**Modelagem estatística aplicada na prevenção ao *churn***

Lucas Franz Monteiro¹\*;Profa. Dra. Ana Julia Righetto2

1 Risco e Modelagem. Rua Francisco Freire – Jardim Carlos Cooper; 08664-300 Suzano, São Paulo, Brasil

2 Nome da Empresa ou Instituição (opcional). Titulação ou função ou departamento. Endereço completo (pessoal ou profissional) – Bairro; 00000-000 Cidade, Estado, País

**Modelagem estatística aplicada na prevenção ao *churn***

**Introdução**

O avanço tecnológico impulsionado pela globalização, e as políticas públicas de inclusão digital, têm como uma das principais favorecidas a disseminação da informação, viabilizada pragmaticamente, pelas companhias de telecomunicação.

De acordo com o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística [IBGE] (2019b), 82.7% dos domicílios brasileiros, em 2019, tinham acesso à internet, sendo a região sudeste a primeira do ranking das regiões com maior índice, na qual 84.9% da população dispunha de acesso à internet. No mesmo ano, 81% da população com idade mínima de dez anos, possuía *smartphone* de uso pessoal, sendo que 91% deste público, contava com acesso à internet através do dispositivo.

No mesmo ano, a quantidade de empresas do setor de telecomunicações foi alavancada em 13%, com relação a 2018, contabilizando 11.043 companhias (IBGE, 2019a). Essa crescente traz consigo o aumento da concorrência entre as empresas do setor, na busca por prestar melhores serviços ao público, e da consequente ampliação do *market share*.

Nesse cenário, para Ferreira (2012) é fundamental que as companhias fidelizem seus clientes, a fim de preservar a competitividade, o que de acordo com Jahromi e colaboradores (2014), gera retornos sobre o investimento superiores às estratégias de captação de novos clientes, raciocínio corroborado por Surujlal e Dhurup (2012), segundo os quais a obtenção de novos consumidores requer maiores investimentos que a manutenção dos clientes atuais.

De acordo com o Cambridge Dictionary (2022), *churn* é o fenômeno no qual clientes param de comprar o produto ou serviço de uma companhia, principalmente para comprá-los de um competidor. Segundo Mattison (2005), o *churn* é voluntário quando o cliente rescinde o contrato de serviço, de forma deliberada ou não; e involuntário quando é a empresa quem opta pela rescisão, geralmente por motivos de fraude, não pagamento ou não utilização do serviço.

Esse trabalho tem como objetivo aplicar técnicas de modelagem estatística na prevenção ao *churn*, a fim de permitir a detecção em tempo hábil, de clientes com elevado risco de cancelamento do serviço, auxiliando a companhia na tomada de decisões proativas para retenção de seus clientes, além de contribuir na elucidação das principais razões que levam ao cancelamento do serviço.

**Material e Métodos**

O *dataset* utilizado no trabalho é composto por clientes de uma companhia de telecomunicações fictícia, que fornece serviços de telefonia e internet, no estado da California. Composto originalmente por 7.043 observações e 53 variáveis, o conjunto de dados oficialmente disponibilizado na plataforma IBM Cognos Analytics, indica que no terceiro trimestre de 2019, o índice de *churn* foi de 26.5%. O restante da base de dados é formada por novos clientes, que contrataram os serviços recentemente, e por consumidores que já assinavam algum serviço, e mantiveram o contrato ativo.

A fim da enriquecer os dados, foram coletadas e anexadas ao *dataset* variáveis censitárias da população norte-americana, disponibilizadas pela pesquisa anual *American Community Survey*, a qual de acordo com o United States Census Bureau [USCB] (2022) incorpora características sociais, econômicas, demográficas e habitacionais da nação. Neste trabalho, optou-se por consultar as estimativas de cinco anos, que compreendem o período de 2013 a 2017, devido maior confiabilidade estatística para áreas geográficas menos populosas.

Neste trabalho, foi aplicada a metodologia: qualitativa, quantitativa, exploratória, descritiva, estudo de caso, etc.

Tabela 1. Variáveis do dataset original, selecionadas para utilização

|  |  |
| --- | --- |
| Variável | Descrição |
| customer\_id | Identificador único do cliente |
| gender | Sexo do cliente |
| age | Idade do cliente |
| flg\_married | Indica se o cliente é casado |
| number\_of\_dependents | Quantidade de dependentes que moram com o cliente |
| city | Cidade da residência principal do cliente |
| zip\_code | Cep da residência principal do cliente |
| latitude | Latitude da residência principal do cliente |
| longitude | Longitude da residência principal do cliente |
| number\_of\_referrals | Quantidade de indicações, feitas pelo cliente até o presente |
| tenure\_in\_months | Tempo de casa do cliente, ao final do trimestre |
| offer | Última oferta de marketing aceita pelo cliente, se aplicável |
| flg\_phone\_service | Indica se o cliente assina o serviço de telefonia residencial da companhia |
| avg\_monthly\_long\_distance\_charges | Valor mensal médio das cobranças de chamadas de longas distâncias, calculado até o final do trimestre |
| flg\_multiple\_lines | Indica se o cliente assina múltiplas linhas telefônicas da companhia |
| internet\_type | Tipo do serviço de internet assinado pelo cliente |
| avg\_monthly\_gb\_download | Volume mensal médio de download, em gigabytes, calculado até o final do trimestre |
| flg\_online\_security | Indica se o cliente assina um serviço adicional de segurança online, fornecido pela companhia |
| flg\_online\_backup | Indica se o cliente assina um serviço adicional de backup online, fornecido pela companhia |
| flg\_device\_protection\_plan | Indica se o cliente assina a um plano adicional de proteção do dispositivo, para seu equipamento de internet, fornecido pela companhia |
| flg\_premium\_tech\_support | Indica se o cliente assina um plano adicional de suporte técnico da companhia, com tempos reduzidos de espera |
| flg\_streaming\_tv | Indica se o cliente utiliza a internet para assistir programas de televisão de um fornecedor externo |
| flg\_streaming\_movies | Indica se o cliente utiliza a internet para assistir filmes de um fornecedor externo |
| flg\_streaming\_music | Indica se o cliente utiliza a internet para escutar música de um fornecedor externo |
| flg\_unlimited\_data | Indica se o cliente pagou uma taxa mensal adicional, para ter downloads/uploads ilimitados |
| contract | Tipo de contrato atual do cliente |
| flg\_paperless\_billing | Indica se o cliente optou por cobrança sem papel |
| payment\_method | Método de pagamento, utilizado pelo cliente, para pagar a fatura |
| monthly\_charge | Valor total da mensalidade atual do cliente, cobrada por todos os serviços utilizados |
| total\_charges | Cobranças totais do cliente, exceto valores adicionais, cobrados por utilização superior ao especificado no plano do cliente, calculadas até o final do trimestre |
| total\_refunds | Reembolsos totais do cliente, calculados até o final do trimestre |
| total\_extra\_data\_charges | Cobranças totais do cliente, por downloads de dados extras, acima do especificado em seu plano, ao final do trimestre |
| total\_long\_distance\_charges | Cobranças totais do cliente, por chamadas de longa distância, acima das especificadas em seu plano, ao final do trimestre |
| satisfaction\_score | Índice da satisfação geral do cliente com a companhia |
| customer\_status | Status do cliente ao final do trimestre |
| flg\_churn | Indica se a firma perdeu o cliente |
| cltv | Valor do tempo de vida do cliente (Customer Lifetime Value). Quanto maior o valor, mais valioso o cliente |
| churn\_category | Categoria de alto-nível, para o motivo da perda do cliente. Todos os clientes, ao deixarem a companhia, são questionados sobre o motivo da saída |
| churn\_reason | Motivo específico da perda do cliente |

Fonte: Dados originais da pesquisa

Tabela 2. Variáveis construídas através do processo de feature engineering

|  |  |
| --- | --- |
| Variável | Descrição |
| valor\_cobranca\_geral | Cobranças gerais do cliente, incluindo valores adicionais por utilização superior ao especificado em seu plano, ao final do trimestre |
| tx\_valores\_reembolsados | Percentual de valores reembolsados, em relação às cobranças gerais |
| tx\_concentracao\_cobranca\_mes\_q3 | Quanto dos valores cobrados até o final do trimestre, estão concentrados na mensalidade atual do cliente |
| valor\_cobrancas\_extras | Valores totais, cobrados por chamadas de longa distância e downloads de dados extras, acima do especificado no plano do cliente, ao final do trimestre |
| tx\_contrib\_cobrancas\_extras\_cobranca\_geral | Representatividade dos valores cobrados de forma adicional, em relação aos valores gerais, cobrados do cliente |
| qtd\_servicos\_principais | Quantidade de serviços principais assinados pelo cliente. Os serviços principais são telefonia e internet |
| qtd\_servicos\_adicionais | Quantidade de serviços adicionais assinados pelo cliente |
| qtd\_streamings | Quantidade de streamings utilizados pelo cliente |

Fonte: Dados originais da pesquisa

Tabela 3. Variáveis censitárias, referentes ao condado da residência principal do cliente

|  |  |
| --- | --- |
| Variável | Descrição |
| county | Condado da residência principal do cliente |
| condado\_idade\_mediana\_habitantes | Idade mediana dos habitantes |
| condado\_indice\_gini\_desigualdade\_renda | Índice de gini, de desigualdade de renda |
| condado\_qtd\_habitantes | Quantidade de habitantes |
| condado\_renda\_familiar\_mediana | Renda familiar mediana |
| condado\_tx\_habitantes\_homens | Percentual da população composta por homens |
| condado\_tx\_habitantes\_menor\_18\_anos | Percentual da população composta por indivíduos menores de 18 anos |
| condado\_area\_terra\_m2 | Área territorial do condado, em metros quadrados |
| condado\_densidade\_populacional | Densidade populacional (número de habitantes / área) |

Fonte: Dados originais da pesquisa

Tabela 4. Variáveis censitárias, referentes ao cep da residência principal do cliente

|  |  |
| --- | --- |
| Variável | Descrição |
| zip\_code\_idade\_mediana\_habitantes | Idade mediana dos habitantes |
| zip\_code\_indice\_gini\_desigualdade\_renda | Índice de gini, de desigualdade de renda |
| zip\_code\_qtd\_habitantes | Quantidade de habitantes |
| zip\_code\_renda\_familiar\_mediana | Renda familiar mediana |
| zip\_code\_tx\_habitantes\_homens | Percentual da população composta por homens |
| zip\_code\_tx\_habitantes\_menor\_18\_anos | Percentual da população composta por indivíduos menores de 18 anos |
| zip\_code\_area\_terra\_m2 | Área territorial do cep, em metros quadrados |
| zip\_code\_densidade\_populacional | Densidade populacional (número de habitantes / área) |

Fonte: Dados originais da pesquisa

O conjunto de dados foi dividido em partições de treinamento e teste, e ao todo foram estimados dois modelos, sendo um modelo de regressão logística binária clássica, e um modelo de regressão logística binária multinível, os quais, com base no comportamento conjunto das variáveis preditoras, calcularam a probabilidade de *churn* de cada cliente. Os parâmetros do modelo clássico foram estimados por máxima verossimilhança, e os do modelo multinível, por máxima verossimilhança restrita, método que de acordo com Fávero e Belfiore (2017) gera estimações não viesadas da variância dos termos de erro.

A modelagem multinível foi aplicada com o intuito de permitir a identificação de heterogeneidades entre os clientes bem como entre os condados, possibilitando a especificação de componentes aleatórios em cada nível.

Nessa perspectiva, além dos parâmetros do modelo, também foram estimados os componentes de variância dos termos de erro do intercepto e do coeficiente angular, os quais tiveram suas significâncias estatísticas analisadas por meio de testes de razão de verossimilhança, de modo a identificar se a presença de níveis superiores gera aleatoreidades nos interceptos e nos declives, o que foi utilizado como indicador para definir se o modelo deveria ser estimado com interceptos aleatórios, com declives aleatórios, com ambos, ou se um modelo de regressão logística clássica era suficiente, caso identificada a ausência de aleatoreidades de interceptos e declive (Fávero e Belfiore, 2017).

Os modelos foram testados no conjunto de teste, a fim de avaliar a capacidade de generalização em dados não utilizados no treinamento, e tiveram suas performances comparadas por meio de testes da razão de verossimilhança. O desempenho de cada modelo também foi avaliado por meio de matrizes de confusão, e pela área sob a curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*).

A curva ROC, segundo James et al. (2021), é traçada por um gráfico que apresenta para todos os pontos de corte, a interação entre os verdadeiros positivos (sensitividade), e os falsos positivos (1 – especificidade) do modelo, plotados respectivamente no eixo das ordenadas e abscissas. A área sob a curva ROC, cujo valor máximo é um, foi utilizada para comparar a performance preditiva dos modelos, uma vez que quanto maior a área, maior a capacidade preditiva.

Na modelagem multinível, foram adotados dois níveis, a saber, cliente (nível 1), e condado (nível 2). Este tipo de modelo, de acordo com Fávero e Belfiore (2017), é denominado HLM2, onde “HLM” é acrônimo de *Hierarchical Linear Model*, e o numeral “2” indica que o modelo será aplicado a dados aninhados em dois níveis.

A linguagem de programação R v. 4.1.1 (R Core Team, 2021), foi utilizada para desenvolver o trabalho, com o auxílio dos pacotes:

* buildmer (Voeten, 2022)
* caret (Kuhn, 2022) – Criação de amostras aleatórias estratificadas para treinamento e teste; construção de matrizes de confusão.
* ggpubr (Kassambara, 2020)
* ggrepel (Slowikowski, 2021)
* glmmTMB (Brooks et al., 2017) – Modelagem multinível.
* glue (Hester e Bryan, 2022)
* lmtest (Zeileis e Hothorn, 2002) – Comparar os *log-likelihoods* dos modelos, através de teste da razão de verossimilhança.
* pROC (Robin et al., 2011) – Calcular a área sob a curva ROC.
* readxl (Wickham e Bryan, 2019)
* sf (Pebesma, 2018)
* stats (R Core Team, 2021) – Treinar modelo de regressão logística binária.
* stringr (Wickham, 2019)
* tidycensus (Walker e Herman, 2022)
* tidyverse (Wickham et al., 2019) – Manipulação e transformação de dados.
* tigris (Walker, 2022)
* zipcodeR (Rozzi, 2021)

**Resultados Preliminares**

Na Figura 1, verifica-se que os motivos mais comuns que acarretaram a perda de clientes, estão relacionados à alguma empresa concorrente oferecendo melhores dispositivos e planos, bem como aspectos relacionados ao comportamento ou postura do profissional do suporte técnico. Curiosamente, apenas 11.3% dos clientes cancelaram o serviço por razões vinculadas ao preço praticado pela companhia, e eventuais cobranças por utilização extra de serviços.

Chart, bar chart

Description automatically generated

Figura 1. Distribuição dos motivos de churn

Fonte: Resultados originais da pesquisa

A satisfação dos clientes, que para Caldeira (2006) resulta da discrepância entre a percepção emocional do serviço, e a expectativa gerada pelas propagandas de marketing, tem, de acordo com Anderson e Sullivan (1993), e Fornell (1992), uma relação diretamente proporcional com a retenção, de modo que quanto maior a satisfação, maior a retenção. Esse fenômeno é salientado na distribuição da variável “satisfaction\_score”, conforme apresentado na Tabela 5.

Tabela 5. Percentual de churn, por índice de satisfação do cliente

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| satisfaction\_score | Quantidade de clientes | % Churn |
| 1 | 922 | 100 |
| 2 | 518 | 100 |
| 3 | 2.665 | 16,1 |
| 4 | 1.789 | 0 |
| 5 | 1.149 | 0 |

Fonte: Resultados originais da pesquisa

Dos clientes perdidos, 65% não apresentavam uma das principais características de fidelidade, a saber, a indicação do produto ou serviço para outras pessoas, e 90% tinham feito no máximo uma indicação.

Chart, box and whisker chart

Description automatically generated

Figura 2. Distribuição de variáveis de interesse

Fonte: Resultados originais da pesquisa

Conforme ilustrado na Figura 3, os condados com maior presença de clientes estão localizados ao sul do estado da California, a saber Los Angeles, o qual concentra 18.9% de todos os clientes, seguido por San Diego e Orange, os quais, juntos, não alcançam a mesma relevância de Los Angeles, congregando 13.8% dos clientes.

Chart

Description automatically generated

Figura 3. Distribuição de clientes, por condado, com destaque para os condados com maiores e menores representatividades

Fonte: Resultados originais da pesquisa

Salienta-se que os condados menos populosos do estado, são os mais relevantes no aspecto do percentual da população que é ou foi cliente da companhia, como apresentado na Figura 4. Porém, juntos, os três condados contabilizam apenas 84 clientes, ou 1.2% do total de 7.043 consumidores. Sierra, Alpine e Trinity estão entre os cinco condados com menor número de habitantes da Califórnia, e dos aproximadamente 2.885 habitantes de Sierra, 0.97% são ou já foram clientes da companhia em algum momento.

Chart

Description automatically generated

Figura 4. Proporção de habitantes, por condado, que foram ou são clientes da companhia, com destaque para os condados com maiores e menores representatividades

Fonte: Resultados originais da pesquisa

Del Norte, um dos condados com menor participação na carteira de clientes da companhia, foi o condado com a taxa mais elevada de cancelamento dos serviços, enquanto San Diego, o segundo condado com a maior quantidade de clientes, foi também o segundo com maior índice de *churn*, seguido pelo condado de Stanislaus, como ilustrado na Figura 5.

A picture containing diagram

Description automatically generated

Figura 5. Índice de churn por condado

Fonte: Resultados originais da pesquisa

Na Figura 6, evidenciou-se que mais de 30% dos clientes que cancelaram o serviço, tem a residência principal localizada nos condados de Los Angeles e San Diego, situados ao sul do estado da California.

Diagram

Description automatically generated

Figura 6. Distribuição do churn, por condado

Fonte: Resultados originais da pesquisa

Detectou-se também a existência de um cinturão geográfico, localizado majoritariamente ao norte, em que a razão mais recorrente de *churn* está relacionada à insatisfação com o serviço prestado pela companhia, conforme apresentado na Figura 7.

Chart

Description automatically generated

Figura 7. Motivos mais frequentes de churn, por condado

Fonte: Resultados originais da pesquisa

**Referências**

Anderson, E. W.; Sullivan, M. W. 1993. The Antecedents and Consequences of Customer Satisfaction. Marketing Science 12: 125-143.

Brooks, M. E.; Kristensen, K.; Benthem, K. J. van; Magnusson, A.; Berg, C. W.; Nielsen, A.; Skaug, H. J.; Maechler, M.; Bolker, B. M. 2017. glmmTMB Balances Speed and Flexibility Among Packages for Zero-inflated Generalized Linear Mixed Modeling. The R Journal 9(2): 378-400.

Caldeira, S. 2006. Retenção de Clientes. p. 165-184. In: Correia, A.; Sacavém, A.; Colaço, C. Manual de Fitness & Marketing. Visão e Contextos, Lisboa, Lisboa, Portugal.

~~Churn. In: Cambridge Dictionary. 2022. Cambridge University Press. Disponível em: <https://dictionary.cambridge.org/pt/dicionario/ingles/churn>. Acesso em: 22 maio 2022.~~

Fávero, L. P.; Belfiore, P. 2017. Manual de Análise de Dados: Estatística e Modelagem Multivariada com Excel®, SPSS® e Stata®. Elsevier Editora Ltda., Rio de Janeiro, RJ, Brasil.

Ferreira, C. M. C. 2012. Um estudo sobre fidelização e retenção de clientes na área do fitness. Dissertação. Instituto Politécnico de Castelo Branco, Castelo Branco, Castelo Branco, Portugal.

Fornell, C. 1992. A national customer satisfaction barometer: The Swedish experience. Journal of Marketing 56: 6-21.

Hester, J.; Bryan, J. 2022. glue: Interpreted String Literals. R package version 1.6.2. Disponível em: <https://cran.r-project.org/package=glue>. Acesso em: 22 maio 2022.

Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística [IBGE]. 2019. Pesquisa Anual de Serviços. Disponível em: < https://ftp.ibge.gov.br/Comercio\_e\_Servicos/Pesquisa\_Anual\_de\_Servicos/pas2019/xlsx/tabelas\_2019\_xlsx.zip>. Acesso em: 08 maio 2022.

Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística [IBGE]. 2019. Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua. Disponível em: <https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv101794\_informativo.pdf>. Acesso em: 09 maio 2022.

Jahromi, A. T.; Stakhovych, S.; Ewing, M. 2014. Managing B2B customer churn, retention and profitability. Industrial Marketing Management 43: 1258-1268.

Kassambara, A. 2020. ggpubr: 'ggplot2' Based Publication Ready Plots. R package version 0.4.0. Disponível em: <https://cran.r-project.org/package=ggpubr>. Acesso em: 22 maio 2022.

Kuhn, M. 2022. caret: Classification and Regression Training. R package version 6.0-91. Disponível em: <https://cran.r-project.org/package=caret>. Acesso em: 22 maio 2022.

Mattison, R. 2005. The Telco Churn Management Handbook. XiT Press, Oakwood Hills, IL, USA.

Pebesma, E. 2018. Simple Features for R: Standardized Support for Spatial Vector Data. The R Journal 10: 439-446.

R Core Team. 2021. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. Disponível em: <https://www.R-project.org/>. Acesso em: 19 out. 2021.

Robin, X.; Turck, N.; Hainard, A.; Tiberti, N.; Lisacek, F.; Sanchez, J. C.; Müller, M. 2011. pROC: an open-source package for R and S+ to analyze and compare ROC curves. BMC Bioinformatics 12: 77.

Rozzi, G. C. 2021. zipcodeR: Advancing the analysis of spatial data at the ZIP code level in R. Software Impacts 9: 100099.

Slowikowski, K. 2021. ggrepel: Automatically Position Non-Overlapping Text Labels with 'ggplot2'. R package version 0.9.1. Disponível em: <https://cran.r-project.org/package=ggrepel>. Acesso em: 22 maio 2022.

Surujlal, J.; Dhurup, M. 2012. Establishing and maintaining customer relationships in commercial health and fitness centers in South Africa. International Journal of Trade, Economics and Finance 3: 14-18.

United States Census Bureau [USCB]. 2022. American Community Survey 5-Year Data (2009-2020). Disponível em: <https://www.census.gov/data/developers/data-sets/acs-5year.2017.html>. Acesso em: 22 maio 2022.

Voeten, C. C. 2022. buildmer: Stepwise Elimination and Term Reordering for Mixed-Effects Regression. R package version 2.4. Disponível em: <https://cran.r-project.org/package=buildmer>. Acesso em: 22 maio 2022.

Walker, K. 2022. tigris: Load Census TIGER/Line Shapefiles. R package version 1.6. Disponível em: < https://cran.r-project.org/package=tigris>. Acesso em: 22 maio 2022.

Walker, K.; Herman, M. 2022. tidycensus: Load US Census Boundary and Attribute Data as 'tidyverse' and 'sf'-Ready Data Frames. R package version 1.2. Disponível em: <https://cran.r-project.org/package=tidycensus>. Acesso em: 22 maio 2022.

Wickham, H. 2019. stringr: Simple, Consistent Wrappers for Common String Operations. R package version 1.4.0. Disponível em: <https://cran.r-project.org/package=stringr>. Acesso em: 22 maio 2022.

Wickham, H.; Averick, M.; Bryan, J.; Chang, W.; McGowan, L. D.; François, R.; Grolemund, G.; Hayes, A.; Henry, L.; Hester, J.; Kuhn, M.; Pedersen, T. L.; Miller, E.; Bache, S. M.; Müller, K.; Ooms, J.; Robinson, D.; Seidel, D. P.; Spinu, V.; Takahashi, K.; Vaughan, D.; Wilke, C.; Woo, K.; Yutani, H. 2019. Welcome to the tidyverse. Journal of Open Source Software 4: 1686.

Wickham, H; Bryan, J. 2019. readxl: Read Excel Files. R package version 1.3.1. Disponível em: <https://cran.r-project.org/package=readxl>. Acesso em: 22 maio 2022.

Zeileis, A.; Hothorn, T. 2002. Diagnostic Checking in Regression Relationships. R News 2(3): 7-10.

**Apêndice ou Anexo**

Chart, line chart

Description automatically generated

Figura 8: Churn trimestral, por operadora de celular, no Brasil

Fonte: Teleco 2022.

Chart, bar chart

Description automatically generated

Figura 9: Market share, por operadora de celular, no Brasil

Fonte: Teleco, 2022.