no setor Risco, podemos citar o modelo de *Credit Score* que está ligado à entrada de novos clientes e o modelo de *Behavior Score* que está ligado a manutenção das contas. O modelo de *Credit Score* ou pontuação de crédito é um método consagrado pelo mercado para avaliar o risco de inadimplência em todo tipo de financiamento. De modo geral, esse modelo consulta informações dos clientes em alguns birôs de crédito³, e a partir dessas informações, calcula a probabilidade do cliente ser inadimplente. Esse modelo foi implementado no *Software R*. Além de ser uma linguagem de alto nível, dispõe de funcionalidades já implementadas para o modelo abordado. O *Software R* é livre e gratuito e está disponível em R Core Team (2020).

O modelo de *Behavior Score* atribuí um número associado ao comportamento do cliente em seu histórico de transações, dando assim uma pontuação que varia entre 0 e 100, onde quanto maior esta pontuação, melhor é o cliente. Esse modelo é desenvolvido em parceria com a Neurotech, que é uma das empresas parceiras da FortBrasil. Diferentemente do primeiro modelo, este foi implementado *Python* através da interface Jupyter.

Em relação à área de Recuperação de Crédito, o setor de *Data Science* desenvolve e acompanha o modelo de *Collection Score*, que está ligado à cobrança de clientes inadimplentes. Basicamente esse modelo divide os clientes nas diferentes faixas de atraso, onde ficam principalmente atrasos de curto, médio e longo prazo. Então, através desse modelo, assim como no modelo de *Behavior Score*, a pessoa receberá uma pontuação referente a sua probabilidade de pagar sua dívida ou continuar em atraso. Assim como o modelo de *Credit Score*, esse também foi implementado no *Software R*.

Para o modelo de *Collection Score*, os próprios criadores deste modelo desenvolvem todo o acompanhamento através de relatórios gerenciais. Porém, em relação aos outros dois modelos, desenvolvi um relatório gerencial para cada um deles, na qual acompanhava principalmente como estavam suas respectivas performances e pontos que poderiam ser melhorados.

³ Birô de Crédito: é um banco de dados que instituições e empresas relacionadas à proteção do crédito mantém com informações sobre os consumidores, como empréstimos, compras em lojas e se manteve esses pagamento em dia ou não.

3 OBJETIVOS

O estágio supervisionado obrigatório II tem por objetivo proporcionar vivências para o discente, de tal modo que ele possa aplicar o que ele aprendeu durante sua graduação. Além disso, de preparar ao aluno para sua inserção no mercado de trabalho.

3.1 Objetivos específicos do estágio

- Preparar o discente para inserção no mercado de trabalho.
- Compreender os processos práticos da Estatística.
- Incitar o discente a ter uma visão mais ampla em relação ao negócio, indicando melhorias em processos e/ou situações.
- Gerar informações para tomada de decisão.

4 ATIVIDADES DESENVOLVIDAS DURANTE O ESTÁGIO SUPERVISIONADO OBRIGATÓRIO I

(??) O estágio supervisionado obrigatório I aconteceu no setor de Risco da empresa FortBrasil Administradora de Cartões de Crédito entre abril de 2019 e dezembro de 2019 e foi desenvolvido as seguintes atividades:

1) Período de capacitação, onde conheci um pouco sobre os outros setores da empresa e sobre os principais processos do setor de Risco.

2) Validar e tratar tabelas de informação (diárias e mensais) e auditorias referente a processos que alterem o limite dos clientes.

3) Desenvolver relatórios a nível gerencial para acompanhamento de um dos modelos que a empresa utilizava.

4.1 Validação das informações estruturadas

Todos os dias, a Conductor, que é uma das empresas parceiras, atualiza os bancos de dados da FortBrasil automaticamente. Algumas das tabelas que a Conductor atualiza, acontece diariamente, outras acontecem mensalmente. Fiquei responsável de validar se a tabela de informações estruturadas, que guarda informações referente a todos os clientes da FortBrasil ao longo dos meses, estava conforme o formato que a FortBrasil esperava. E isso dizia respeito tanto em relação ao formato de arquivo, quanto se as informações estavam corretas. Essa atividade acontecia uma vez por mês

4.2 Tratamento do Faturamento x Pagamento

Da mesma forma que todos os meses a Conductor gera o arquivo de informações estruturadas, ela é responsável por gerar o arquivo de Faturamento x Pagamento, que como o nome diz, informa quanto foi cada fatura e o total de pagamentos referente ao último mês.

Esse processo acontece após o último dia de corte de fatura do mês. Nele são baixadas informações de faturas e pagamentos referentes ao mês anterior. Então, após baixar esse arquivo, era conferido se as informações estavam corretas e ele era exportado para a Neurotech por meio de um ambiente de transferência de arquivos. Após isso, o arquivo era disponibilizado na pasta de acesso do setor de risco, para caso algumas das células precisasse deste arquivo.

4.3 Auditorias de Limite

Todo processo que envolve alterar o limite de um cliente de alguma forma é bem delicado, pois isso pode impactar tanto na vida do cliente quanto na carteira da Fortbrasil. Haja vista a importância desses processos, é realizada uma auditoria mensalmente, para checar se esses processos que ficam sob responsabilidade da célula de manutenção e cobrança está ocorrendo sem falhas.

4.3.1 Auditoria de Adequação de Limite

Quando um cliente faz seu cartão, começa com um limite provisório, que é alterado no dia seguinte, sendo que em alguns casos o cliente já fica com o limite definitivo. Porém, muitas vezes esse limite não é condizente com a renda dele, então para reparar isso é realizado o processo de adequação.

Esse processo acontece uma vez por mês para os clientes que tem entre 2 e 5 meses de conta e estão fazendo compras e pagamentos nesse período. Então com isso, era combinado com a célula de portfólio um dia no mês para auditar a base que essa célula enviaria para adequar o limite desses clientes.

4.3.2 Auditoria de Aumento de Limite

Se para os clientes que acabaram de fazer o cartão existe a adequação de limite, para os clientes que estão há mais de 5 meses existe o aumento de limite. Diferentemente do processo de adequação, esse processo acontece um dia após o corte de cada fatura. Como em um mês existem vários vencimentos, então é combinado previamente um vencimento para ser realizado esse processo de auditoria.

Além de identificar os erros que possam estar acontecendo, como problemas com as bases que são utilizadas para o aumento, ou problemas nos códigos que os analistas utilizaram para formar a base de aumento, nesse processo também são indicados algumas melhorias

4.3.3 Auditoria de Redução de Limite

Da mesma forma que acontecem processos que aumentam o limite dos clientes, também existe um processo que pode reduzir o limite do cliente. Ele acontece 2 dias depois de cada vencimento. Da mesma maneira que o processo de aumento de limite, para ele é escolhido

um vencimento específico no mês para que aconteça esse processo de auditoria.

4.4 Checagem da pontuação de Behavior Score na Conductor

Como foi mencionado anteriormente, todos os meses a Neurotech gera a pontuação do Behavior Score, que é um dos modelos internos mais importantes da empresa. Essa pontuação é enviada para a FortBrasil, que repassa para a Conductor importar no sistema. Porém, em alguns momentos essa pontuação ficava divergente nos dois lugares, então em relação a isso é feito uma rotina diária de verificação dessa pontuação.

Para verificar isso, realizava uma consulta nos bancos de dados da Fortbrasil, utilizando o programa *SQL Server* em duas tabelas, em que na primeira tabela observava a pontuação de Behavior Score que a Neurotech informava e na segunda tabela a pontuação de Behavior Score que a Conductor informava e isso é analisado por meio de um gráfico de colunas, que mostra quantas pontuações estão erradas e quantas pontuações estão corretas. Esse gráfico é feito no programa *Power BI*. Através disso, verificava se tinha algum problema e informava os setores responsáveis de reparar isso.

4.5 MIS - Modelos de Manutenção

Os MIS, sigla inglesa de *Management Information Systems* (em português, Sistemas de Informação de Gestão ou SIG) são sistemas cuja função é a disponibilização de informação que dê apoio à gestão quer nas operações, quer na tomada de decisão (KNOOW.NET, 2016). No contexto da célula de modelagem, são os relatórios que mostram como estão os modelos que estão em produção.

No período do estágio supervisionado obrigatório I desenvolvi o MIS referente ao modelo de Behavior Score. Este modelo já foi desenvolvido e já está em produção, nesse relatório de MIS é mostrado todo o acompanhamento referente a ele, para ser analisado se o modelo ainda está performando e sendo útil. A seguir, na Figura 1 podemos ver a capa desse relatório:

Figura 1 – Capa de apresentação do MIS dos modelos de manutenção.



Fonte: Elaboração própria

Para o MIS do Behavior Score é feito o acompanhamento por meio de duas visões: visão histórica e visão mensal.

4.5.1 Visão Histórica

Na visão histórica, existem 4 gráficos. O primeiro é um gráfico de colunas empilhadas onde se mostra a quantidade de público alvo por mês. O público alvo são as pessoas que estão aptas a serem pontuadas pelo modelo. Para uma pessoa ser pontuada por esse modelo, deve passar por algumas regras, como estar emitindo fatura nos últimos meses ou estar em até 15 dias de atraso por exemplo. Não será mostrado o gráfico por se tratarem de informações sigilosas.

O segundo é um gráfico de linhas que apresenta o histórico mensal da taxa de maus referente à pontuação de behavior. Quando uma pessoa é pontuada por esse modelo é avaliada após 4 meses, sendo que ela pode ter 3 possíveis respostas: bom, mau e indeterminado.

Uma pessoa boa é alguém que após 4 meses daquela pontuação se encontra com todas as suas faturas pagas até o momento. Uma pessoa má é alguém que está com mais de 65 dias em atraso. E por fim, alguém que tem performance indeterminada é alguém que está em atraso, mas está com menos de 65 dias de atraso. Como não sabemos se essa pessoa irá superar os 65 dias de atraso ou voltará a ter suas faturas em dias, consideramos performance indeterminada.

Para o cálculo da taxa de maus só são consideradas as pessoas que tem performance boa ou má. sendo descrita da seguinte fórmula:

$$\text{taxa de maus} = \frac{\text{quantidade de maus}}{\text{quantidade total de maus e bons}}$$

O terceiro e o quarto gráfico são gráficos de linhas que representam historicamente os valores das estatísticas de Kolmogorov-Smirnov para verificar performance do modelo.

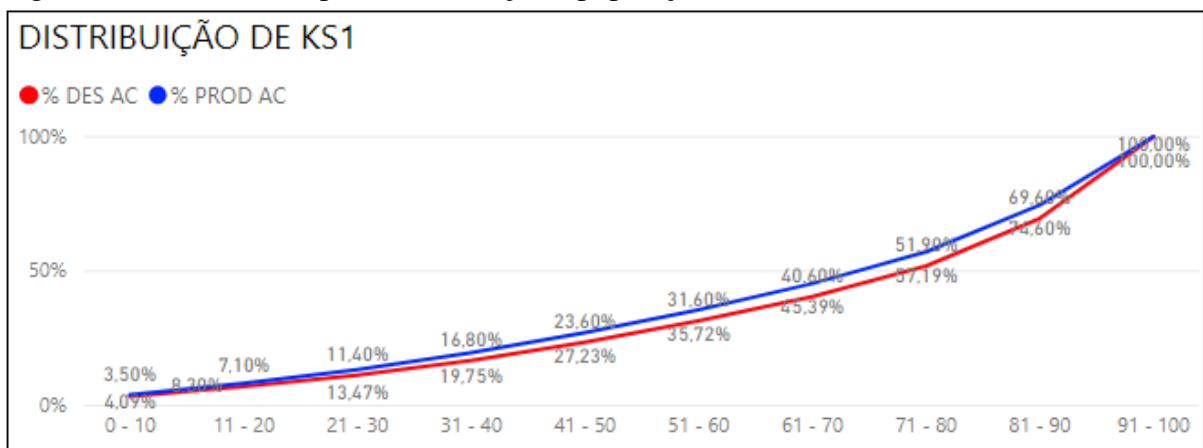
A estatística de Kolmogorov-Smirnov (KS) é frequentemente utilizada na análise de desempenhos de modelos de Behavior Score. A KS é obtida através da distância máxima entre a frequência relativa acumulada de maus clientes e a frequência relativa acumulada de bons clientes (ALVES, 2008). Atualmente no mercado existem duas formas de aplicação da KS, denominadas:

- KS1: Consiste em comparar o público-alvo do respectivo mês com a base de desenvolvimento do modelo, para notar se houve alguma mudança no público alvo. Ela é feita comparando a frequência acumulada da base de desenvolvimento com a base de público alvo. Quanto menor a distância entre as duas, melhor.

- KS2: Já o KS2 compara a frequência acumulada dos bons em relação aos maus, sendo que quanto maior, melhor.

Para o cálculo da KS1, as pontuações de Behavior Score são divididas em 10 faixas, em que a mesma varia de 10 em 10 e são comparados as proporções de cada faixa do desenvolvimento com o público-alvo do mês de estudo. Notaremos isso através da Figura 2.

Figura 2 – Teste de KS1 para semelhança da população.



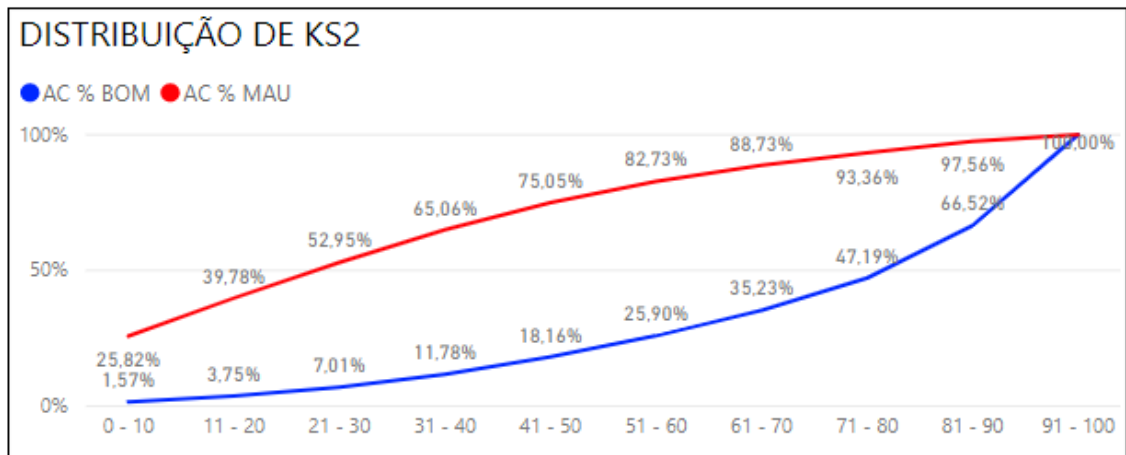
Fonte: Elaboração própria

Na Figura 2 a linha vermelha representa as proporções do desenvolvimento do modelo. Isso quer dizer que quando o modelo foi desenvolvido, existiam exatamente essas

proporções de pontuações nas suas respectivas faixas. E a linha azul representa a proporção em cada faixa do mês que estamos calculando. Notamos que a maior distância entre as duas linhas está na oitava faixa de behavior (71 - 80), que é de 5,29%, então esse é a KS1 do mês.

Da mesma forma que a KS1, na KS2 é dividido em 10 faixas que variam de 10 em 10 e é comparado a distribuição acumulada de bons com a distribuição acumulada de maus. Notamos isso na Figura 3.

Figura 3 – Teste de KS2 para performance do modelo.



Fonte: Elaboração própria

Na Figura 3 a linha vermelha representa a distribuição acumulada de maus e a linha azul representa a distribuição acumulada de bons. Observamos que a maior distância entre essas duas linhas está na sexta faixa de behavior (51 - 60) que foi de 56,88%, então esse é a KS2 do mês.

A KS1 não pode ser analisado sozinho, pois ela apenas mostra se aconteceu alguma mudança no público que está sendo pontuado, mas ele é um grande indicativo de possíveis mudanças na KS2, pois com um público diferente do que foi desenvolvido o modelo, temos a possibilidade de afetar sua performance. Já o KS2 mostra de fato a performance do modelo, mostrando se ele está separando bem os clientes maus dos clientes bons.

Nos modelos mais usuais de crédito, como Credit Score, Behavior Score ou Collection Score, a KS1 dependendo de seu valor pode estar entre excelente e inaceitável. Notamos isso na Tabela 1.

Tabela 1 – Valores referenciais de KS para aderência ao público

| Valor de KS | Credit/Collection/Behavior score |
|---------------|----------------------------------|
| Menor que 6% | Excelente |
| 6% a 8% | Bom |
| 8% a 10% | Sinal de alerta |
| Maior que 10% | Inaceitável |

Fonte: Baseado em Sicsú (2010)

Porém, em relação ao KS2, dependendo do modelo os valores entre aceitável e excelente mudam. A Tabela 2 mostra os diferentes valores de KS2.

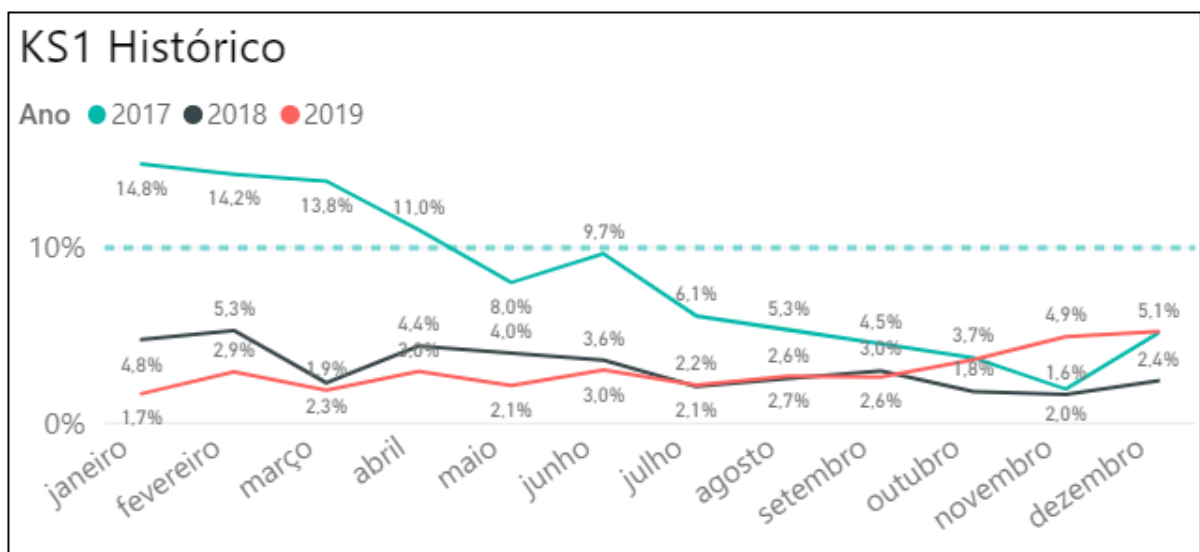
Tabela 2 – Valores referenciais de KS para acurácia

| Valor de KS | Credit/Collection score | Behavior score |
|---------------|--------------------------------|--------------------------------|
| Menor que 20% | Baixo | Baixo |
| 20% a 25% | Baixo/aceitável | Baixo |
| 25% a 30% | Bom | Baixo |
| 30% a 50% | Muito Bom | Aceitável |
| 50% a 60% | Excelente | Bom |
| 60% a 70% | Excelente valores pouco usuais | Muito Bom |
| Maior que 70% | | Excelente valores pouco usuais |

Fonte: Baseado em Sicsú (2010)

Então, todos os meses era feito o acompanhamento histórico desses indicadores. Na Figura 4 apresentamos os valores de KS1 ao longo do tempo.

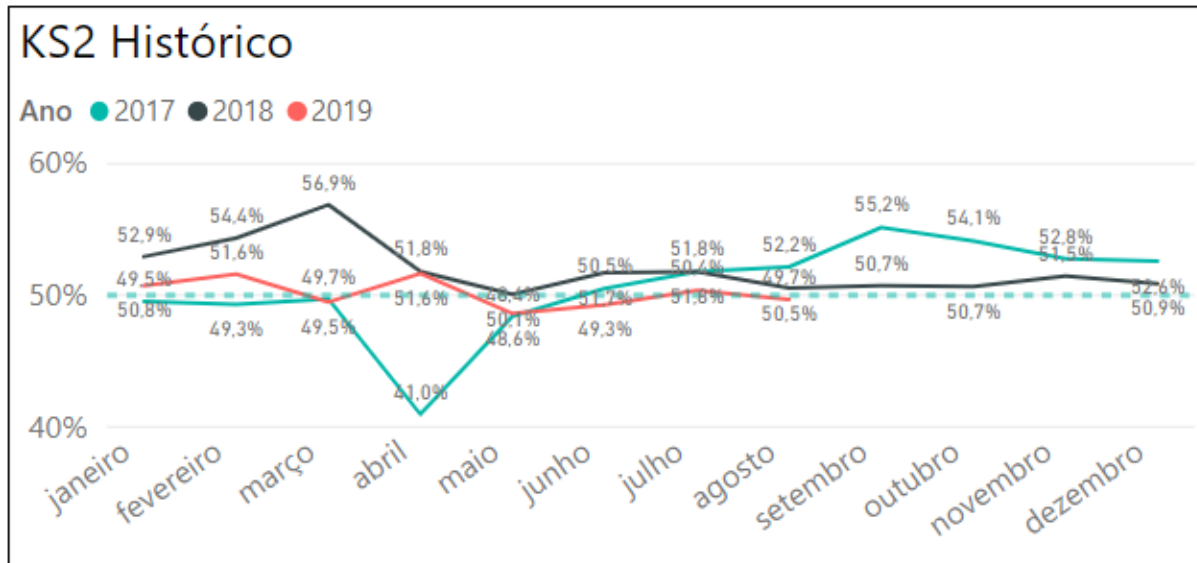
Figura 4 – Valores de KS1 de forma histórica.



Fonte: Elaboração própria

Observamos na Figura 4 que no ano de 2017 a KS1 veio decrescendo. Isso aconteceu porque existia um modelo antigo que já estava perdendo performance, substituído em 2017. Podemos observar também que aparentemente o público de 2018 e 2019 estava bem semelhante ao público que foi desenvolvido o modelo que está em produção. Na Figura 5 apresentamos os valores históricos de KS2.

Figura 5 – Valores de KS2 de forma histórica.



Fonte: Criação própria

Percebemos que da mesma forma que no ano de 2017, onde o modelo estava perdendo performance, tanto a KS2 quanto a KS1 estavam ruins, precisando assim uma troca de modelo. Porém, percebemos que os valores de KS1 de 2019 estavam bem controlados, sendo que os valores de KS2 já estavam começando a ficar abaixo da linha de 50%, indicando assim que também deveria ser trocado o modelo.

4.5.2 Visão Mensal

Já em relação a visão mensal, também contava com 4 gráficos. O primeiro gráfico é um comparativo da taxa de maus com o público alvo do mês de estudo. No primeiro gráfico é mostrado essas quantidades em 10 faixas que variavam de 10 em 10. Já no segundo gráfico é mostrado as mesmas quantidades, porém em relação aos Clusters de faixa de Behavior Score. A pontuação Behavior Score é dividido em 3 Clusters:

- Alto Risco: Pontuação entre 0 e 30
- Médio Risco: Pontuação entre 31 e 60

- Baixo Risco: Pontuação entre 61 e 100

Os outros dois gráficos dessa visão são os mesmos que foram representados nas Figuras 2 e 3. Esses gráficos tem como objetivo detalhar como foi a performance do mês, para mostrar possíveis motivos e causas de possam afetar na performance desse modelo.

5 ATIVIDADES DESENVOLVIDAS DURANTE O ESTÁGIO SUPERVISIONADO OBRIGATÓRIO II

Diferentemente do primeiro período, no estágio supervisionado obrigatório II desenvolvi minhas atividades no setor de Data Science, onde tive atividades bem parecidas com o primeiro momento. Basicamente, as rotinas que tive anteriormente continuaram, desenvolvi uma nova rotina e criei mais um relatório gerencial.

5.1 Checagem da pontuação dos modelos de *Collection Score*

Todos os dias, os modelos de *Collection Score* que estão ligados a alguma faixa de dias de atraso dos clientes da empresa faziam uma pontuação referente a propensão que cada cliente tinha de pagar ou não suas dívidas. Essa pontuação era bastante importante, pois influenciava diretamente as estratégias tomadas pela área de Recuperação de Crédito. Porém, em alguns momentos acontecia alguns problemas nos bancos de dados da FortBrasil e essa pontuação não acontecia, ou acontecia com problemas.

Então em relação a isso, montei uma rotina que verificava se os modelos que tinham pontuação no dia em que executava meus códigos tinham sido pontuado da maneira certa. Essa verificação acontecia no programa *SQL Server*, onde basicamente eu utilizava a tabela de pontuação e as tabelas referentes a dias de atraso e verificava se as pessoas que deveriam ser pontuadas naquele dia realmente eram pontuadas.

5.2 MIS - Modelos de Aquisição

Para uma pessoa ser aprovada em alguma empresa de cartões, geralmente terá que passar por dois principais passos. No primeiro passo a pessoa será consultada por alguns birôs de crédito, que através de alguns modelos estatísticos dirão a propensão da pessoa de ser ou não um bom pagador. Se a pessoa passar dessa etapa, serão confirmadas algumas informações, para que não ocorra uma fraude ou passe alguém que não está de acordo com a política da empresa. Com base nesses modelos foi criado o relatório de *MIS* referente aos modelos de aquisição, para acompanhar se esses modelos estão separando bem os bons clientes dos maus clientes.

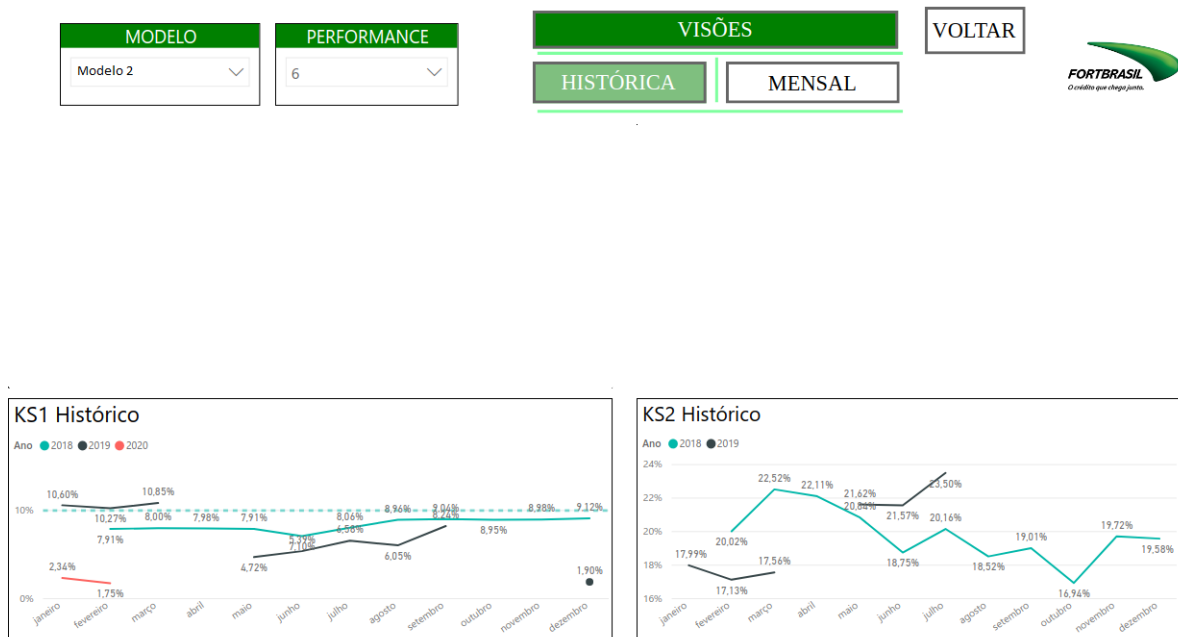
Semelhantemente com o primeiro *MIS* que foi desenvolvido no estágio supervisionado obrigatório I, esse relatório conta com as mesmas partes, principalmente em relação às visões de acompanhamento quanto aos gráficos que contém em cada visão, porém referente aos

modelos de aquisição que a empresa tem.

5.2.1 Visão Histórica

Em relação a visão histórica, assim como no outro *MIS*, também tem 4 gráficos que fazem o acompanhamento desses modelos. Por conterem informações confidenciais, alguns desses gráficos foram ocultados. Esses gráficos demonstram como estão os modelos ao longo de sua trajetória na empresa. Podemos observar através da Figura 6.

Figura 6 – Visão histórica *MIS* - Modelos de Aquisição.



Fonte: Criação própria

Como comentado anteriormente, os dois primeiros gráficos estão ocultados por segurança da informação. Sendo assim, na parte superior desse relatório de *MIS* podemos notar o menu de seleção de modelo e de seleção de performance. Em relação a seleção de modelos, é por conta que existem dois modelos de aquisição que são utilizados para entrada de novos clientes. Por conta disso ser uma informação confidencial da empresa, não posso comentar como ele é usado conjuntamente, mas basicamente cada um dos modelos tem a mesma variável resposta, que é a probabilidade do cliente estar com mais de 65 dias de atraso após seis meses de conta.

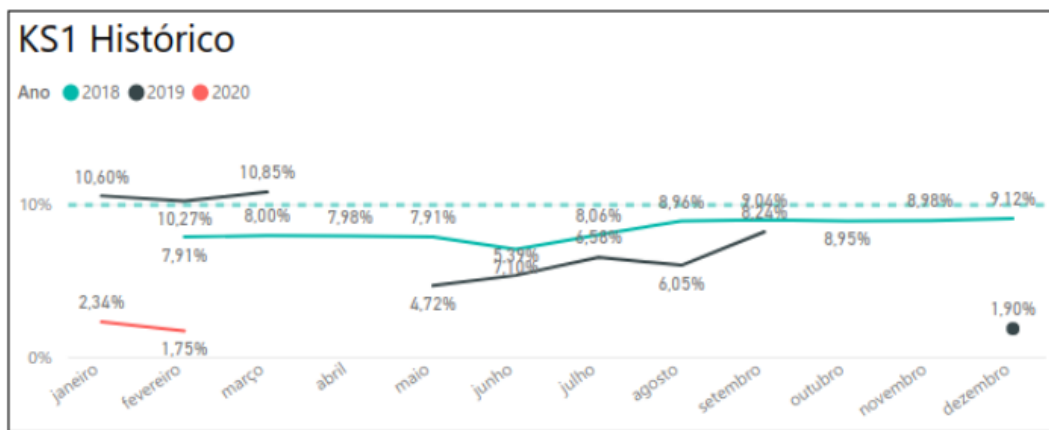
A performance de cada cliente no modelo só acontece após seis meses, porém um cliente com quatro meses de conta já consegue ficar com mais de 65 dias de atraso, então algo que seria interessante é ter um pré resultado de *KS2*, onde podemos ter uma noção de quanto mais ou menos será o verdadeiro valor de *KS2*. Por conta disso existe essa janela de seleção de

performance, onde podemos escolher quatro ou seis meses.

Já em relação aos gráficos desse relatório, podemos observar que os dois gráficos de cima estão em branco por também se tratarem de informações confidenciais da empresa. O primeiro desses dois gráficos é um gráfico de colunas com linhas, onde as colunas representam quantas propostas tiveram por mês nesse gráfico existem duas linhas. A primeira representa o *score* médio de todas as propostas que chegaram por mês e a segunda linha é o *score* médio só das propostas de quem foi aprovado.

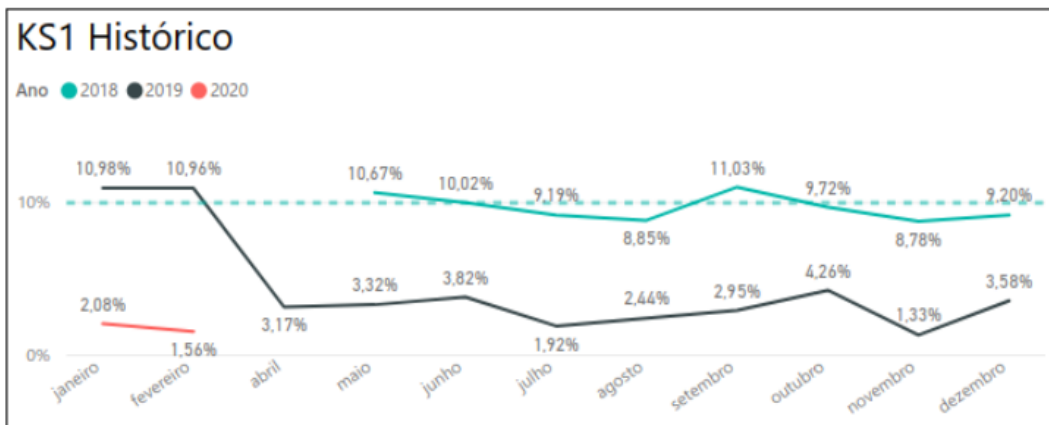
O segundo gráfico desse relatório é um gráfico de linhas, onde mostra a taxa de maus por mês. E por fim, os gráficos que ficam na parte inferior desse relatório são os mesmos que estão no relatório anterior, que basicamente representam os valores de *KS1* e *KS2* de cada modelo ao longo do tempo. Podemos observar melhor esses valores de *KS1* desses dois modelos através das Figuras 7 e 8.

Figura 7 – *KS1* histórico do primeiro modelo de aquisição.



Fonte: Criação própria

Figura 8 – *KS1* histórico do segundo modelo de aquisição.

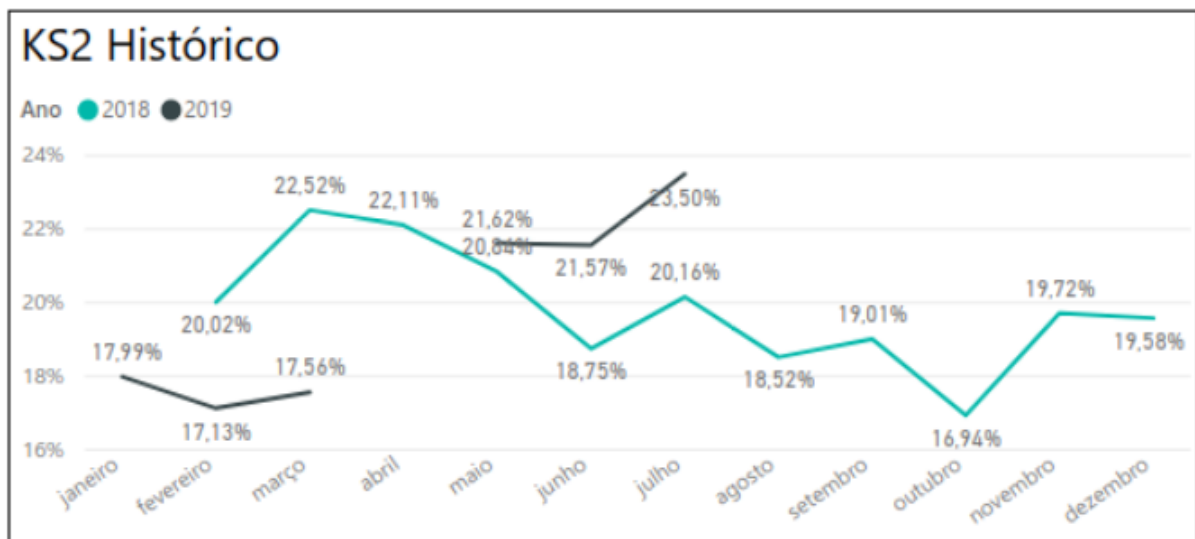


Fonte: Criação própria

Atráves desses dois gráficos, podemos perceber que tanto da Figura 7 quanto na Figura 8 os gráficos no ano de 2018 os valores de *KS1* estavam pelo menos próximo de 10%, que é um grande indicativo que o modelo poderia perder aderência. Em relação ao primeiro gráfico notamos que no mês de abril, outubro e novembro de 2019 não existe o valor de *KS1*. Isso ocorreu por conta algumas mudanças de política, como a não utilização do modelo, ou utilização do modelo de outra forma.

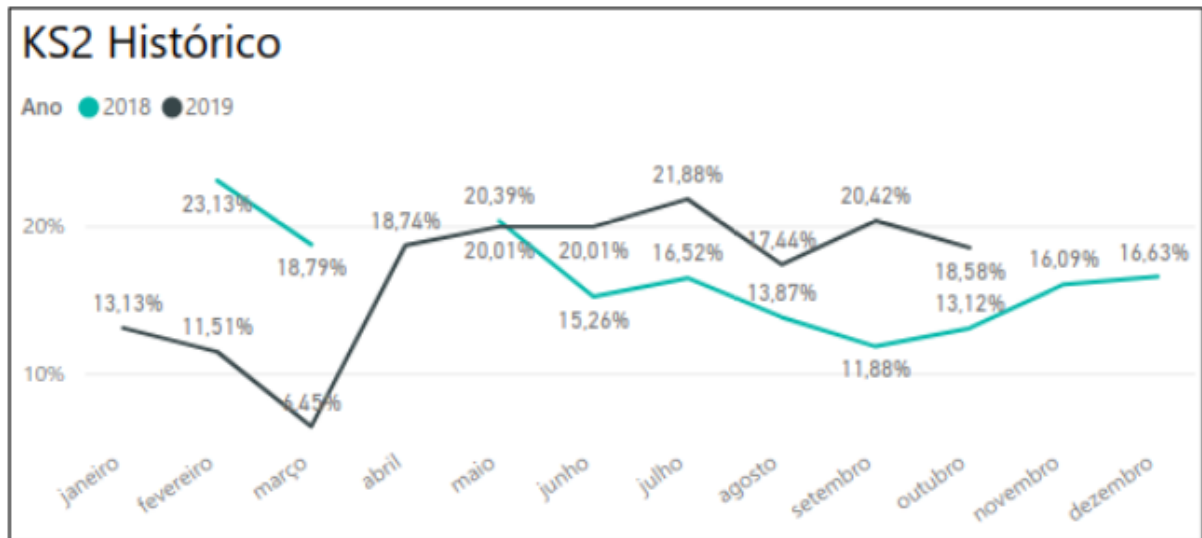
Já em relação ao segundo gráfico, percebos que até fevereiro de 2019 ele estava ruim em relação aos valores de *KS1*. Em março de 2019 esse modelo foi trocado para uma nova versão dele, então os valores de *KS1* voltaram a ficarem estáveis. Notamos também que nesse gráfico não existe o mês de março. Isso aconteceu por erro na construção desse gráfico. Em relação aos gráficos históricos de *KS2*, podemos observá-los nas Figuras 9 e 10 dos diferentes modelos respectivamente.

Figura 9 – *KS2* histórico do primeiro modelo de aquisição.



Fonte: Criação própria

Figura 10 – KS1 histórico do segundo modelo de aquisição.



Fonte: Criação própria

Em ambos os gráficos, notamos que os valores de *KS2* estão baixos para modelos de *Credit Score*, porém como eles não são utilizados isoladamente, esses valores são mais condizentes. Nesse contexto, os valores próximos de 20% são mais aceitáveis por conta de existirem dois modelos que são utilizados conjuntamente, seguindo regras da política da empresa. E da mesma forma que nos gráficos de *KS1*, notamos que em alguns meses não existe performance por conta de mudança de política ou não utilização do modelo.

5.2.2 Visão Mensal

Por fim, temos a Figura 11, referente à visão mensal desse relatório, que assim como na Figura 6 contem informações confidenciais, portanto os dois primeiros gráficos foram ocultados:

Figura 11 – Visão mensal MIS - Modelos de Aquisição.

MODELO
Modelo 2

PERFORMANCE
6

ANO
2019

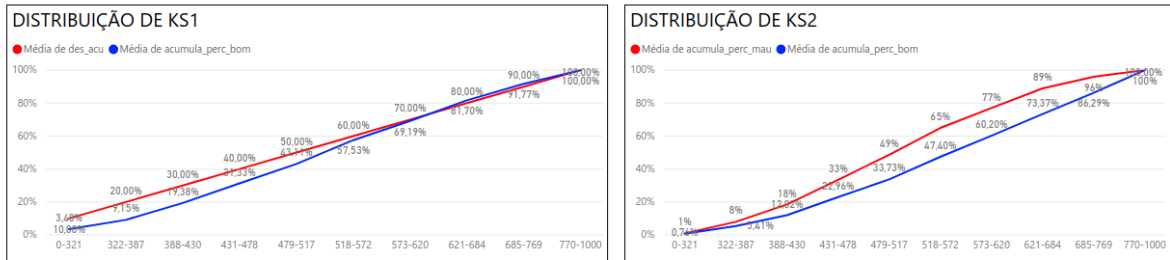
MÊS
março

VISÕES

VOLTAR

HISTÓRICA

MENSAL

Fonte: Criação própria

Podemos notar que basicamente temos os mesmos gráficos da primeira visão, porém especificando para cada mês. No primeiro gráfico, temos um gráfico de linhas que mostra a taxa de maus por decil do modelo que foi selecionado. Essa faixa de decil é referente às faixas de decis de *scores* quando o modelo foi desenvolvido.

No segundo gráfico temos a quantidade de propostas por faixas de decis no mês que foi selecionado. E por fim, nos dois últimos gráficos temos a distribuição de *KS1* e *KS2* do mês de referência, onde podemos notar onde temos possíveis problemas com faixas específicas de cada modelo.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Quando o estágio se iniciou, muitas expectativas e desafios foram criados por conta da importância do mesmo. Mas em meio de cada dificuldade encontrada, como se habituar com o meio financeiro e em relação a utilização de algumas ferramentas que não conhecia, foi tudo bem superado com a ajuda de todas as pessoas do setor.

Outra dificuldade encontrada foi a realização de forma remota do estágio supervisionado no último mês de contrato, por conta que toda a empresa começou a trabalhar dessa forma, seguindo orientações do ministério da saúde para o período.

Pude nesse período colocar em prática muitos ensinamentos que aprendi durante o curso de estatística, tanto no que se refere a questão teórica das análises realizadas, quanto no que diz respeito a como me portar no mercado de trabalho.

Outra virtude encontrada, foi em relação ao aprendizado e aperfeiçoamento em algumas ferramentas computacionais. Dentre elas podemos citar o R e o SQL, ambas vistas com bastante atenção durante a graduação. Outra ferramenta que foi bem utilizada foi o Power BI, onde pude ter o primeiro contato e grande avanço com a mesma.

Uma contribuição que pude fazer durante o período do estágio, foi que a partir dos relatório que contruí, houveram algumas mudanças nos modelos estatísticos que a empresa utilizava e com isso aperfeiçoar os processos futuros.

Mas de fato a melhor parte foi o crescimento, não só como profissional, mas também como pessoa. Pois foi vivenciado experiências onde pude crescer também em conhecimento. Com isso pude então desenvolver um ótimo trabalho que serviu de auxílio tanto para os analistas do setor, como até mesmo aos outros setores da empresa e até nos áreas gerenciais para tomada de decisão.

7 REFERÊNCIAS

ALVES, M. C. **Estratégias para o desenvolvimento de modelos de credit score com inferência de rejeitados**. Dissertação (Mestre em Ciências) – Universidade de São Paulo, São Paulo, 2008.

CREDITO E COBRANCA (Brasil). **BEHAVIOR SCORE**. Disponível em:
<<https://www.creditoecobranca.com/vocabulario/behavior-score>>. Acesso em: 29 jan. 2020.

DICIONÁRIO FINANCEIRO (Brasil). **O que é Credit Scoring**. Disponível em:
<<https://www.dicionariofinanceiro.com/credit-score/>>. Acesso em: 30 jan. 2020.

FORTBRASIL (Brasil). **Quem somos**. 2020. Disponível em:
<<https://www.fortbrasil.com.br/quem-somos>>. Acesso em: 29 jan. 2020.

FORTI, M. **Técnicas de machine learning aplicadas na recuperação de crédito do mercado brasileiro**. Dissertação (Mestre em Economia) - Escola de Economia de São Paulo, São Paulo 2018

HORA, G. S. B. **Proposta de modelagem de risco atuarial para proporcionar rentabilidade**
Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharel em Ciências Atuariais) - Universidade Federal de Sergipe, Sergipe - 2018

KNOOW.NET (Brasil). **Management Information Systems (MIS)** 2020. Disponível em:
<<https://know.net/cienceconempr/gestao/management-information-systems-mis/>>. Acesso em:
20 mar. 2020.

R Core Team **R: A Language and Environment for Statistical Computing**. Viena, Austria, 2020. Disponível em: <<http://www.R-project.org/>> Acesso em: 23 out. 2020.

SICSÚ, A. L. **Credit Scoring: desenvolvimento, implantação, acompanhamento**. Blucher, 2010.